

پیش‌بینی قیمت سهام در بورس اوراق بهادار تهران به وسیله ترکیب دوگانه سامانه استنتاج فازی و الگوریتم رقابت استعماری فازی

مجید عبدالرزاق نژاد*^۱ و مهدی خرد^۲

^۱ گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده مهندسی، دانشگاه بزرگمهر قائنات، قانن، ایران

^۲ گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه قم، قم، ایران

چکیده

پیش‌بینی قیمت سهام در بورس اوراق بهادار از جمله چالش برانگیزترین مباحث در مقوله پیش‌بینی است که توجهات بسیاری از جمله پژوهش‌گران را به خود جلب کرده است. عوامل مختلف درگیر در بورس اوراق بهادار سبب شده است تا بازار بورس همیشه از خود فرایندی پویا و پیچیده داشته باشند؛ لذا پژوهش‌گران بر آن شده‌اند تا در پیش‌بینی رفتار بورس، به دنبال روش‌های نوینی باشند که در برابر عدم ایستایی و پیچیده بودن مقاوم باشند. در این پژوهش یک مدل ترکیبی دوگانه متشکل از دو سامانه استنتاج فازی و یک الگوریتم رقابت استعماری به صورت ترکیبی استفاده شده است که یک سامانه فازی برای ایجاد مدلی برای پیش‌بینی قیمت سهام بر اساس ۱۰ متغیر تأثیرگذار بر قیمت سهام استفاده می‌شود که قوانین فازی موتور استنتاج این سامانه فازی توسط نسخه بهبودیافته فازی جدید الگوریتم رقابت استعماری به دست می‌آید و پارامترهای الگوریتم رقابت استعماری نیز توسط یک سامانه فازی دیگر به نام تنظیم‌کننده پارامترها، تعیین می‌شوند. به منظور ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی اطلاعات مرتبط با قیمت سهام شش شرکت فعال در بورس اوراق بهادار تهران در نظر گرفته شده و هشت مدل پیش‌بینی قیمت سهام در دو گروه الگوریتم به همراه مدل پیشنهادی پیاده‌سازی شدند. نتایج به دست آمده نشان از عملکرد بهتر مدل پیشنهادی از جهت کیفیت نتایج پیش‌بینی شده و انحراف کم نتایج فاز آزمون از فاز آموزش دارد.

واژگان کلیدی: پیش‌بینی قیمت سهام، سامانه استنتاج فازی ممدانی، شبکه عصبی، درخت تصمیم، جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان، الگوریتم رقابت استعماری.

Predicting stock prices on the Tehran Stock Exchange by a new hybridization of Fuzzy Inference System and Fuzzy Imperialist Competitive Algorithm

Majid Abdolrazzagh-Nezhad^{*1} & Mahdi Kherad²

1Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering, Bozorgmehr,
University of Qaenat, Qaen, Iran

2Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering,
University of Qom, Qom, Iran

Abstract

Investing on the stock exchange, as one of the financial resources, has always been a favorite among many investors. Today, one of the areas, where the prediction is its particular importance issue, is financial area, especially stock exchanges. The main objective of the markets is the future trend prices prediction in order to adopt a suitable strategy for buying or selling. In general, an investor should be

* Corresponding author

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات

سال ۱۴۰۰ شماره ۴ پیاپی ۵۰

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۸/۰۴/۰۵ • تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۱۱/۱۴ • تاریخ انتشار: ۱۴۰۰/۱۲/۲۹ • نوع مطالعه: کاربردی



فصلنامه



۱۲۵

predicted the future status of the time, the amount and location of his assets in a way that increases the return on his assets. Stock price prediction is one of the most challenging topics in the field of forecasting, which has attracted many attentions from researchers. The various factors of the markets have caused the situation that they always have a dynamic and complex process. Therefore, researchers have been determined to look for new prediction methods of stock price, which will reduce the instability and complexity of the markets. In fact, the most of recent studies have shown that the stock market is a nonlinear, dynamic, and non-parametric system that is affected by various economic factors. The applications of artificial intelligence and machine learning techniques to identify the relationship between the factors and stock price exchanges can be organized in seven major groups such as neural networks and deep learning, support vector machine, decision tree and random forest, k nearest neighbor, regression, Bayesian networks and fuzzy inference-base methods. Due to the mentioned prediction methods have their own challenges, hybridizations of the meta-heuristic algorithms and the methods were applied to stock price prediction.

