مدل‌سازی بازار سهام با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی و مقایسه با مدل‌های کلاسیک خطی

زهرا پاشایی[1] و رحیم دهخوارقانی*[2]

[1]گروه رایانه دانشگاه آزاد اسلامی بناب، بناب، ایران

[2]گروه رایانه، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه بناب، بناب، ایران

چکیده

پیش‌بینی قیمت سهام به‌عنوان یک فعالیت چالش برانگیز در پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی درنظر گرفته می‌شود. پیش‌بینی صحیح قیمت سهام می‌تواند سود زیادی را برای سرمایه‌گذاران به بار آورد. با وجود تلاش‌های فراوانی که تا کنون برای این منظور انجام گرفته، موفقیت چندانی در این زمینه به‌دست نیامده است. با توجه به پیچیدگی داده‌های بازار بورس، توسعه مدل‌های کارآمد برای این پیش‌بینی بسیار دشوار است. در این مقاله، سعی در بررسی دقیق این مسأله و ارائه روشی کارآمد برای آن داریم. برای ارزیابی روش پیشنهادی در این مقاله، بازار سهام تهران به‌عنوان یک بازار واقعی موردبررسی قرار گرفته است. برای پیش‌بینی شاخص کل سهام تهران، از سامانه‌های هوشمند غیرخطی همچون شبکه‌های عصبی مصنوعی(ANN[1]) و شبکه‌های عصبی فازی(ANFIS[2]) استفاده و سپس کارایی این مدل‌ها با مدل‌های کلاسیک خطی(ARIMA[3] و SARIMA[4]) بررسی شده و همچنین علاوه‌بر داده‌های شاخص کل، داده‌های تأثیرگذار دیگری شامل قیمت دلار آمریکا، قیمت طلا، قیمت نفت، شاخص صنعت، شاخص ارز شناور، شاخص بازار اول و دوم در طول حدود پنج سال اخیر نیز در نظر گرفته شده است. داده‌های این پژوهش به‌صورت هدفمند به‌عنوان ورودی به مدل‌های غیرخطی ANN و ANFIS داده می‌شوند. به‌عبارت دیگر، عمل انتخاب ویژگی توسط معیار تابع اطلاعات مشترک(MI[5]) و ضریب همبستگی خطی(CC[6]) انجام می‌گیرد؛ درنهایت، ویژگی‌هایی انتخاب می‌شوند که تأثیر بیشتری روی شاخص کل دارند. این عمل باعث می‌شود که داده‌های نامرتبط از مدل‌سازی حذف شوند که این کار، تأثیر به‌سزایی در نتایج مدل‌سازی خواهد داشت. درنهایت؛ همهٔ مدل‌ها براساس معیارهای رایج نیکویی برازش با همدیگر مقایسه می‌شوند تا بتوان به دید جامعی در مورد توانایی مدل‌های مورد نظر دست یافت. نتایج مدل‌سازی، بیان‌گر این است که انتخاب ویژگی‌ها با روش‌های MI و CC در هر دو مدل ANFIS و ANN دقت پیشبینی شاخص را از منظر معیار ارزیابی Nash-Sutcliffe تا ۵۵٪ افزایش می دهد. همچنین در تمامی پنج معیار ارزیابی، عملکرد ANFIS بر ANN برتری دارد.

واژگان کلیدی: شاخص بازار بورس، شبکه عصبی فازی، شبکه عصبی مصنوعی، ضریب همبستگی خطی، مدل آریما و مدل ساریما

Stock Market Modeling Using Artificial Neural Network and Comparison with Classical Linear Models

Zahra Pashaei[1] & Rahim Dehkharghani*[2]

[1]Faculty of Electrical and Computer Engineering, Islamic Azad University of Bonab, Bonab, Iran

[2]Faculty of Engineering, University of Bonab, Bonab, Iran

[1] Artificial Neural Networks
[2] Adaptive Neural Fuzzy Inference System
[3] Auto Regressive Integrated Moving Average
[4] Seasonal Auto Regressive Integrated Moving Average
[5] Mutual Information
[6] Correlation Coefficient

* Corresponding author

*نویسندهٔ عهده‌دار مکاتبات

• تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۷/۰۹/۲۶ • تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۰۸/۲۱ • تاریخ انتشار: ۱۳۹۹/۰۹/۱۵ • نوع مطالعه: پژوهشی

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-14]

[DOI: 10.29252/jsdp.17.4.89]

Abstract

Stock market plays an important role in the world economy. Stock market customers are interested in predicting the stock market general index price, since their income depends on this financial factor; Therefore, a reliable forecast in stock market can be extremely profitable for stockholders. Stock market prediction for financial markets has been one of the main challenges in forecasting financial time series, in recent decades. This challenge has increasingly attracted researchers from different scientific branches such as computer science, statistics, mathematics, and etc. Despite a good deal of research in this area, the achieved success is far from ideal. Due to the intrinsic complexity of financial data in stock market, designing a practical model for this prediction is a difficult task. This difficulty increases when a wide variety of financial factors affect the stock market index. In this paper, we attempt to investigate this problem and propose an effective model to solve this challenge. Tehran's stock market has been chosen as a real-world case study for this purpose. Concretely, we train a regression model by several features such as first and second market index in the last five years, as well as other influential features including US dollar price, universal gold price, petroleum price, industry index and floating currency index. Then, we use the trained system to predict the stock market index value of the following day. The proposed approach can be used by stockbrokers-trading companies that buy and sell shares for their clients to predict the stock market value. In the proposed method, intelligent nonlinear systems such as Artificial Neural Networks (ANNs) and Adaptive Network-based Fuzzy Inference System (ANFIS) have been exploited to predict the daily stock market value of Tehran's stock market. At the end, the performance of these models have been measured and compared with the linear classical models, namely, ARIMA and SARIMA. In the comparison phase, these time series data are imposed to non-linear ANN and ANFIS models; then, feature selection is applied on data to extract the more influencing features, by using mutual information (MI) and correlation coefficient (CC) criteria. As a result, those features with greater impact on prediction are selected to predict the stock market value. This task eliminates irrelevant data and minimizes the error rate. Finally, all models are compared with each other based on common evaluation criteria to provide a big picture of the exploited models. The obtained results approve that the feature selection by MI and CC methods in both ANFIS and ANN models increases the accuracy of stock market prediction up to 55 percentage points. Furthermore, ANFIS could outperform ANN in all five evaluation criteria.

Keywords: ARIMA, ANFIS, ANN, CC, MI, SARIMA, Stock Modelling.

۱- مقدمه

از دوران گشایش بازارهای اوراق بهادار، انسان‌ها همواره تلاش می‌کردند تا قیمت سهام را پیش‌بینی کنند و در این راه سخت‌افزارها و نرم‌افزارهای مختلف، تحلیل‌های متفاوت مالی ابداع شده و مورد استفاده قرار گرفتند. متخصصان بازار سرمایه برای سالیان متمادی بازار را مطالعه کرده و الگوهایی را فرا گرفته‌اند که پیش‌بینی‌ها را براساس آن انجام می‌دهند. آنها ترکیبی از تشخیص الگو و تجربه مبتنی بر مشاهده روابط علّت و معلول را به‌کار می‌گیرند. با این وجود، یک قانون کلی در مورد این‌که چه اطلاعاتی مهم‌تر هستند، وجود ندارد. برنامه های نرم‌افزاری بسیاری نیز وجود دارند که به این تصمیم‌گیری کمک می‌کنند و به‌عنوان مدل پیش‌بینی، مدل‌هایی نظیر ARIMA و SARIMA استفاده می‌شوند که از رگرسیون خطی و میانگین متحرک و نظایر این‌ها به‌عنوان موتور پیش‌بینی استفاده می‌کنند. با این وجود در روندهای مالی به‌دلیل وجود ویژگی‌های غیرخطی، اغلب شرایطی به وجود می‌آید که قوانین را به هم می‌ریزد و پیش‌بینی را توسط روش‌های یادشده دشوار می‌سازد. نتایج کارهای گذشته صورت‌گرفته نشان می‌دهد که مدل‌های هوش مصنوعی، نتایج بهتری را نسبت به روش‌های ریاضی و آماری مانند رگرسیون و آنالیز ممیزی نشان می‌دهند؛ لذا در سال‌های اخیر روش‌های غیرخطی هوش‌مصنوعی توانایی قابل ملاحظه‌ای در مدل‌سازی و پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی از خود نشان داده‌اند. این روش‌ها چون مبتنی بر داده هستند، به دانش اولیه نسبت به پدیدهٔ مورد مطالعه نیاز ندارند. مدل‌های مبتنی بر هوش‌مصنوعی، ابزاری کارآمد برای کارکردن بر روی تعداد وسیعی از داده‌های پویا و غیرخطی هستند. مدل‌های ANN و ANFIS از جمله روش‌های هوش‌مصنوعی هستند که حالت خودهمبسته دارند و به‌صورت غیرخطی توانایی کنترل جزء خودهمبسته سری زمانی را دارند.

