

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

زهره پاشایی<sup>۱</sup> و رحیم دهخوار قانی<sup>۲\*</sup>

<sup>۱</sup>گروه رایانه دانشگاه آزاد اسلامی بناب، بناب، ایران

<sup>۲</sup>گروه رایانه، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه بناب، بناب، ایران

## چکیده

پیش‌بینی قیمت سهام به عنوان یک فعالیت چالش برانگیز در پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی در نظر 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 به دست 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 به عنوان یک بازار واقعی مورد بررسی قرار گرفته است. برای پیش‌بینی شاخص کل سهام تهران، از سامانه‌های هوشمند غیرخطی همچون شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN<sup>۱</sup>) و شبکه‌های عصبی فازی (ANFIS<sup>۲</sup>) استفاده و سپس کارایی این مدل‌ها با مدل‌های کلاسیک خطی (ARIMA<sup>۳</sup> و SARIMA<sup>۴</sup>) بررسی شده و همچنین علاوه بر داده‌های شاخص کل، داده‌های تأثیرگذار دیگر 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 به صورت هدفمند به عنوان ورودی به مدل‌های غیرخطی ANN و ANFIS داده می‌شوند. به عبارت دیگر، عمل انتخاب ویژگی توسط معیار تابع اطلاعات مشترک (MI<sup>۵</sup>) و ضریب همبستگی خطی (CC<sup>۶</sup>) 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؛ همه مدل‌ها براساس معیارهای رایج نیکوبی برآش 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 روش‌های MI و CC در هر دو مدل ANFIS و ANN دقیق پیش‌بینی شاخص را از منظر معیار ارزیابی Nash-Sutcliffe تا ۵۵٪ افزایش می‌دهد. 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<sup>1</sup> & Rahim Dehkharghani<sup>\*2</sup>

<sup>1</sup>Faculty of Electrical and Computer Engineering, Islamic Azad University of Bonab,  
Bonab, Iran

<sup>2</sup>Faculty of Engineering, University of Bonab, Bonab, Iran

<sup>1</sup> Artificial Neural Networks

<sup>2</sup> Adaptive Neural Fuzzy Inference System

<sup>3</sup> Auto Regressive Integrated Moving Average

<sup>4</sup> Seasonal Auto Regressive Integrated Moving Average

<sup>5</sup> Mutual Information

<sup>6</sup> Correlation Coefficient

\* Corresponding author

\*نویسنده عهده‌دار مکاتبات



## 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.

بهتری را نسبت به روش‌های ریاضی و آماری مانند رگرسیون و آنالیز ممیزی نشان می‌دهند؛ لذا در سال‌های اخیر روش‌های غیرخطی هوش مصنوعی توکانی قابل ملاحظه‌ای در مدل‌سازی و پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی از خود نشان داده‌اند. این روش‌ها چون مبتنی بر داده هستند، به داشت اولیه نسبت به پدیده مورد مطالعه نیاز ندارند. مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، ابزاری کارآمد برای کارکردن بر روی تعداد وسیعی از داده‌های پویا و غیرخطی هستند. مدل‌های ANN و ANFIS از جمله روش‌های هوش مصنوعی هستند که حالت خودهمبسته دارند و به صورت غیرخطی توکانی کنترل جزء خودهمبسته سری زمانی را دارند.

## 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 متتمادی 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 علت و معلول را به کار می‌گیرند. با این وجود، یک قانون کلی در مورد این که چه اطلاعاتی مهم‌تر هستند، وجود ندارد. برنامه‌های نرم‌افزاری بسیاری نیز وجود دارند که به این تصمیم‌گیری کمک می‌کنند و به عنوان مدل پیش‌بینی، مدل‌هایی نظری ARIMA و SARIMA استفاده می‌شوند که از رگرسیون خطی و میانگین متحرک و نظایر این‌ها به عنوان موتور پیش‌بینی استفاده می‌کنند. با این وجود در روندهای مالی به دلیل 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 صورت گرفته نشان می‌دهد که مدل‌های هوش مصنوعی، نتایج