In this paper, a new hybridization of Fuzzy Inference System and a novel modified Fuzzy Imperialist Competitive Algorithm (FICA+FIS) are proposed to stock price prediction. To achieve this aim, two Fuzzy Inference Systems are designed to tuning the ICA's parameters based on three effective factors in search strategy and to predict stock price based on 10 effective economic factors. The candidate fuzzy rules set of the inference engine is obtained by the FICA for the second FIS and six fuzzy rules of the first FIS are designed based on the ICA's behaviour. The FICA+FIS has 10 inputs of the stock price variables including the lowest stock price, the highest stock price, the initial stock price, the trading volume, the trading value, the first market index of the trading floor, the total market price index, the dollar exchange rate, the global price per ounce of gold, the global oil price, and its output is also the stock price. The inputs and output variables consist of three linguistic variables such as Low, Medium, and High with triangular membership functions. Each country (search agent) of the FICA contains information on all the fuzzy rules of the inference engine attributed to the country and has $r \times 12$ elements, where r is the number of fuzzy rules. The FICA's objective function is the mean square error (MSE) to evaluate the power of each country.

A challenge of the ICA is the proper tuning parameters such as the Revolution Probability (Prevolve), Assimilation Coefficient (Beta) and the Colonies Mean Cost Coefficient (zeta), which has a great impact on the efficiency of the algorithm (precision and time of access to solution). These parameters are usually constant and according to different problems, they have different values and are given experimentally. In this paper, the parameters are tuned based on the number of iterations that the best objective function value has not improved (UN), the number of imperialist (N_i) and the current number iteration (Iter). To this aim, a FIS is designed based on six fuzzy rules that UN, N_i and Iter are its input variables and Prevolve, Beta and zeta are its output variables.

To analyze the efficiency of the FICA+FIS as a case study, six datasets are collected from six companies which were active between 1389 to 1394 in Tehran Stock Exchange such as Pars Oil, Iran Khodro, Motogen, Ghadir, Tidewater and Mobarakeh. The information of around 2000 days are collected for each company and the data are divided to train and test data based on cross validation 10-fold. To compare the performance of the FICA+FIS, two groups of stock price prediction methods were implemented. In the first group, the fuzzy rules of the FIS's engine to stock price prediction are obtained by the classic draft of the Imperialist Competitive Algorithm (ICA+FIS), the Genetic Algorithm (GA+FIS) and the Whale Optimization Algorithm (WOA+FIS), which are used to compare with the FICA. The second group includes classic stock price prediction methods such as multi-layered neural network (NN), support vector machine (SVM), CART decision tree (DT-CART), random forest (RF) and Gaussian process regression (GPR), which are used to compare with the FICA+FIS. The experimental results show that first, the improved fuzzy draft of the ICA performed better than its classic draft, the GA and the WOA, and second, the performance of the FICA FIS is better than other investigated algorithms in both training and testing phases, although the DT is a competitor in the training phase and the RF is a competitor in the test phase on some datasets.

Keywords: Stock Price Prediction, Fuzzy Inference Systems, Neural Networks, Decision Tree, Random Forest, Support Vector Machine, Imperialist Competitive Algorithm.