۲- پیشینه پژوهش

در سال ۱۹۸۸ برای نخستین‌بار نظریه استفاده از شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی‌های اقتصادی توسط هالبرت وایت مطرح شد. هدف این پژوهش، کشف نظم نهفته در قیمت‌های تاریخی دارایی‌های سرمایه‌ای بود. بدین منظور، از بازده روزانه سهام شرکت IBM[1] به‌عنوان یک مورد خاص استفاده شده و نقش روش‌های استنباط آماری و روش‌های

[1] International Business Machines Corporation

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-14]

[DOI: 10.29252/jsdp.17.4.89]

یادگیری در شبکه‌های عصبی به‌عنوان دو عنصر مکمل یکدیگر مطرح شد. بعد از مطالعه اولیه وایت در سال ۱۹۸۸ پای شبکه‌های عصبی به حوزه مالی باز شد و مطالعات متعددی در این زمینه در نقاط مختلف جهان صورت‌گرفت. در فاصله سال‌های ۱۹۹۵-۱۹۹۸، ۵۶ فعالیت علمی مختلف در زمینه شبکه‌های عصبی در حوزه بازرگانی انجام گرفت که از این تعداد، ۵۴ فعالیت در حوزه مالی بوده و دو فعالیت در زمینه پیش‌بینی و تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی انجام شده است [1].

در پژوهشی دیگر، در سال ۱۹۹۰، سامانهٔ پیش‌بینی بازار سهامی ارائه شد که در این مطالعه ضمن مقایسه سامانه‌های خبره و سامانه‌های شبکه عصبی، از یادگیری غیرخطی شبکه‌های عصبی به‌عنوان توانایی بالای این شبکه‌ها نامبرده شده است [2].

می‌توان گفت که مهم‌ترین دلیل برای استفاده از شبکه‌های عصبی، وجود مسائل بسیار زیاد حل نشدنی به‌وسیلهٔ الگوریتم‌های حل مدل‌های غیرخطی است [4-3]. مزایای استفاده از شبکه عصبی این است که افراد، نیازی به دانستن نوع ارتباط بین متغیرهای مستقل و وابسته ندارند [5]. در سال ۱۹۹۴ تأیید شد که از شبکه‌های عصبی می‌توان در پیش‌بینی داده‌های مالی نیز استفاده کرد [6]. به‌طور گسترده بسیاری از مطالعات به وجود روابط غیرخطی در بازارهای مالی اشاره کرده و بیان کردند که می‌توان به‌طور مؤثر از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) برای کشف این روابط استفاده کرد [7]. در پژوهش دیگری از مدل ANFIS برای پیش‌بینی قیمت سهام استفاده شده است که آنها توانایی بالقوه ANFIS در پیش‌بینی شاخص سهام را گزارش کرده‌اند [8].

در یک پژوهش برای پیش‌بینی ارزش بازار از انواع مدل‌های شبکه عصبی استفاده شده است [9]. در مطالعه‌ای دیگر از یک مدل پیش‌بینی جدید بر اساس سری زمانی فازی و درختان تصمیم فازی برای پیش‌بینی شاخص سهام شانگهای استفاده شده است [10]. در این مطالعه توانایی ANN در پیش‌بینی روزانه نرخ ارز سهام مورد بررسی قرار گرفت [11]. پیش‌بینی دقیق بازده بازار سهام به‌دلیل ماهیت غیرخطی سری‌های زمانی مالی یک مسأله چالش برانگیز است که در مطالعه دیگری، از ANN برای پیش‌بینی شاخص سهام ژاپن استفاده شده است [12].

این پژوهش نشان می‌دهد که توان پیش‌بینی مدل شبکه‌های عصبی به‌طور قابل توجهی تحت تأثیر یک‌روزهٔ قیمت بازار سهام است [13]. در این مقاله برای پیش‌بینی قیمت سهام برای معرفی مدل قابل اعتماد سری‌های ترکیبی ارزیابی می‌شوند که بیان می‌کنند مدل ترکیبی ANN-ARIMA نتایج دقیق‌تری به دست می‌دهد [14].

در [15]، برای پیش‌بینی بازار سهام هند از شبکه‌های عصبی مبتنی بر سه الگوریتم یادگیری مختلف، یعنی Scaled Conjugate Gradient،Levenberg-Marquardt و Regularization Bayesian برای پیش‌بینی بازار سهام استفاده شده است. در پژوهشی دیگر برای مقایسه و انتخاب روشی برای پیش‌بینی فروش کالاهای اساسی در بخش‌های اصلی کلمبیا گرفته شده که نتایج نشان می‌دهد شبکه‌های عصبی عملکرد بهتری را برای دست‌یابی به کمترین میانگین خطای مربع به‌دست آورده است [16].

در [18-17]، استفاده از یک مدل تحلیلی و پیش‌بینی‌شده برای برآورد شاخص‌های بورس پیشنهاد شده است. این روش می‌تواند هر نوع کاربر (با تجربه و یا بدون تجربه) را در بورس راهنمایی کند تا بتواند سرمایه‌گذاری سودآوری داشته باشد. پیش‌بینی شاخص سهام یک مشکل مهم اقتصادی است که حل آن درهمین‌اواخر در زمینه هوش مصنوعی مورد توجه بسیاری از پژوهش‌گران قرار گرفته است. در [19]، به بررسی برخی از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی ترکیبی پرداخته شده که نشان می‌دهد مدل‌های ترکیبی ابزارهای مؤثری برای پیش‌بینی دقیق شاخص سهام دارند. آشیک و کانان [20] نیز در سال ۲۰۱۹ از مدل ARIMA برای پیش‌بینی قیمت سهام استفاده کرده‌اند.

۳- تعاریف و مفاهیم اولیه

در این بخش ابتدا به تعاریف مهمی که در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفته‌اند، پرداخته و سپس روش پیشنهادی توضیح داده می‌شود.

۳-۱- مدل میانگین متحرک خودهمبسته یکپارچه

مدل‌های کلاسیک جعبهٔ سیاه همچون ARIMA به‌صورت گسترده برای پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی استفاده می‌شود [21]. ذات این مدل، خطی بوده و بر فرض ایستابودن داده‌ها استوار است [22]. مدل ARIMA توانایی شناسایی الگوهای پیچیده در داده‌ها را دارد و امکان پیش‌بینی برای آینده را مطابق با داده‌های ورودی در زمان گذشته فراهم می‌آورد [23].

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-14]
[DOI: 10.29252/jsdp.17.4.89]

مدل‌های ARIMA توانایی تحلیل و پیش‌بینی داده‌های سری زمانی تک‌متغیره را دارد. سه گام لازم برای استفاده از مدل‌های ARIMA شامل شناسایی، تخمین و پیش‌بینی است. تابع مدل ARIMA به‌صورت (p,d,q) نمایش داده می‌شوند. p بیان‌گر مرتبهٔ عبارت خودهمبستگی، d مرتبهٔ تفاضل غیرفصلی و q مرتبهٔ تأخیر زمانی برای خطای پیش‌بینی است. مدل SARIMA نیز از مدل‌های کلاسیک جعبه سیاه بوده و حالت کلی مدل ARIMA است. این مدل نیز خطی بوده و بر فرض ایستابودن داده‌ها استوار است. مدل SARIMA بر خلاف ARIMA، فصلی‌بودن داده‌ها را نیز در مدل‌سازی دخالت می‌دهد. به‌طور کلی سری زمانی اصلی y(t) از یک اپراتور تأخیر B برای مدل SARIMA(p,d,q)(P,D,Q) استفاده می‌کند. (p,d,q) مربوط به قسمت غیرفصلی مدل و (P,D,Q) مربوط به قسمت فصلی مدل است.