## ۲- پیشینه پژوهش

در سال ۱۹۸۸ برای نخستین بار نظریه استفاده از شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی‌های اقتصادی توسط هالبرت وايت مطرح شد. هدف این پژوهش، کشف نظم نهفته در قیمت‌های تاریخی دارایی‌های سرمایه‌ای بود. بدین منظور، از بازده روزانه سهام شرکت IBM<sup>۱</sup> به عنوان یک مورد خاص استفاده شده و نقش روش‌های استنباط آماری و روش‌های

<sup>۱</sup> International Business Machines Corporation





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 Regularization Bayesian 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 به دست آورده است [16].

در [17-18]، استفاده از یک مدل تحلیلی و پیش‌بینی شده 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 در همین‌اواخر در زمینه هوش مصنوعی مورده 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 کاتان [20] نیز در سال ۲۰۱۹ از مدل ARIMA برای پیش‌بینی قیمت سهام استفاده کردند.

### 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 جعبه سیاه همچون ARIMA به صورت 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].

یادگیری در شبکه‌های عصبی به عنوان دو عنصر مکمل یکدیگر مطرح شد. بعد از مطالعه اولیه وايت در سال ۱۹۸۸ پای شبکه‌های عصبی به حوزه مالی باز شد و مطالعات متعددی در این زمینه در نقاط مختلف جهان صورت گرفت. 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، سامانه پیش‌بینی بازار سهامی ارائه شد که در این مطالعه ضمن مقایسه سامانه‌های خبره و سامانه‌های شبکه عصبی، از یادگیری غیرخطی شبکه‌های عصبی به عنوان توانایی بالای این شبکه‌ها نامبرده شده است [2].

می‌توان گفت که مهم‌ترین دلیل برای استفاده از شبکه‌های عصبی، وجود مسائل بسیار زیاد حل نشدنی به وسیله الگوریتم‌های حل مدل‌های غیرخطی است [3-4]. 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]. به طور گسترده بسیاری از مطالعات به وجود روابط غیرخطی در بازارهای مالی اشاره کرده و بیان کرده که می‌توان به طور 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 به دلیل ماهیت غیرخطی سری‌های زمانی مالی یک مسئله چالش برانگیز است که در مطالعه دیگری، از ANN برای پیش‌بینی شاخص سهام زبان استفاده شده است [12].

این پژوهش نشان می‌دهد که توان پیش‌بینی مدل شبکه‌های عصبی به طور قابل توجیه تحت تأثیر یک روزه

به ازای آنها آموزش دیده‌اند، جواب‌های قابل قبول ارائه دهنده و نیز می‌توان از آنها به‌طور نامحدود در ارائه جواب به اطلاعاتی که در قبل با آنها مواجه نبودند، استفاده کرد. تهیه یک برنامه برای ارائه جواب به مسأله‌ای که تعداد زیادی متغیر به عنوان ورودی یا خروجی در آن وجود دارد، با استفاده از روش‌های برنامه‌نویسی متداول امروزی کاری دشوار و غیر عملی است؛ زیرا در نظر گرفتن همه این متغیرها و آثارشان بر یکدیگر غیر ممکن است. اما 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، چهار اشکال شود، اما در شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌دلیل این که برآسانس 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 ترتیب شبکه‌های عصبی احتیاج به مجموعه داده‌های 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 محدوده داده‌ها به‌منظور مدل‌سازی، اقدام به نرمال‌سازی آن‌ها با استفاده از رابطه (۱) شده است که در این صورت محدوده داده‌ها بین صفر تا یک خواهد بود [25].

$$x_N = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

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

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 به صورت  $(p,d,q)$  نمایش داده می‌شوند.  $p$  بیان گر مرتبه عبارت خودهمبستگی،  $d$  مرتبه تفاضل غیرفصلی و  $q$  مرتبه 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، فصلی بودن داده‌ها را نیز در مدل‌سازی دخالت می‌دهد. به‌طور کلی 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.