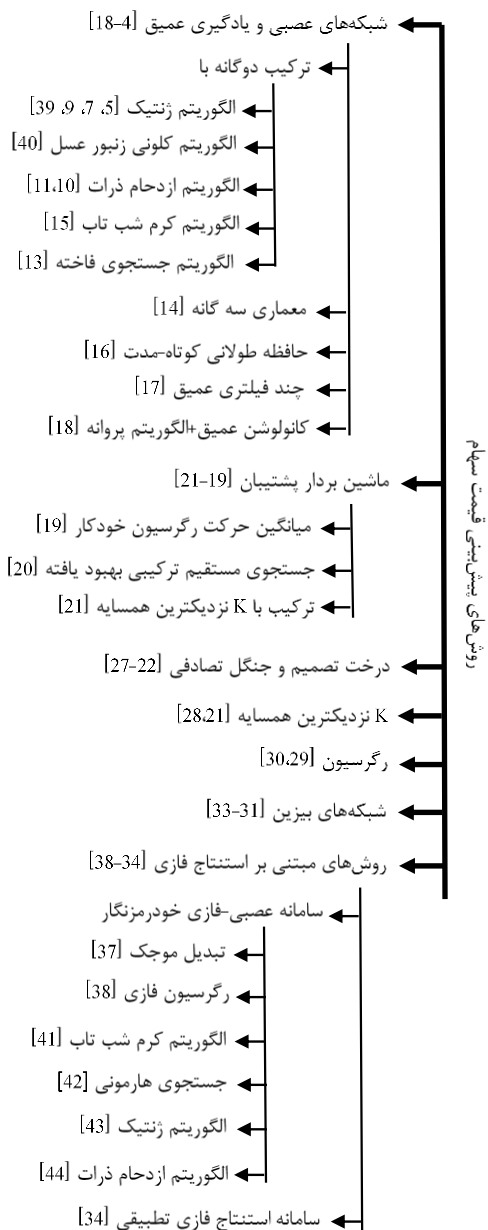
فرضی تقسیم نمایند و تنها فرمول ممکن ایجاد یا تأسیس یک شرکت سهامی با چند نفر شریک با سهامی متفاوت یا مساوی و مسئولیتی در حدود سرمایه پرداخت شده یا سهام خریداری شده بود. این فرمول ابتدا در سال ۱۵۵۳ میلادی، در کشور روسیه و برای ایجاد شرکتی به وجود

۱- مقدمه

پیدایش بورس در دنیا با دو پدیده پیدایش شرکت‌های سهامی با مسئولیت محدود و پیدایش شرکت‌های سهامی عام مرتبط است. در گذشته، بازرگانان، به دنبال سازوکاری بودند تا ضرر و خسارات احتمالی را با شریک یا شرکای

اما بطور واضح مشاهده می‌شود که این چالش‌ها باعث شده ترکیب‌های دوگانه^{۱۲} آنها به‌منظور افزایش توانایی شناسایی ارتباط پیچیده بین متغیرهای تأثیرگذار اقتصادی بر قیمت سهام در دستور کار تحلیل‌گران داده قرار گیرد.

در این پژوهش یک مدل ترکیب دوگانه استنتاج فازی ممدانی با نسخه بهبودیافته فازی الگوریتم رقابت استعماری^{۱۳} (FICA+FIS) برای پیش‌بینی قیمت سهام بر اساس ۱۰ متغیر اقتصادی برای شش شرکت فعال در بازار بورس اوراق بهادار تهران طراحی شده است.



(شکل ۱-): نمای کلی از روش‌های ارائه شده به‌منظور

پیش‌بینی قیمت سهام

(Figure-1): An overview of the proposed methods to stock prices prediction.