۲-۳- شبکه‌های عصبی مصنوعی

عملکرد مغز انسان با توجه به میلیون‌ها سال تکامل می‌تواند به‌عنوان کامل‌ترین و بهترین الگو برای تشخیص وقایع پیرامون خود در نظر گرفته شود؛ لذا دانشمندان در تلاش‌اند تا با درک اصول و سازوکارهای محاسباتی مغز انسان که عملکرد بسیار سریع و دقیقی را دارد، سامانه‌های عصبی مصنوعی را شبیه‌سازی کنند. پیاده‌سازی ویژگی‌های شگفت‌انگیز مغز در یک سیستم مصنوعی همیشه مطلوب بوده است. بدین منظور موضوع ایجاد هوش مصنوعی(AI[1]) مد نظر قرار گرفته است. امروزه علاقه فزاینده‌ای در توسعه تئوریک سامانه‌های پویا هوشمند مدل-آزاد[2] که مبتنی بر داده‌های تجربی هستند، ایجاد شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی جزء این دسته از سامانه‌های پویا قرار دارند که با پردازش روی داده‌های تجربی دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کند، به همین خاطر به این سامانه‌ها هوشمند گفته می‌شود، چراکه بر اساس محاسبات بر روی داده‌های عددی یا مثال‌ها قوانین کلی را فرا می‌گیرند. این سامانه‌های مبتنی بر هوش محاسباتی سعی در مدل‌سازی ساختار نرو-سیناپتیکی[3] مغز بشر دارند. بدین ترتیب شبکه‌های عصبی مصنوعی تا حدودی از مغز انسان الگوبرداری شده‌اند و همان‌گونه که مغز انسان می تواند با توجه به مسائل قبلی و مسائل از پیش یادگرفته، مسائل جدید را تحلیل و تجزیه کند، شبکه‌های عصبی نیز در صورت آموزش قادرند بر مبنای اطلاعاتی که به‌ازای آنها آموزش دیده‌اند، جواب‌های قابل قبول ارائه دهند و نیز می‌توان از آنها به‌طور نامحدود در ارائه جواب به اطلاعاتی که درقبل با آنها مواجه نبودند، استفاده کرد. تهیه یک برنامه برای ارائه جواب به مسأله‌ای که تعداد زیادی متغیر به‌عنوان ورودی یا خروجی در آن وجود دارد، با استفاده از روش‌های برنامه‌نویسی متداول امروزی کاری دشوار و غیر عملی است؛ زیرا درنظرگرفتن همه این متغیرها و آثارشان بر یکدیگر غیر ممکن است. امّا با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و پیشرفت کنونی آن، تهیه یک ابزار نرم‌افزاری برای چنین مسأله‌ای عملی است. همچنین، ساختار روش‌های برنامه‌نویسی متداول امروزی به‌گونه‌ای است که در صورت وجود اشتباه در اطلاعات ورودی، تمامی محاسبات ممکن است، دچار اشکال شود، اما در شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌دلیل این که براساس تجربه آموزش می‌بینند، حتی در صورت وجود اشتباه در اطلاعات ورودی، شبکه به‌طور قابل ملاحظه‌ای قابلیت تحمل خطا خواهد داشت.

۳-۳- شرایط داده‌های ورودی

برای تربیت شبکه‌های عصبی احتیاج به مجموعه‌داده‌های مرتبط با هدف مورد نظر می‌باشد. هر چه تعداد داده‌ها بیشتر باشد، می‌توان پیش‌بینی در زمینه‌ی مورد نظر را دقیق‌تر انجام داد اما تنها عامل مهم، تعداد داده‌ها نیست بلکه کیفیت داده‌ها نیازمند توجه شایانی است؛ بنابراین در جمع‌آوری داده‌های مورد لزوم برای آموزش شبکه باید به موارد زیر توجه کرد :

- بررسی فیزیکی مسأله و دخالت دادن پارامترهای مؤثر بر مسأله مقدار پیش‌بینی
- اطمینان از کیفیت داده‌های مورد استفاده از لحاظ کیفیت و قابلیت اعتماد [24].

برای هماهنگ‌سازی نوع و محدودهٔ داده‌ها به‌منظور مدل‌سازی، اقدام به نرمال‌سازی آن‌ها با استفاده از رابطه (۱) شده است که در این صورت محدودهٔ داده‌ها بین صفر تا یک خواهد بود [25].

$$x_N = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \qquad (۱)$$

که در آن X_N مقدار نرمال‌شده و X_i مقدار متغیر، X_{min} و X_{max} مقادیر کمینه و بیشینه داده‌ها هستند. یکی از دلایل نرمال‌سازی، منطقی‌کردن مدل برای ورودی‌ها با ابعاد متفاوت است. با استفاده از این روش ورودی‌ها بی‌بعد می‌شوند

[1] Artificial Intelligence
[2] Model-Free
[3] Neuro-Synaptic

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-14]
[DOI: 10.29252/jsdp.17.4.89]

و همچنین اختلاف فاحش عددی متغیرهای مختلف از طریق نرمال‌سازی برطرف شده و دامنه داده‌های ورودی در بازه صفر تا یک خواهد بود.

۴-۳- سامانه‌های فازی

منطق فازی یک نگاشت مناسب از فضای ورودی به فضای خروجی است. این نکته سرفصل تئوری فازی است و تأکید اصلی نیز در این نکته بر روی واژهٔ مناسب‌بودن آن است. در منطق فازی هر بیان و عبارتی را می‌توان به‌صورت فازی بیان کرد و درستی هر عبارتی نیز از درجهٔ اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. ابزار فازی این امکان را فراهم می‌سازد که به جای این‌که در پاسخ به پرسش‌هایی که جواب آن‌ها بله و خیر است از واژگان بله و خیر نسبی استفاده کنیم. مفاهیم نسبی و غیرقطعی بسیاری در اطراف ما وجود دارند که آنها را به‌صورت روزمره در قالب عبارت‌های مختلفی بیان می‌کنیم. مثل جمله "هوا خوب است". هیچ کمیتی برای خوب‌بودن هوا مطرح نیست تا آن را اندازه بگیریم، بلکه این یک حس کیفی است. درواقع مغز انسان با درنظرگرفتن عوامل مختلف و بر اساس تفکر استنتاجی، جملات را تعریف و ارزش‌گذاری می‌کند که مدل‌سازی آنها به زبان و فرمول‌های ریاضی اگر غیرممکن نباشد، کاری بسیار پیچیده خواهد بود.

منطق فازی تعمیمی از منطق دوارزشی متداول است. درحالی‌که در منطق دودویی جایی برای واژه‌هایی همچون "کم"، "زیاد"، "اندکی"، "بسیار" و... که پایه‌های اندیشه و استدلال‌های عادی انسان را تشکیل می‌دهند وجود ندارد روش فازی بر مبنای به‌کارگیری همین عبارات زبانی است؛ به‌عنوان مثال، جهت طراحی سامانه ترمز خودرو بر پایه منطق فازی، عباراتی مثل تاریکی کم یا زیاد، سرعت کم یا زیاد و لغزندگی کم یا زیاد و... را به‌عنوان متغیرهای ورودی و عباراتی همچون "فاصله کم یا زیاد" را (مشابه آنچه در مغز انسان برای تصمیم‌گیری رخ می‌دهد) به‌عنوان متغیر خروجی به‌کار می‌بندیم.

۵-۳- مدل شبکه عصبی- فازی تطبیقی

در سال ۱۹۹۳، جانگ برای نخستین‌بار با کنار هم قراردادن توانایی‌های تئوری فازی و شبکه عصبی، مدل سامانه استنتاج تطبیقی عصبی- فازی را ارائه داد [26]. این مدل در برگیرنده دو مدل فازی و عصبی در یک ساختار است. بخش فازی رابطه‌ای بین متغیرهای ورودی و خروجی برقرار کرده و پارامترهای مربوط به توابع عضویت بخش فازی به‌وسیله شبکه عصبی تعیین می‌شود؛ بنابراین ویژگی‌های هر دو مدل فازی و عصبی در شبکه عصبی- فازی تطبیقی نهفته است. منطق فازی بر مبنای تئوری مجموعه‌های فازی قرار دارد که بین طبقات مختلفی از موضوعات، ارتباط برقرار می‌کند؛ به‌طوری‌که عضویت از جنس درجه باشد و با پارامتر درجه بتوان میزان عضویت را نشان داد. در فرآیند استنباط فازی، پنج مرحله باید انجام گیرد:

۱) فازی‌سازی متغیرهای ورودی
۲) به کار بردن عملگرهای "و، یا" در بخش مقدمه
۳) استنتاج از مقدمه به نتیجه
۴) ترکیب نتایج قوانین
۵) غیرفازی کردن.