### ۳-۲- شبکه‌های عصبی مصنوعی

عملکرد مغز انسان با توجه به میلیون‌ها سال تکامل می‌تواند به عنوان کامل‌ترین و بهترین الگو برای تشخیص و قایع 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)<sup>۱</sup> مد نظر قرار گرفته است. امروزه علاقه فزاینده‌ای در توسعه تئوریک سامانه‌های پویا و هوشمند مدل-آزاد<sup>۲</sup> که مبتنی بر داده‌های تجربی هستند، ایجاد شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی جزو 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 نزو-سیناپتیکی<sup>۳</sup> مغز پسر دارند. بدین ترتیب شبکه‌های عصبی مصنوعی تا حدودی از مغز انسان الگوبرداری شده‌اند و همان‌گونه که مغز انسان می‌تواند 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

<sup>1</sup> Artificial Intelligence

<sup>2</sup> Model-Free

<sup>3</sup> Neuro-Synaptic





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؛ به طوری که 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 راه حلی را برای به دست آوردن اطلاعاتی درباره مجموعه‌داده‌ها به منظور مدل‌سازی فازی ارائه می‌دهد تا پارامترهای تابع عضویت به نحوی تنظیم شوند که بهترین سامانه استنباط فازی به یک سری داده موجود اختصاص یابد. این شیوه آموزش عملکردی همانند شبکه عصبی دارد.

روش مدل‌سازی به وسیله سامانه استنباط فازی- عصبی تطبیقی مشابه سیاری 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 به وسیله 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 انتخاب شده، داده‌های حاصل از مدل به مقدار واقعی نزدیک شوند.

#### ۴- روش پیشنهادی

با توجه به این که هدف این پژوهش طبقه‌بندی مدل‌های SARIMA، ARIMA و ANN و ANFIS در توانایی آن‌ها در کنترل اجزاء اصلی سری زمانی، یعنی خودهمبستگی و فصلانه و تصادفی بودن، 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.

و همچنین اختلاف فاحش عددی متغیرهای مختلف از طریق نرم‌افزاری 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 واژه مناسب‌بودن آن است. در منطق فازی هر بیان و عبارتی را می‌توان به صورت فازی بیان کرد و درستی هر عبارتی نیز از درجه اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. ابزار فازی این امکان را فراهم می‌سازد که به جای این که 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 به صورت 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. در واقع 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. در حالی که 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 به کار گیری همین عبارات زبانی است؛ به عنوان مثال، جهت طراحی سامانه ترمز مؤثر خودرو بر پایه منطق فازی، عباراتی مثل تاریکی کم یا زیاد، سرعت کم یا زیاد و لغزنده‌گی کم یا زیاد و... را به عنوان متغیرهای ورودی و عباراتی همچون "فاصله کم یا زیاد" را (مشابه آنچه در مغز انسان برای تصمیم‌گیری رخ می‌دهد) به عنوان متغیر خروجی به کار می‌بندیم.

#### ۴-۵- مدل شبکه عصبی- فازی تطبیقی

در سال ۱۹۹۳، جانگ برای نخستین بار 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 به وسیله شبکه



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

ج- داده‌ها به نسبت به طور تقریبی ۷۰ به ۳۰ به دو قسمت آموزش و صحبت‌سنجی تقسیم می‌شوند.

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

ه- برای مدل‌سازی با مدل‌های چندمتغیره ANN و ANFIS 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 به عنوان 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:

$$\rho_{x,y} = \frac{\sum(x - \bar{x})(y - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x - \bar{x})^2 \sum(y - \bar{y})^2}} \quad (2)$$

$$CC_{X,Y} = (\rho_{x,y})^2 \quad (3)$$

که در این روابط  $\rho$  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 می‌گیرد 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:

$$MI(X,Y) = H(X) + H(Y) - H(X,Y) \quad (4)$$

لازم به توضیح است که  $H(X)$  و  $H(Y)$  با استفاده از رابطه (5) محاسبه می‌شوند. همچنین  $H(A|B)$  آنتروپی (محتابی اطلاعاتی) مشترک A به شرط B نامیده می‌شود و تعریف آن طبق رابطه (6) است:

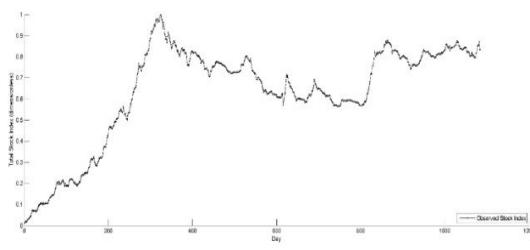
$$H(X) = H(P) = - \sum_{i=1}^N p(x_i) \log[p(x_i)] \quad (5)$$

$$H(A|B) = - \sum_{a \in A, b \in B} p(a,b) \log p(A|B) \quad (6)$$

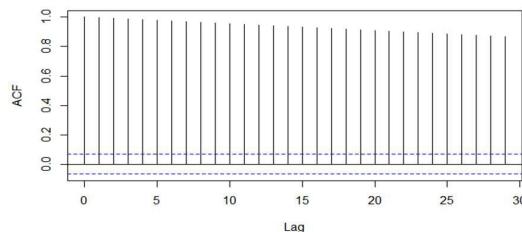
و- در انتهای تمامی مدل‌ها براساس معیارهای ارزیابی توضیح داده شده در بخش ارزیابی با یکدیگر مقایسه می‌شوند.

## ۵- داده‌های مورد مطالعه

با توجه به این که 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 دست کم 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) سری زمانی شاخص کل سهام نشان داده شده است که بیان گر 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 صورت گرفته، 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 چندمتغیره هوش مصنوعی در استفاده شده است. بر روی داده‌های مورد ANFIS و ANN استفاده در این پژوهش ابتدا نرمال‌سازی انجام و سپس در مدل‌های چندمتغیره، برای انتخاب ترکیب ورودی و جلوگیری

<sup>۱</sup> Auto Correlation Function

در این پژوهش مدل‌سازی آنها با استفاده از نرم‌افزار R صورت گرفته است. برای مدل‌سازی شاخص کل سهام، بهترین ساختار مدل‌های ARIMA و SARIMA در جدول (۱) آورده شده است.

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

## ۶-۱- مدل‌های ARIMA و SARIMA

مدل‌های ARIMA و SARIMA از مدل‌های جعبه‌سیاه کلاسیک خطی و تک‌متغیره و همچنین تک‌تناوبه هستند که

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

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

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

شبکه‌های عصبی از الگوریتم لونبرگ-مارکوارت استفاده شده است [22].

فرآیند آموزش شبکه زمانی متوقف می‌شود که میزان خطای 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. همان‌طور که در جدول (۲) مشاهده می‌شود، نتایج مدل‌سازی با ورودی تمام داده‌های پنج روز قبل کاری، چندان مناسب نیست؛ زیرا در عمل 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 بهدست آمده 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 صحبت‌سنجی عملکرد هر سه مدل در پانزده روز دلخواه نشان داده شده است.

همان‌طور که 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 بهدست آمده بهنسبه مناسب است.