¹² Hybrid

¹³ Hybridization of Fuzzy Inference System and Fuzzy Imperialist Competitive Algorithm

آمد که قرار بود کالاهای آن از شمال اروپا به شرق آسیا و چین منتقل شود و لازم نباشد افریقا را دور بزند. سرمایه لازم برای انجام عملیات این شرکت توسط عده محدودی از تجار تأمین شد و هر تاجر به نسبت آورده خویش در سود یا زیان عملیات، شریک بود [1]. بورس اوراق بهادار به معنی یک بازار رسمی سرمایه است که در آن خرید و فروش سهام شرکت‌ها یا اوراق قرضه دولتی یا مؤسسات معتبر خصوصی، تحت ضوابط و قوانین و مقررات خاصی انجام می‌شود. مشخصه مهم بورس اوراق بهادار، حمایت قانون از صاحبان پس اندازها و سرمایه‌های راکد و الزامات قانونی برای متقاضیان سرمایه است.

سرمایه‌گذاری در بورس اوراق بهادار، به‌عنوان یکی از ابزارهای مالی، همواره مورد علاقه بسیاری از سرمایه‌گذاران بوده است. مهم‌ترین دلیل استقبال سرمایه‌گذاران از خرید سهام عادی، بازدهی بالای آن است. از آنجاکه افزایش میزان سود و کاهش ریسک سرمایه‌گذاری در بورس همیشه مهم‌ترین دغدغه سرمایه‌گذاران بوده است، آنها همواره به دنبال راهی هستند که بهترین پیشنهاد را برای خرید سهام داشته باشند به‌گونه‌ای که دارای بیشترین بازده و کمترین ریسک سرمایه‌گذاری باشد. از طرفی انجام این مهم بر اساس داده‌های تاریخی^۱ اثبات شده است که ناکافی است [2, 3]. بسیاری از مطالعات اخیر نشان داده‌اند بازار سهام، در حقیقت یک سامانه غیرخطی، پویا و ناپارامتریک است که متأثر از متغیرهای اقتصادی^۲ مختلفی است. ورود روش‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین به‌منظور شناسایی رابطه بین این متغیرها و تغییرات قیمت سهام را می‌توان در هفت گروه عمده (به شکل (۱) مراجعه شود) همچون شبکه‌های عصبی^۳ و یادگیری عمیق^۴ [4-18]، ماشین بردار پشتیبان^۵ [19-21]، درخت تصمیم^۶ و جنگل تصادفی^۷ [22-27]، k نزدیک‌ترین همسایه^۸ [21, 28]، رگرسیون^۹ [29, 30]، شبکه‌های بیزین^{۱۰} [31-33] و روش‌های مبتنی بر استنتاج فازی^{۱۱} [34-38] سازماندهی کرد. چالش‌های روش‌های پیش‌بینی قیمت سهام اشاره شده در بالا در بخش بعد مورد بررسی قرار خواهند گرفت.

¹ Historical Data

² Economic Factors

³ Neural Networks

⁴ Deep Learning

⁵ Support Vector Machine

⁶ Decision Tree

⁷ Random Forest

⁸ K-Nearest Neighbor

⁹ Regression

¹⁰ Bayesian Network

¹¹ Fuzzy Inference-base Methods

ادامه این مقاله به صورت زیر تنظیم شده است. در بخش ۲، مروری بر ادبیات مربوط به مسأله پیش‌بینی قیمت سهام و پژوهش‌های مرتبط پیشین ارائه می‌شود. سپس، در بخش ۳، جزئیات روش پیشنهادی این پژوهش بیان شده و در بخش ۴ به تشریح جزئیات آزمایش‌های انجام‌شده و ارائه نتایج به دست‌آمده اختصاص یافته است. در نهایت در بخش ۵، یک جمع‌بندی از محتوای مقاله ارائه خواهد شد.