بخش شبکه عصبی در ساختار شبکه عصبی- فازی تطبیقی، با استفاده از روش‌های یادگیری عصبی راه‌حلی را برای به‌دست‌آوردن اطلاعاتی درباره مجموعه‌داده‌ها به‌منظور مدل‌سازی فازی ارائه می‌دهد تا پارامترهای تابع عضویت به‌نحوی تنظیم شوند که بهترین سامانه استنباط فازی به یک سری داده موجود اختصاص یابد. این شیوه آموزش عملکردی همانند شبکه عصبی دارد.

روش مدل‌سازی به‌وسیله سامانه استنباط فازی- عصبی تطبیقی مشابه بسیاری از روش‌های متداول است. ابتدا ساختار یک مدل با پارامترهای مشخص (تابع و درجه عضویت) فرض می‌شود؛ سپس یک سری داده ورودی/خروجی به شکلی که قابل استفاده برای آموزش سامانه استنباط فازی- عصبی تطبیقی باشد جمع‌آوری می‌شود. در ادامه به‌وسیله سامانه استنباط فازی- عصبی تطبیقی، مدل سامانه استنباط فازی را با داده‌های موجود آموزش داده، تا با اصلاح پارامترهای تابع درجه عضویت مطابق با حد خطای انتخاب‌شده، داده‌های حاصل از مدل به مقدار واقعی نزدیک شوند.

۴- روش پیشنهادی

با توجه به این‌که هدف این پژوهش طبقه‌بندی مدل‌های ARIMA، SARIMA، ANN و ANFIS براساس توانایی آن‌ها در کنترل اجزاء اصلی سری زمانی، یعنی خودهمبستگی و فصلانه و تصادفی‌بودن، در مقیاس زمانی است، برای مدل‌سازی مراحل زیر دنبال می‌شود:

الف- تمام داده‌های فرآیندها در هر سه مقیاس زمانی از نظر کیفیت داده‌ها کنترل می‌شوند.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-14]
[DOI: 10.29252/jsdp.17.4.89]

ب- تمامی داده‌ها نرمال می‌شوند تا در بازهٔ صفر و یک قرار بگیرند.

ج- داده‌ها به نسبت به‌طورتقریبی ۷۰ به۳۰ به دو قسمت آموزش و صحت‌سنجی تقسیم می‌شوند.

د- ابتدا مدل‌سازی توسط مدل‌های تک‌متغیره ARIMA,SARIMA صورت می‌گیرد.

ه- برای مدل‌سازی با مدل‌های چندمتغیره ANN وANFIS برای هر فرآیند و هر مقیاس زمانی ابتدا یک‌بار کل داده‌های پنج روز کاری قبل داده شده، سپس بین خروجی مدنظر و تمام سری‌های مورد نظر ورودی ،دوبه‌دو، CC و MI محاسبه و بهترین ترکیب‌های ورودی براساس این دو پارامتر انتخاب و به‌عنوان ورودی به مدل‌های مربوطه داده می‌شوند و سپس مدل‌سازی صورت می‌گیرد.

برای انتخاب ورودی، در مرحله نخست از معیاری به نام ضریب همبستگی خطی(CC)، استفاده شده است که برای دو متغیر X و Y از طریق زیر محاسبه می‌شود:

$$\rho_{XY} = \frac{\sum(x-\bar{x})(y-\bar{y})}{\sqrt{\sum(x-\bar{x})^2\sum(y-\bar{y})^2}} \qquad (۲)$$

$$CC_{XY} = (\rho_{XY})^2 \qquad (۳)$$

که در این روابط ρ ضریب همبستگی خطی بین دو متغیر و x و y به ترتیب مقادیر X و Y هستند. مقدار عددی CC در بازه صفر تا یک قرار می گیرد و هرچه این مقدار به یک نزدیک‌تر باشد، رابطه خطی بهتری بین دو متغیر وجود دارد. در مرحله دوم نیز از معیار تابع اطلاعات مشترک (MI) استفاده شده که طبق تعریف رابطه زیر همواره برقرار است:

$$MI(X,Y)= H(X)+H(Y)-H(X,Y) \qquad (۴)$$

لازم به توضیح است که H(X) و H(Y) با استفاده از رابطه (۵) محاسبه می‌شوند. همچنین H(A|B) آنتروپی (محتوای اطلاعاتی) مشترک A به شرط B نامیده می‌شود و تعریف آن طبق رابطه (۶) است:

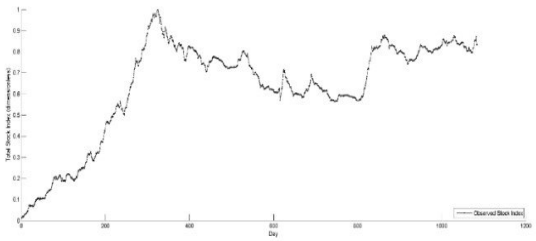
$$H(X)=H(P)= -\sum_{i=1}^{N} p(x_i)\log[p(x_i)] \qquad (۵)$$

$$H(A|B) = -\sum_{a\in A,b\in B} p(a,b)\log p(A|B) \qquad (۶)$$

و- در انتها تمامی مدل‌ها براساس معیارهای ارزیابی توضیح داده شده در بخش ارزیابی با یکدیگر مقایسه می‌شوند.

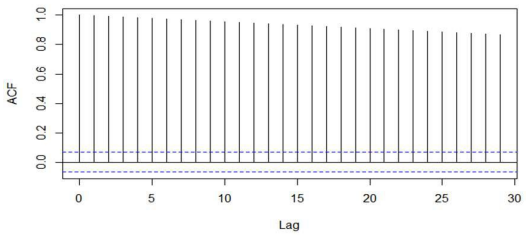
۵- داده‌های مورد مطالعه

با توجه به این‌که هدف اصلی این پژوهش طبقه‌بندی مدل‌های مدنظر براساس توانایی آنها در پیش‌بینی شاخص کل سهام است، سعی شده است با استفاده از داده‌های باکیفیت(با دست‌کم داده‌های مفقودی) قیمت شاخص کل سهام بورس تهران و همچنین متغیرهای مؤثر در قیمت شاخص کل سهام از جمله نرخ ارز(شامل نرخ دلار آمریکا)، قیمت طلا، قیمت نفت، شاخص صنعت، شاخص ارز شناور، شاخص بازار نخست و دوم در طول حدود پنج سال به پیش‌بینی شاخص کل قیمت سهام با استفاده از روش‌های مختلف پرداخته می‌شود. داده‌های واقعی شاخص کل قیمت سهام در شکل (۱) نمایش داده شده است. همچنین در شکل (۲) **ACF**[1] سری زمانی شاخص کل سهام نشان داده شده است که بیان‌گر بالابودن میزان خودهمبستگی سری زمانی شاخص کل است.



(شکل-۱): داده‌های مشاهداتی شاخص کل سهام

(Figure-1): Observed data of the total stock index



(شکل-۲): نمودار ACF زمانی شاخص کل سهام

(Figure-2): The ACF chart of the total stock index

۶- نتایج حاصل از مدل‌سازی‌ها

در سه بخش زیر نتایج حاصل از مدل‌سازی‌های صورت‌گرفته، قرار داده شده است. برای پیش‌بینی شاخص کل قیمت سهام، ابتدا از مدل‌های خطی و تک‌متغیره ARIMA و SARIMA و در ادامه از مدل‌های غیرخطی و چندمتغیرهٔ هوش‌مصنوعی ANN و ANFIS استفاده شده است. بر روی داده‌های مورد استفاده در این پژوهش ابتدا نرمال‌سازی انجام و سپس در مدل‌های چندمتغیره، برای انتخاب ترکیب ورودی و جلوگیری

[1] Auto Correlation Function

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-14]

[DOI: 10.29252/jsdp.17.4.89]

از آزمون خطاهای مختلف، از معیار CC خطی و معیار MI که بصورت غیرخطی روابط بین ورودی‌ها وخروجی‌ها را بررسی می‌کند، استفاده شده است.

۱-۶- مدل‌های ARIMA و SARIMA

مدل‌های ARIMA و SARIMA از مدل‌های جعبه‌سیاه کلاسیک خطی و تک‌متغیره و همچنین تک‌تناوبه هستند که در این پژوهش مدل‌سازی آنها با استفاده از نرم‌افزار Rصورت گرفته است. برای مدل‌سازی شاخص کل سهام، بهترین ساختار مدل‌های ARIMA و SARIMA در جدول (۱) آورده شده است.