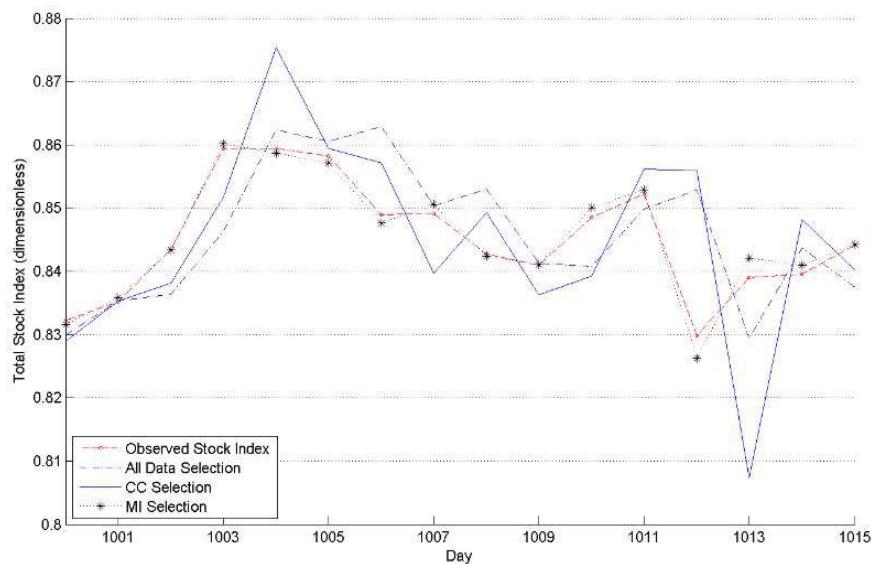
## ۶-۲- مدل ANN

در مدل ANN، خروجی نه تنها به انتخاب مناسب متغیرهای ورودی وابسته است، بلکه به درست تنظیم کردن پارامترهای برنامه همانند توابع محرك، تعداد نرون‌های میانی و تعداد تکرار فرآیند آموزش شبکه نیز وابسته است. ساختار بهینه ANN بهصورت آزمون و خطای و آنالیز حساسیت بهدست می‌آید. هدف از این آزمون و خطای، یافتن تعداد نرون‌های لایه پنهان و تعداد تکرار الگوریتم است تا به واسطه آنها مدل تعریف شود. این روند با استفاده از جعبه‌ابزار 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 خطای در بازه ۰ تا دویست تعیین شد. به جهت قدرت هم‌گرایی زیاد، برای آموزش

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

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

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

(شکل-۳): نمودار مقایسه عملکرد مدل ANN با ورودی های مختلف  
(Figure-3): The comparison chart of the ANN model performance with different inputs

نحوه مدل سازی با ANFIS نیز همانند ANN است با این تفاوت که تنظیم پارامترهای این مدل کمی متفاوت از مدل پیشین است. در مدل سازی توسط ANFIS دو نکته مهم وجود دارد که باید مورد توجه قرار بگیرد، اولی ساختار تکرار آموزش و تعداد توابع عضویت) و دومی تعداد تکرار جهت آموزش ANFIS است. انتخاب مناسب پارامترهای بالا می تواند هم در گام آموزش و هم در گام سنجش منجر به بهبود کارایی مدل شود. مشابه شبکه های عصبی، تعداد تکرارهای آموزشی کم می تواند منجر به آموزش ناقص شود؛ لذا بایستی مقدار بهینه ای برای تعداد تکرارها در نظر گرفت تا کیفیت مدل برای

همان طور که در شکل (۳) مشاهده می شود، عملکرد مدل ANN با ورودی MI در پیش بینی نقاط بیشینه مناسب تر از سایر مدل ها بوده و این به دلیل در نظر گرفتن روابط غیر خطی است.

### ۶-۶- مدل ANFIS

مدل ANFIS نوعی از مدل های شبکه عصبی مصنوعی بوده که عدم قطعیت را نیز در نظر گرفته و از جمله مدل های خود همبسته است که به صورت غیر خطی امکان کنترل جزء خود همبسته سری زمانی را فراهم می کند. اصول و روند کلی