۲- مروری بر ادبیات و پژوهش‌های مرتبط

در این بخش به بررسی و تحلیل معتبرترین پژوهش‌های انجام‌شده به منظور شناسایی قیمت سهام بر اساس هفت رویکرد شبکه‌های عصبی، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم و جنگل تصادفی، k نزدیک‌ترین همسایه، رگرسیون، شبکه‌های بیزین و استنتاج فازی پرداخته می‌شود. در گروه روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی و با هدف پیش‌بینی قیمت نفت وست تگزاس اینترمدیت^۱ ترکیب دوگانه شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک^۲ [5] ارائه شد. در این ترکیب دوگانه، الگوریتم ژنتیک وظیفه یافتن ساختار بهینه اتصالات نرون‌ها در لایه‌های مختلف به یکدیگر و نیز تعیین مقادیر اولیه مناسب برای وزن و بایاس هر نرون برعهده داشت. ترکیب دوگانه شبکه عصبی فازی و الگوریتم ژنتیک [7, 9, 39]، ترکیب دوگانه شبکه عصبی بازگشتی^۳ و الگوریتم کلونی زنبور عسل^۴ [40]، ترکیب دوگانه شبکه عصبی فازی و الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات [10, 11]، ترکیب دوگانه شبکه عصبی و الگوریتم جستجوی فاخته^۵ [13] و ترکیب دوگانه شبکه عصبی و الگوریتم کرم شب تاب^۶ [15] با هدف بهینه‌سازی عملکرد شبکه عصبی در پیش‌بینی قیمت سهام ارائه شده‌اند. اگرچه در طراحی این مدل‌های دوگانه متغیرهای اقتصادی متفاوت برای پیش‌بینی قیمت سهام در بازارهای مختلفی در نظر گرفته شدند ولی نکته مشترک این پژوهش‌ها بر حساسیت شبکه‌های عصبی به پارامترهای ساختاری و نیز ضعف الگوریتم‌های یادگیری کلاسیک آن تأکید دارند. این چالش مهم را می‌توان در رویکرد اخذ شده توسط [14] که با در نظر گرفتن ۳ معماری مختلف

برای شبکه عصبی به پیش‌بینی قیمت سهام وارسا^۷ پرداخته، نیز مشاهده نمود.

در [16] یک مدل شبکه عصبی بازگشتی تحت عنوان شبکه حافظه طولانی کوتاه‌مدت^۸ (LSTM) با ۲۵ نرون در تک لایه پنهان آن و یک شبکه عصبی عمیق با ۳ لایه پنهان به منظور پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی در بازارهای مالی طراحی و نتایج به دست‌آمده از آنها را با روش‌های جنگل تصادفی و رگرسیون مقایسه شد. استفاده تجمیعی از ساختار نرون‌های کانولوشن و بازگشتی^۹ در طراحی شبکه عصبی چند فیلتری عمیق^{۱۰} (MFNN) [17] دومین تلاش در استفاده از یادگیری عمیق در شناسایی قیمت سهام است که بر روی شش متغیر تأثیرگذار بر شاخص بازار سهام چین انجام گرفت و نتایجی بهتر از LSTM، شبکه عصبی کانولوشن و بازگشتی داشته است. استفاده از یک نسخه ترکیبی جدید از الگوریتم بهینه‌سازی پروانه^{۱۱} (Rider-MBO) به عنوان الگوریتم یادگیری شبکه عصبی کانولوشن عمیق، جدیدترین روش پیش‌بینی قیمت سهام است که از پنج متغیر اقتصادی در طراحی این یادگیری عمیق بهبود یافته استفاده شده است [18]. با بررسی پژوهش‌های انجام‌شده در کاربرد شبکه‌های عصبی به منظور پیش‌بینی قیمت سهام مشاهده می‌شود که فراهم کردن حجم داده‌های لازم یکی از چالش‌های جدی است چرا که شبکه‌های عصبی برای حصول نتایج دقیق نیاز به داده‌هایی با حجم بالا دارند. جمع‌آوری حجم بالای داده‌ها اولاً بسیار هزینه‌بر بوده و ثانیاً مدت زمان طولانی را طلب می‌کند. از طرفی باتوجه به تغییرات سریع در محیط‌های اقتصادی و مالی، برای پیش‌بینی نیازمند روش‌هایی است که با تعداد داده‌های کم نیز کارآمد و کارا باشند. نیاز به فاز آموزش مجزا در اغلب شبکه‌های عصبی، یکی از گلوگاه‌ها و نقاط ضعف آن‌ها به شمار می‌رود. تأثیر وزن‌های تصادفی اولیه، چگونگی تعیین پارامترهای مختلف یک شبکه مانند تعداد لایه‌ها و نرون‌ها و طولانی‌بودن آزمایش ترکیبات مختلف پارامترها برای یافتن بهترین ترکیب ممکن، از معایب شبکه‌های عصبی است. یکی از معایب اصلی شبکه‌های عصبی آن است که هر شبکه عصبی برای تمامی نمونه‌ها در فضای مسأله به صورت یکسان و مساوی یادگیری می‌شود. این امر چنانچه فضای مسأله بزرگ و پیچیده باشد، یک مشکل اساسی است. همچنین شبکه‌های عصبی