(جدول-۱): نتایج حاصل از مدل‌سازی شاخص کل سهام توسط مدل ARIMA وSARIMA

(Table-1): The results of the total stock index modeling by ARIMA and SARIMA models

مقیاس زمانی	نوع مدل	ساختار مدل	Nash-Sutcliffe(E)		RMSE(نرمال شده)	
			آموزش	صحت سنجی	آموزش	صحت سنجی
روزانه	ARIMA	ARIMA(3,2,2)	0.9589	0.9487	0.0062	0.007
روزانه	SARIMA	ARIMA(3,2,2)(1,1,1)[7]	0.9688	0.9578	0.007	0.0075

همان‌طورکه مشاهده می‌شود برای مدل‌های ARIMA و SARIMA نتایج به‌نسبه مناسبی به‌دست آمده چون با توجه به ACF سری زمانی شاخص کل (شکل ۲)، داده‌های ما دارای خاصیت خودهمبستگی در حد بالایی است؛ اما با این وجود نتایج به‌دست‌آمده به‌نسبه مناسب است.

۲-۶- مدل ANN

در مدل ANN، خروجی نه‌تنها به انتخاب مناسب متغیرهای ورودی وابسته است، بلکه به درست تنظیم‌کردن پارامترهای برنامه همانند توابع محرک، تعداد نرون‌های میانی و تعداد تکرار فرآیند آموزش شبکه نیز وابسته است. ساختار بهینه ANN به‌صورت آزمون و خطا و آنالیز حساسیت به‌دست می‌آید. هدف از این آزمون و خطا، یافتن تعداد نرون‌های لایه پنهان و تعداد تکرار الگوریتم است تا به واسطه آنها مدل تعریف شود. این روند با استفاده از جعبه ابزار nntool نرم‌افزار MATLAB و یا از طریق کدنویسی‌های مربوطه انجام می‌پذیرد. گفتنی است که تعداد تکرارهای آموزشی کم می‌تواند منجر به آموزش ناقص شود؛ لذا بایستی مقدار بهینه‌ای برای تعداد تکرارها در نظر گرفت تا کیفیت مدل برای هر دو مرحله آموزش و آزمایش قابل قبول باشد. در این مطالعه تعداد تکرارها از طریق آزمون و خطا در بازه ده تا دویست تعیین شد. به جهت قدرت هم‌گرایی زیاد، برای آموزش شبکه‌های عصبی از الگوریتم لونبرگ-مارکوارت استفاده شده است[22].

فرآیند آموزش شبکه زمانی متوقف می‌شود که میزان خطا در بین داده‌های آزمایشی، شروع به افزایش می‌کند. انتخاب داده‌های ورودی هم به‌صورت کل داده‌های موجود تا پنج روز کاری قبل و هم با استفاده از معیارهای MI و CC انتخاب شده و مورد استفاده قرار گرفته است که در معیار MI از مفهوم آنتروپی استفاده می‌کنیم که ابزاری برای انتخاب ورودی به مدل‌های چندمتغیره است. بهترین ساختار مدل ANN برای مدل‌سازی شاخص کل سهام در جدول (۲) آورده شده است. همان‌طورکه در جدول (۲) مشاهده می‌شود، نتایج مدل‌سازی با ورودی تمام داده‌های پنج روز قبل کاری، چندان مناسب نیست؛ زیرا درعمل هیچ‌گونه آنالیزی قبل از دادن ورودی‌ها به مدل صورت نگرفته است و این تعداد ورودی زیاد باعث ایجاد خطای بیشتری در مدل‌سازی می‌شود؛ ولی نتایج به‌دست‌آمده برای داده‌های ورودی منتخب با استفاده از معیارهای MI و CC مناسب است؛ چون داده‌هایی که با شاخص کل بورس رابطه غیرخطی نزدیک‌تری دارند، انتخاب و داده‌های نامرتبط حذف شده‌اند؛ همچنین در شکل (۳) عملکرد ANN با سه نوع ورودی مختلف بررسی شده است، بدین صورت که در قسمت صحت‌سنجی عملکرد هر سه مدل در پانزده روز دلخواه نشان داده شده است.

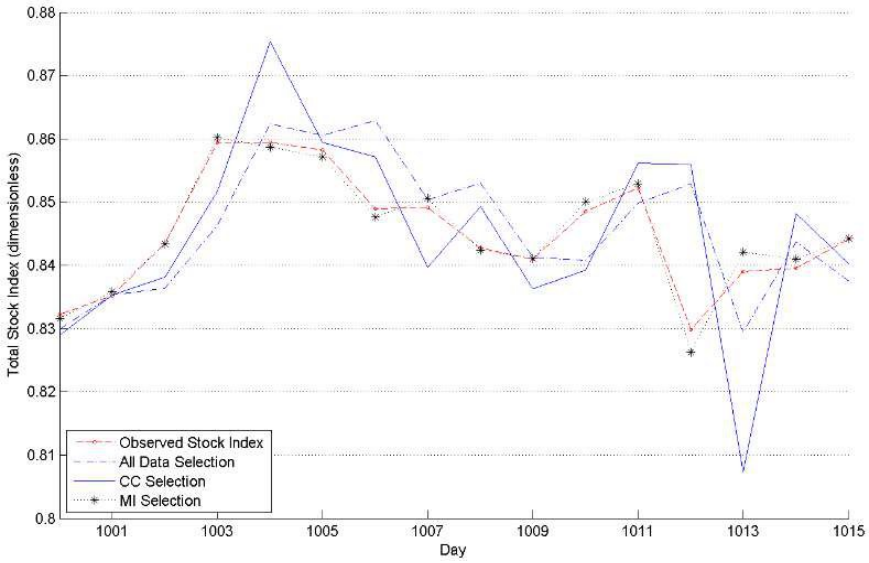
[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-14]

[DOI: 10.29252/jsdp.17.4.89]

(جدول-۲): نتایج حاصل از مدل‌سازی شاخص کل سهام توسط مدل ANN

(Table-2): The results of the total stock index modeling by ANN model

متد انتخاب ورودی	ورودی مدل	ساختار مدل	تکرار	Nash-Sutcliffe(E)		RMSE(نرمال شده)	
				آموزش	صحت‌سنجی	آموزش	صحت‌سنجی
ALL	ALL DATA	30-5-1	50	0.9087	0.8890	0.007	0.0075
MI	شاخص کل(یک روز قبل)، شاخص صنعت(یک روز قبل)، شاخص صنعت(دو روز قبل)، شاخص کل(دو روز قبل)، شاخص ارزشناور(یک روز قبل)، شاخص صنعت(سه روز قبل)، شاخص کل(سه روز قبل)	7-10-1	100	0.9786	0.9770	0.005	0.0056
CC	شاخص کل(یک روز قبل)، شاخص کل(دو روز قبل)، شاخص صنعت(یک روز قبل)، شاخص کل(سه روز قبل)، شاخص صنعت(دو روز قبل)، شاخص صنعت(سه روز قبل)، شاخص کل(چهار روز قبل)	7-13-1	100	0.9689	0.9682	0.003	0.006



(شکل-۳): نمودار مقایسه عملکرد مدل ANN با ورودی‌های مختلف

(Figure-3): The comparison chart of the ANN model performance with different inputs

همان‌طورکه در شکل (۳) مشاهده می‌شود، عملکرد مدل ANN با ورودی MI در پیش‌بینی نقاط بیشینه مناسب‌تر از سایر مدل‌ها بوده و این به‌دلیل در نظرگرفتن روابط غیرخطی است.