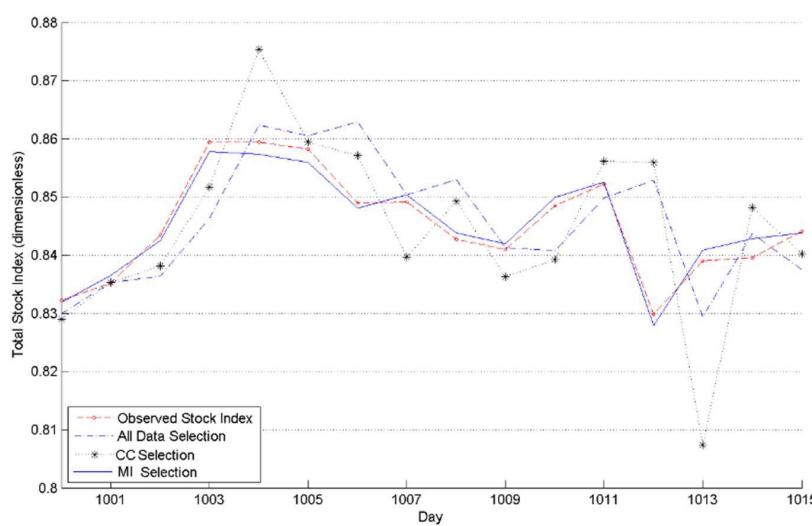
روند آزمون و خطا به دست آمده و بهترین نتایج یادشده است. برای انتخاب داده‌های ورودی هم به صورت کل داده‌های موجود تا پنج روزگاری قبل و هم از معیار MI و CC استفاده شده است. برای مدل‌سازی شاخص کل سهام، بهترین ساختار مدل ANFIS در جدول (۳) آورده شده است.

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

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 دوتابع 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

RMSE (نمایل شده)		Nash-Sutcliffe(E)		ساختار مدل	ورودی مدل	متند انتخاب ورودی
صحبت سنجی	آموزش	صحبت سنجی	آموزش			
0.058	0.007	0.9578	0.9684	گوسی-۳	ALL DATA	ALL
0.004	0.002	0.9971	0.9997	گوسی-۳	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)	MI
0.0045	0.003	0.9960	0.9982	گوسی-۳	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)	CC

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



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

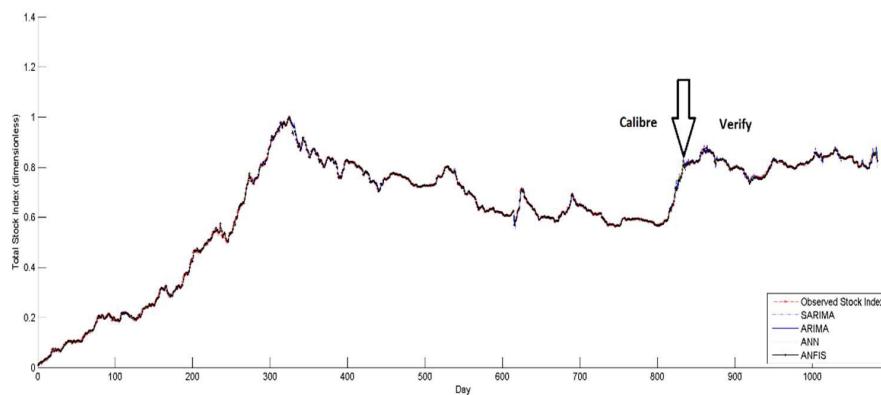
همان‌طور که در شکل (۵) مشاهده می‌شود، برای مقایسه کل، بهترین مدل‌های ANN و ANFIS استفاده شده که همان مدل‌های با ورودی روش MI هستند، انتخاب شده است. از دید کلی با توجه به خودهمبستگی بالای سری زمانی استفاده شده (شکل ۲) همه مدل‌های استفاده شده نتایج مناسبی را شامل شده‌اند؛ اما همان‌طور که در شکل (۶) مشاهده می‌شود، مدل ANFIS با ورودی روش MI در پیش‌بینی نقاط بیشینه بهتر عمل کرده است.