⁷ Warsaw

⁸ Long Short-Term Memory Networks

⁹ Convolutional and Recurrent Neurons

¹⁰ Multi-Filters Neural Network

¹¹ Rider-based Monarch Butterfly Optimization

¹ West Texas Intermediate Oil

² Genetic Algorithm

³ Recurrent Neural Network

⁴ Bee Colony Optimization

⁵ Cuckoo Search Algorithm

⁶ Firefly Algorithm

درخت‌های تصمیم فازی در [23] و پیش‌بینی تنها افزایش یا کاهش قیمت سهام ۱۰ شرکت توسط درختان تصمیم‌گرادیان تقویتی^۷ در [24] انجام شدند. جنگل تصادفی [25] نیز به‌منظور شناسایی میزان تقاضا در خرید یا فروش ۲ شرکت از بورس نزدیک بر اساس درختهای چندگانه باینری روی شش متغیر اقتصادی طراحی شد. همچنین مدل ترکیبی جنگل تصادفی و حداقل مربعات تقویتی^۸ برای پیش‌بینی قیمت سهام در بورس بمبئی بر اساس ۳ متغیر اقتصادی در [26] مورد استفاده قرار گرفت. در [27] نیز بر اساس ۶ متغیر اقتصادی به‌منظور پیش‌بینی روند قیمت سهام در بورس اوراق بهادار تهران از جنگ تصادفی بهره گرفته شد. در نظر گرفتن تعداد محدود متغیر اقتصادی و طراحی چندگانه درختان در این سه پژوهش را می‌توان در راستای رفع چالش‌های یاد شده برای درخت تصمیم ارزیابی نمود.

به‌منظور پیش‌بینی قیمت سهام شش شرکت فعال در بورس اردن بر اساس سه متغیر اقتصادی از الگوریتم k نزدیک‌ترین همسایه استفاده شد [28]. این الگوریتم اگرچه با چالش‌های SVM، درخت تصمیم و جنگل تصادفی روبرو نیست ولی تعیین بهینه مقدار k و حساسیت این الگوریتم به این مقدار چالش جدی آن است. دو مدل خود رگرسیون با وقفه توزیعی [29] ترکیب ادغام رگرسیون معمولی و رگرسیون فازی به همراه بهینه‌سازی و نافازی‌سازی^۹ پارامترها با الگوریتم ژنتیک [30] را می‌توان به‌عنوان پژوهش‌های صورت‌گرفته به‌منظور پیش‌بینی قیمت سهام بورس تهران در گروه صنایع کانی غیرفلزی بر اساس ۱۰ متغیر اقتصادی نام برد. مدل‌های مبتنی بر رگرسیون نسبت به مقادیر نویز (تغییرات ناگهانی و قابل توجه متغیرهای اقتصادی)، تعداد متغیرهای اقتصادی بسیار حساس هستند. لذا اگرچه انتخاب ۱۰ متغیر اقتصادی چالش جدی برای مدل‌های طراحی‌شده ایجاد نخواهد کرد ولی وجود مقادیر نویز در داده‌های آموزش قطعاً چالش قابل‌توجهی برای آنها ایجاد می‌کند. در [41] قیمت سهام در بازار بورس آتن در دوره ۱ ژانویه ۲۰۰۲ تا ۹۰ ژوئن ۲۰۰۸ برای شرکت‌های "دیونیک"^{۱۰} و "کوکاکولا"^{۱۱} توسط روش واریانس نهم‌سانی شرطی اتورگرسیون تعمیم یافته (GARCH)^{۱۲}