۳-۶- مدل ANFIS

مدل ANFIS نوعی از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی بوده که عدم قطعیت را نیز در نظر گرفته و ازجمله مدل‌های خودهمبسته است که به‌صورت غیرخطی امکان کنترل جزء خودهمبستهٔ سری زمانی را فراهم می‌کند. اصول و روند کلی نحوه مدل‌سازی با ANFIS نیز همانند ANN است با این تفاوت که تنظیم پارامترهای این مدل کمی متفاوت‌تر از مدل پیشین است. در مدل‌سازی توسط ANFIS دو نکته مهم وجود دارد که باید مورد توجه قرار بگیرد، اولی ساختار ANFIS (نوع و تعداد توابع عضویت) و دومی تعداد تکرار جهت آموزش ANFIS است. انتخاب مناسب پارامترهای بالا می‌تواند هم در گام آموزش و هم در گام سنجش منجر به بهبود کارایی مدل شود. مشابه شبکه‌های عصبی، تعداد تکرارهای آموزشی کم می‌تواند منجر به آموزش ناقص شود؛ لذا بایستی مقدار بهینه‌ای برای تعداد تکرارها در نظر گرفت تا کیفیت مدل برای

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-14]

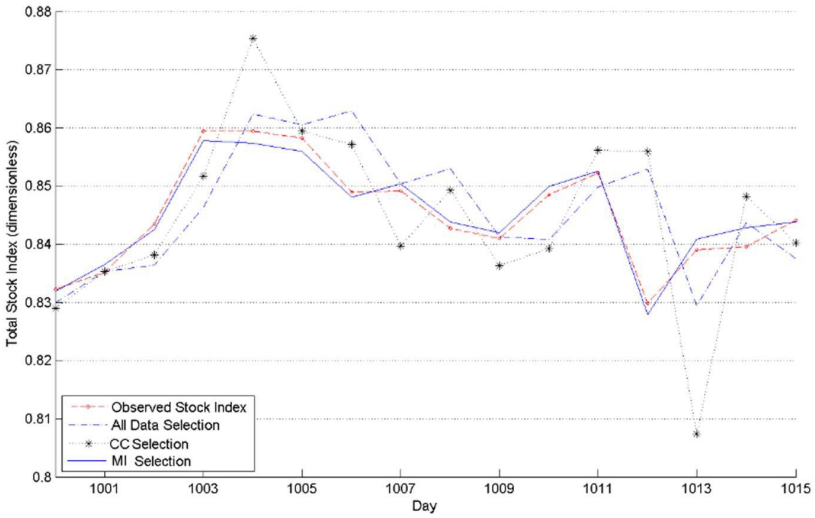
[DOI: 10.29252/jsdp.17.4.89]

هر دو مرحله آموزش و آزمایش قابل قبول باشد. در مدل ANFIS تعداد تکرارها از طریق آزمون و خطا تعیین می‌شود. جهت مدل‌سازی ANFIS در این پژوهش از جعبه ابزار fuzzy logic نرم‌افزار MATLAB استفاده شده است که جهت فراخوانی ANFIS در محیط MATLAB از دستور anfisedit استفاده می‌شود. نرم‌افزار MATLAB توابع عضویت زیادی را جهت فازی‌سازی ورودی‌ها در اختیار کاربر قرار می‌دهد (مانند مثلثی، ذوزنقه‌ای، زنگوله‌ای، گوسی و...) که از میان آنها دو تابع عضویت زنگوله‌ای و گوسی در مدل‌سازی فرآیندهای هیدرولوژیکی از کاربرد بیشتری برخوردار هستند. در این پژوهش جهت فازی‌کردن ورودی‌ها از تابع عضویت زنگوله‌ای و گوسی استفاده شده که تعداد آن برای هر ورودی براساس روند آزمون و خطا به‌دست آمده و بهترین نتایج یادشده است. برای انتخاب داده‌های ورودی هم به‌صورت کل داده‌های موجود تا پنج روزکاری قبل و هم از معیار MI و CC استفاده شده است. برای مدل‌سازی شاخص کل سهام، بهترین ساختار مدل ANFIS در جدول (۳) آورده شده است.

همان‌طورکه مشاهده می‌شود، برای داده‌های ورودی منتخب با استفاده از معیار MI و CC نتایج مناسبی به‌دست آمده و همچنین در شکل (۴) عملکرد ANFIS با سه نوع ورودی مختلف بررسی شده؛ بدین صورت که در قسمت صحت‌سنجی عملکرد هر سه مدل در پانزده روز دلخواه نشان داده شده است.

متد انتخاب ورودی	ورودی مدل	ساختار مدل	Nash-Sutcliffe(E)		RMSE(نرمال شده)	
			آموزش	صحت سنجی	آموزش	صحت سنجی
ALL	ALL DATA	گوسی-۳	0.9684	0.9578	0.007	0.058
MI	شاخص کل(یک روز قبل)، شاخص صنعت(یک روز قبل)، شاخص صنعت(دو روز قبل)، شاخص کل(دو روز قبل)، شاخص ارزشناور(یک روز قبل)، شاخص صنعت(سه روز قبل)، شاخص کل(سه روز قبل)	گوسی-۳	0.9997	0.9971	0.002	0.004
CC	شاخص کل(یک روز قبل)، شاخص کل(دو روز قبل)، شاخص صنعت(یک روز قبل)، شاخص کل(سه روز قبل)، شاخص صنعت(دو روز قبل)، شاخص صنعت(سه روز قبل)، شاخص کل(چهار روز قبل)	گوسی-۳	0.9982	0.9960	0.003	0.0045

(جدول-۳): نتایج حاصل از مدل‌سازی شاخص کل سهام به‌وسیلهٔ مدل ANFIS
(Table-3): The results of the total stock index modeling by the ANFIS model



(شکل-۴): نمودار مقایسه عملکرد مدل ANFIS با ورودی های مختلف
(Figure-4): The comparison chart of the ANFIS model performance with different inputs

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-14]
[DOI: 10.29252/jsdp.17.4.89]

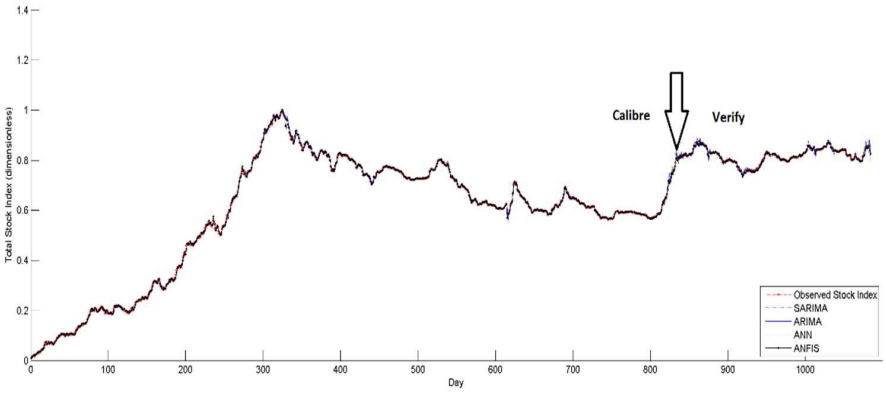
همان‌طور که در شکل (۴) مشاهده می‌شود، عملکرد مدل ANFIS با ورودی MI در پیش‌بینی نقاط بیشینه مناسب‌تر از سایر مدل‌ها بوده و این به‌دلیل درنظرگرفتن روابط غیرخطی و عدم قطعیت است.

۷- مقایسه مدل‌ها

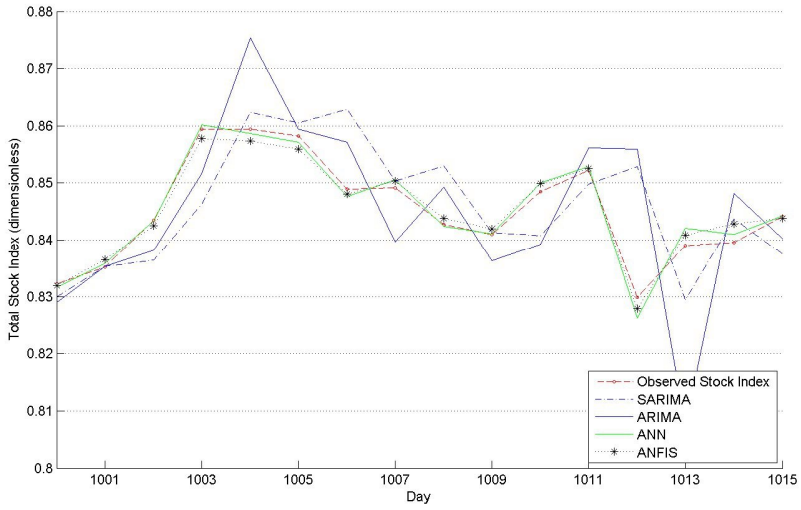
در این قسمت نتایج حاصل از مدل‌سازی‌ها در مرحله صحت‌سنجی مورد مطالعه و مقایسه قرار گرفته شده است و در ادامه بهترین مدل‌ها از منظر دقت پیش‌بینی و پیش‌بینی نقاط بیشینه (در مرحله صحت‌سنجی) مورد بررسی و مقایسه قرار گرفته‌اند.