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

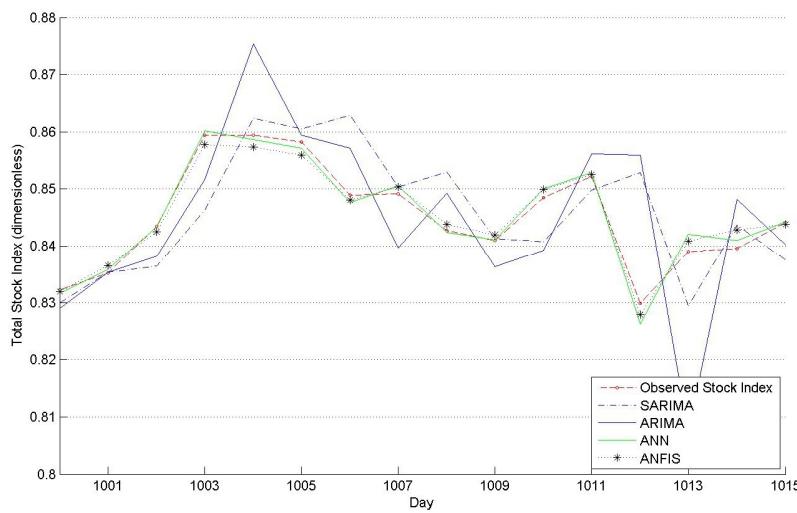
همان‌طور که در شکل (۴) مشاهده می‌شود، عملکرد مدل ANFIS با ورودی MI در پیش‌بینی نقاط بیشینه مناسب‌تر از سایر مدل‌ها بوده و این بهدلیل درنظر گرفتن روابط غیرخطی و عدم قطعیت است.

## ۷- مقایسه مدل‌ها

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



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



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



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

(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

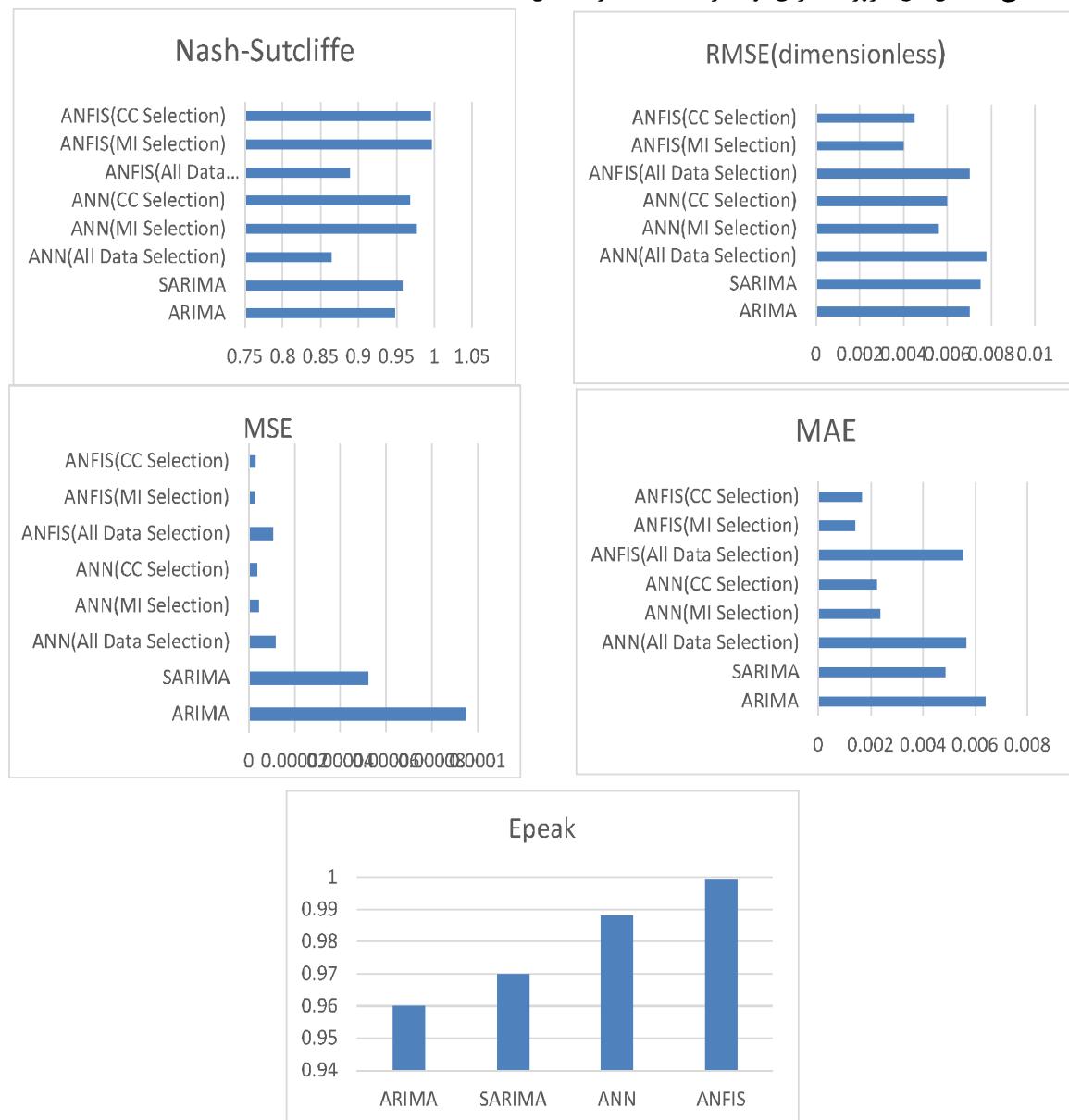
یک روز قبل	پنج روز قبل	چهار روز قبل	چهار روز قبل	سه روز قبل	دو روز قبل	دو روز قبل	سه روز قبل	یک روز قبل	دو روز قبل
شاخص ارز شناور	شاخص کل صنعت	شاخص کل صنعت	شاخص کل	شاخص کل صنعت	شاخص کل	شاخص کل	شاخص کل صنعت	شاخص کل صنعت	شاخص کل
0.9954	0.9955	0.9961	0.9967	0.9969	0.9977	0.9977	0.9982	0.9986	0.9994
پنج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