همان‌طور که در شکل (۵) مشاهده می‌شود، برای مقایسه کل، بهترین مدل‌های ANN و ANFIS استفاده شده که همان مدل‌های با ورودی روش MI هستند، انتخاب شده است. از دید کلی با توجه به خودهمبستگی بالای سری زمانی استفاده‌شده (شکل۲) همهٔ مدل‌های استفاده‌شده نتایج مناسبی را شامل شده‌اند؛ اما همان‌طور که در شکل (۶) مشاهده می‌شود، مدل ANFIS با ورودی روش MI در پیش‌بینی نقاط بیشینه بهتر عمل کرده است.

ما همچنین تأثیر هر یک از ویژگی‌های بررسی‌شده را بر روی تخمین شاخص کل سهام بررسی کردیم. نتایج این بررسی در جدول‌های (۴ و ۵) ارائه شده است.



(شکل-۵): نمودار مقایسه نتایج حاصل از مدل‌سازی‌های صورت‌گرفته برای پیش‌بینی شاخص کل
(Figure-5): The comparison chart of the total stock index different models



(شکل-۶): نمودار جزییات مقایسه نتایج حاصل از مدل‌سازی‌های صورت‌گرفته برای پیش‌بینی شاخص کل
(Figure-6): Details of the comparison chart of the total stock index different models

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-14]
[DOI: 10.29252/jsdp.17.4.89]

(جدول-۴): تأثیر هر ویژگی با استفاده از روش MI در تخمین شاخص کل سهام

(Table-4): The effect of each feature using the MI method in total stock index modeling

یک روز قبل	یک روز قبل	دو روز قبل	دو روز قبل	یک روز قبل	سه روز قبل	سه روز قبل	چهار روز قبل	چهار روز قبل	یک روز قبل
شاخص کل	شاخص صنعت	شاخص صنعت	شاخص کل	شاخص ارز شناور	شاخص صنعت	شاخص کل	شاخص صنعت	شاخص کل	شاخص بازار اول
1.5034	1.4891	1.4052	1.3958	1.3536	1.3505	1.3500	1.3281	1.3206	1.3197
دو روز قبل	سه روز قبل	پنج روز قبل	پنج روز قبل	چهار روز قبل	دو روز قبل	پنج روز قبل	یک روز قبل	دو روز قبل	سه روز قبل
شاخص ارز شناور	شاخص ارز شناور	شاخص کل	شاخص صنعت	شاخص ارز شناور	شاخص بازار اول	شاخص ارز شناور	شاخص بازار دوم	شاخص بازار دوم	شاخص بازار اول
1.3163	1.3046	1.3030	1.3010	1.2971	1.2920	1.2838	1.2820	1.2708	1.2684
چهار روز قبل	چهار روز قبل	سه روز قبل	پنج روز قبل	پنج روز قبل	سه روز قبل	چهار روز قبل	دو روز قبل	چهار روز قبل	یک روز قبل
شاخص بازار دوم	شاخص بازار اول	شاخص بازار دوم	شاخص بازار اول	شاخص بازار دوم	طلا	نفت	طلا	طلا	نفت
1.2632	1.2630	1.2623	1.2602	1.2529	1.1644	1.1597	1.1583	1.1581	1.1537
پنج روز قبل	پنج روز قبل	یک روز قبل	سه روز قبل	دو روز قبل	سه روز قبل	چهار روز قبل	دو روز قبل	پنج روز قبل	یک روز قبل
نفت	طلا	طلا	نفت	نفت	دلار	دلار	دلار	دلار	دلار
1.1530	1.1483	1.1478	1.1472	1.1384	0.8394	0.8383	0.8355	0.8348	0.8323

(جدول-۵): تأثیر هر ویژگی با استفاده از روش CC در تخمین شاخص کل سهام

(Table-5): The effect of each feature using the CC method in the total stock index modeling

یک روز قبل	دو روز قبل	یک روز قبل	سه روز قبل	دو روز قبل	سه روز قبل	چهار روز قبل	چهار روز قبل	پنج روز قبل	یک روز قبل
شاخص کل	شاخص کل	شاخص صنعت	شاخص کل	شاخص صنعت	شاخص صنعت	شاخص کل	شاخص صنعت	شاخص کل	شاخص ارز شناور
0.9994	0.9986	0.9982	0.9977	0.9977	0.9969	0.9967	0.9961	0.9955	0.9954
پنج روز قبل	دو روز قبل	سه روز قبل	چهار روز قبل	پنج روز قبل	یک روز قبل	دو روز قبل	سه روز قبل	چهار روز قبل	پنج روز قبل
شاخص صنعت	شاخص ارز شناور	شاخص ارز شناور	شاخص ارز شناور	شاخص ارز شناور	شاخص بازار اول	شاخص بازار اول	شاخص بازار اول	شاخص بازار اول	شاخص بازار اول
0.9952	0.9946	0.9936	0.9924	0.9911	0.9869	0.9861	0.9852	0.9841	0.9829
یک روز قبل	دو روز قبل	سه روز قبل	چهار روز قبل	پنج روز قبل	یک روز قبل	دو روز قبل	سه روز قبل	چهار روز قبل	پنج روز قبل
شاخص بازار دوم	شاخص بازار دوم	شاخص بازار دوم	شاخص بازار دوم	شاخص بازار دوم	دلار	دلار	دلار	دلار	دلار
0.9662	0.9658	0.9653	0.9648	0.9641	0.8006	0.7991	0.7974	0.7956	0.7937
پنج روز قبل	چهار روز قبل	سه روز قبل	دو روز قبل	یک روز قبل	یک روز قبل	دو روز قبل	سه روز قبل	چهار روز قبل	پنج روز قبل
نفت	نفت	نفت	نفت	نفت	طلا	طلا	طلا	طلا	طلا
-0.4524	-0.4547	-0.4570	-0.4594	-0.4618	-0.7080	-0.7088	-0.7097	-0.7106	-0.7114

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-14]

[DOI: 10.29252/jsdp.17.4.89]

در جدول (۴) و جدول (۵) تأثیر هر فیچر ورودی با استفاده از روش MI و CC بر کارایی کل سامانه نشان داده شده است. در این جدول‌ها مقادیر عددی طبق رابطه (۳ و ۴) محاسبه شده‌اند. روش MI ارتباط غیرخطی و روش CC ارتباط خطی را مشخص می‌کند. همان‌طور که مشاهده می‌شود، ویژگی شاخص کل در هر دو روش دارای بیشترین تأثیر و ویژگی قیمت دلار در روش MI و قیمت طلا در روش CC کمترین تأثیر را در کارایی سامانه تخمین‌زننده شاخص سهام دارند. این یافته بیان‌گر این فرضیه است که سرمایه‌گذاران بورس برای موفقیت در کار خود و پیش-بینی شاخص کل امروز بیشترین توجه را باید به مقدار شاخص کل روزهای قبل داشته باشند؛ اما قیمت طلا و دلار تأثیر زیادی روی شاخص کل بورس نخواهد داشت.

۱-۷- ارزیابی مدل ها با معیارهای ارزیابی

همان‌طورکه در شکل (۷) مشخص است در مرحله صحت‌سنجی تمام نتایج به‌دست‌آمده از مدل‌سازی‌ها با پنج معیار ارزیابی مورد بررسی قرار گرفته که نتایج حاکی از آن است که مدل ANFIS با دو نوع ورودی MI و CC از بقیه مدل ها بهتر عمل کرده است.



(شکل-۷): نمودار مقایسه معیارهای ارزیابی حاصل از مدل‌سازی‌های صورت گرفته برای پیش‌بینی شاخص کل

(Figure-7): The comparison chart of the evaluation criteria in the total stock index

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-14]

[DOI: 10.29252/jsdp.17.4.89]

۸- نتیجه‌گیری

پس از تحلیل خروجی سامانه و داده‌های به‌دست‌آمده در بخش ارزیابی، نتایج زیر را استخراج کردیم:

۱. بررسی و انتخاب ورودی‌های مناسب قبل از مدل‌سازی، تأثیر به‌سزایی در بهبود نتایج مدل‌سازی دارد، به‌خصوص استفاده از روش MI برای انتخاب داده‌های ورودی.

۲. در روش‌های شبکه‌های عصبی فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی، انتخاب داده‌های ورودی با معیارهای MI و CC، در بهبود نتایج تأثیر به‌سزایی داشته است.

۳. مدل ANFIS از لحاظ پنج معیار ارزیابی عملکرد نسبت به مدل‌های دیگر ارجحیت دارد؛ لذا پیش‌بینی سری زمانی قیمت سهام با استفاده از شبکه‌های عصبی فازی می‌تواند خطای برآورد شاخص کل سهام را کاهش دهد.

۴. روش ANFIS نسبت به روش ANN دارای توانایی بالایی در شناخت الگوهای حاکم بر داده‌ها دارد و در تمامی پنج معیار ارزیابی عملکرد، شبکه‌های عصبی فازی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی برتری دارد. نتایج بیان‌گر این حقیقت است که شبکه‌های عصبی فازی دارای ویژگی‌های منحصربه‌فرد، هم‌گرایی سریع، دقت بالا و برای پیش‌بینی شاخص کل سهام مناسب هستند.

۵. هر دو روش هوش مصنوعی نسبت به روش‌های کلاسیک نتایج بهتری نشان داده‌اند و در تمامی پنج معیار ارزیابی عملکرد، شبکه‌های عصبی فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به روش‌های کلاسیک برتری دارد.

۹- مراجع 9- References

[1] B. K. Wong, T. A. Bodnovich, and Y. Selvi, "Neural network applications in business: A review and analysis of the literature (1988–1995)," *Decision Support Systems*, vol. 19, no. 4, pp. 301–320, 1997.

[2] T. Kimoto, K. Asakawa, M. Yoda, and M. Takeoka, "Stock market prediction system with modular neural networks," *1990 IJCNN International Join. Conference on Neural Networks*, vol.1, pp. 1–6, 1990.

[3] G. Tkacz, "Neural network forecasting of Canadian GDP growth," *International Journal of Forecasting*, vol. 17, no. 1, pp. 57–69, 2001.

[4] م. مهدوی، ح. آهکی، ب. ناصرشریف. *طراحی یک سیستم تشخیص اسکناس مبتنی بر شبکه عصبی با استفاده از مشخصه های بافت و رنگ تصویر. پردازش علائم و داده‌ها. ۱۳۸۹.*

[4] M.Mahdavi, H.Ahaki, B.Nasersharif. "Designing a Currency Recognition System Based on Neural Networks Using Texture and Color of Images," *JSDP*, 2011.

[5] G. A. Darbellay and M. Slama, "Forecasting the short-term demand for electricity," *International Journal of Forecasting*, vol. 16, no. 1, pp. 71 83, 2000.

[6] T. Hill, L. Marquez, M. O'Connor, and W. Remus, "Artificial neural network models for forecasting and decision making," *International Journal of Forecasting*, vol. 10, no. 1, pp. 5–15, 1994.

[7] D. Enke and S. Thawornwong, "The use of data mining and neural networks for forecasting stock market returns," *Expert Systems with Application.*, vol. 29, no. 4, pp. 927–940, 2005.

[8] G. S. Atsalakis and K. P. Valavanis, "Forecasting stock market short-term trends using a neuro-fuzzy based methodology," *Expert Systems with Application*, vol. 36, no. 7, pp. 10696–10707, 2009.

[9] E. Guresen, G. Kayakutlu, and T. U. Daim, "Using artificial neural network models in stock market index prediction," *Expert Systems with Application*, vol. 38, no. 8, pp. 10389–10397, 2011.

[10] W. Qiu, X. Liu, and L. Wang, "Forecasting shanghai composite index based on fuzzy time series and improved C-fuzzy decision trees," *Expert Systems with Application*, vol. 39, no. 9, pp. 7680–7689, 2012.

[11] A. H. Moghaddam, M. H. Moghaddam, and M. Esfandyari, "Stock market index prediction using artificial neural network," *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, vol. 21, no. 41, pp. 89–93, 2016.

[12] M. Qiu, Y. Song, and F. Akagi, "Application of artificial neural network for the prediction of stock market returns: The case of the Japanese stock market," *Chaos, Solitons & Fractals*, vol. 85, pp. 1–7, 2016.

[13] N. Tripathy, "Predicting Stock Market Price Using Neural Network Model," *International Journal of Strategic Decision Sciences.*, vol. 9, no. 3, pp. 84–94, 2018.

[14] Z. Hajirahimi and M. Khashei, "Hybrid structures in time series modeling and forecasting: A review," *Engineering* Applications of Artificial Intelligence, DOI: https://doi.org/10.1016/j.engappai.2019.08.018 vol. 86, no.1, pp. 83–106, 2019.

[15] D. Selvamuthu, V. Kumar, and A. Mishra, "Indian stock market prediction using artificial neural networks on tick data," *Financial Innovation*, vol. 5, no. 6, 2019.

[16] J. Silva, J. V. Villa, and D. Cabrera, "Sale forecast for basic commodities based on artificial neural networks prediction," *poceedings in*

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-14]

[DOI: 10.29252/jsdp.17.4.89]

Advances in Intelligent Systems and Computing, pp. 37-43, 2019.

[17] S. Chopra, D. Yadav, and A. N. Chopra, "Artificial Neural Networks Based Indian Stock Market Price Prediction: Before and After Demonetization," *Journal of Swarm Inteligence Evolutionary Computation*, vol. 8, no. 174, pp. 2, 2019.

[18] Jadhav S., Dange B., Shikalgar S. "Prediction of Stock Market Indices by Artificial Neural Networks Using Forecasting Algorithms". International Conference on Intelligent Computing and Applications. Advances in Intelligent Systems and Computing, vol. 632, Springer, Singapore.

[19] T. Quoc Bao, L. Nhat Tan, L. Thi Thanh An, and B. Thi Thien My, "Forecasting stock index based on hybrid artificial neural network models," *Science and Technology Deveelopment Journal - Economics - Law and Management*, vol. 3, no. 1, 2019.

[20] Ashik A.M., Kannan K.S. "Time Series Model for Stock Price Forecasting in India". In: Logistics, Supply Chain and Financial Predictive Analytics. Asset Analytics (Performance and Safety Management). Springer, Singapore, 2019 .

[21] R. S. Pressman, "Software Engineering A Practitioner's Approach". 7th Ed. - Roger S. Pressman. 2009.

[22] J. D. Salas, "Applied modeling of hydrologic time series", Water Resources Publication, 1980.

[23] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, G. C. Reinsel, and G. M. Ljung, "Time series analysis: forecasting and control", John Wiley & Sons, 2015.

[24] م. البرزی، *آشنایی با شبکه های عصبی*. انتشارات دانشگاه صنعتی شریف، ۱۳۸۰.

[24] M. Alborzi, "An introduction to Neural Networks." Sharif University of Technology, 2000.

[25] S. Alvisi, G. Mascellani, M. Franchini, and A. Bárdossy, "Water level forecasting through fuzzy logic and artificial neural network approaches," *Hydrology and Earth System Sciences,* vol. 10. pp. 1–17, 2006.

[26] J. S. R. Jang, "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System," *IEEE Transaction Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 23, no. 3, pp. 665 685, 1993.



زهرا پاشایی درسال ۹۴، مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی رایانه شاخه نرم‌افزار از دانشگاه بناب و در سال ۹۷ مدرک کارشناسی ارشد خود را از دانشگاه آزاد در شاخه نرم‌افزار رشته مهندسی رایانه دریافت کرده است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان عبارتند از: شبکه‌های عصبی و سامانه‌های فازی است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

zhrpashaei@gmail.com



رحیم دهخوارقانی در سال ۸۵، مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی رایانه شاخه نرم‌افزار از دانشگاه پیام نور و در سال ۸۷ مدرک کارشناسی ارشد خود را از دانشگاه شهید بهشتی در شاخه نرم‌افزار رشته مهندسی رایانه دریافت کرده و از سال ۹۰ تا ۹۴ دوره دکترا را در دانشگاه سابانجی استانبول (ترکیه) در شاخه هوش مصنوعی گذرانید. از نقاط برجسته کارنامک ایشان، کسب مقام نخست جهانی در مسابقات SUMO Prize 2007 به‌دلیل ساخت بهترین آنتولوژی دامنه برای آنتولوژی SUMO توسط تیم دانشگاه شهید بهشتی است. ایشان از سال ۹۵ عضو هیئت علمی دانشگاه بناب در گروه مهندسی رایانه است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

rdehkharghani@ubonab.ac.ir

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-14]

[DOI: 10.29252/jsdp.17.4.89]