کل روزهای قبل داشته باشند؛ اما قیمت طلا و دلار تأثیر زیادی روی شاخص کل بورس نخواهد داشت.

### ۱-۷- ارزیابی مدل‌ها با معیارهای ارزیابی

همان‌طور که در شکل (۷) مشخص است در مرحله صحبت‌سنگی تمام نتایج بدست آمده 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 مدل‌ها بهتر عمل کرده است.

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 دارد. این یافته بیان‌گر این فرضیه است که سرمایه‌گذاران بورس برای موفقیت در کار خود و پیش‌بینی شاخص کل امروز بیشترین توجه را باید به مقدار شاخص



(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

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

## ۸- نتیجه‌گیری

- پس از تحلیل خروجی سامانه و داده‌های به دست آمده 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 CC و MI 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 برآورده شاخص کل سهام را کاهش دهد.
  ۴. روش ANFIS نسبت به روش ANN دارای توانایی بالای در شناخت الگوهای حاکم بر داده‌ها دارد و در تمامی پنج معیار ارزیابی عملکرد، شبکه‌های عصبی فازی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی برتری دارد. نتایج بیان گر این حقیقت است که شبکه‌های عصبی فازی دارای ویژگی‌های منحصر به فرد، 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- References

## ۹- مراجع

- [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 مشخصه‌های بافت و رنگ تصویری. پردازش علائم و داده‌ها. ۱۳۱۹.

دربافت کرده است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان عبارتند از: شبکه‌های عصبی و سامانه‌های فازی است. نشانی رایانمۀ ایشان عبارت است از: zhrpashaei@gmail.com



**روحیم 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 سایانجی استانبول (ترکیه) در شاخه هوش مصنوعی گذرانید. از نقاط بر جسته 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 رایانمۀ ایشان عبارت است از:

rdehkharghani@ubonab.ac.ir

*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 Intelligence 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 Development 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 شبکه‌های عصبی. انتشارات دانشگاه صنعتی شریف، ۱۳۸۰.
- [25] M. Alborzi, "An introduction to Neural Networks." Sharif University of Technology, 2000.
- [26] 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.
- [27] 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** در سال 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



سال ۱۳۹۹ شماره ۴ پیاپی ۴۶



فصلنامه  
پژوهش‌های  
دانشگاه  
پرورش دهندگان