مانند یک جعبه سیاه هستند. یکی از معایب اصلی شبکه‌های عصبی مصنوعی به چگونگی ارائه دانش توسط آنها بر می‌گردد. تفسیر دانش حاصل از شبکه‌های عصبی که به شکل شبکه‌ای از واحدهای متصل همراه با وزن هستند، دشوار است.

ماشین بردار پشتیبان (SVM) به‌عنوان یکی از معروف‌ترین روش‌های داده‌کاوی نیز استفاده قابل‌توجهی در این حوزه پژوهشی دارد، اگرچه با چالش پیچیدگی بالای زمانی در فاز یادگیری خود و شناسایی تابع کرنل مناسب بر روی داده‌ها با توزیع چندکلاسه غیرخطی روبرو بوده است؛ لذا تلاش شده به‌صورت ترکیب دوگانه SVM برای رفع چالش‌های یادشده استفاده شود. یک نسخه دوگانه از SVM بر روی ۱۲ متغیر اقتصادی بازار سهام چین با استفاده از میانگین حرکت رگرسیون خودکار^۱ (ARMA) و کمترین مربعات ماشین بردار پشتیبان^۲ (LS-SVM) اخیراً طراحی شده است [19]. در این پژوهش با بهره‌گیری از تئوری مجموعه راف^۳ تعداد متغیرهای اقتصادی اولیه مفروض به‌منظور رفع چالش‌های SVM کاهش یافت. رویکرد کاهش تعداد متغیرهای اقتصادی اولیه در [20] بر اساس یک نسخه بهبودیافته الگوریتم جستجوی مستقیم ترکیبی^۴ (F-SSFS) برای کاهش ۲۹ متغیر اقتصادی بورس نزدیک^۵ انجام گرفت. همچنین محققین در [21]، ابتدا با استفاده از معیار بهره اطلاعات^۶ اقدام به وزندهی متغیرهای اقتصادی اولیه بازار سهام چین (بازارهای شانگهای و شانژین) کردند. انتخاب متغیرهای اقتصادی اثرگذار جهت استفاده در SVM از بین ۹ متغیر اقتصادی وزندار شده داده‌های تاریخی توسط الگوریتم k نزدیک‌ترین همسایه صورت پذیرفت.

استفاده از درخت تصمیم به‌عنوان ابزار پیش‌بینی قیمت سهام اگرچه با حداقل پارامترهای الگوریتمیک را دارد ولی بسیار حساس به تعداد ویژگی‌ها و مقادیر نویز است؛ لذا از تئوری مجموعه راف به‌منظور کاهش تعداد ۲۱ متغیر اقتصادی اثرگذار بر شاخص سهام بمبئی استفاده و پیش‌بینی قیمت سهام در این بازار بورس توسط الگوریتم C4.5 درخت تصمیم صورت گرفت [22]. بهره‌گیری از معیار بهره اطلاعات به‌منظور انتخاب متغیرهای اقتصادی بازار سهام شانگهای و پیش‌بینی قیمت‌ها به کمک

⁷ Gradient Boosted Decision Tree

⁸ Least Square Boost

⁹ Defuzzification

¹⁰ Dionics

¹¹ Coca Cola

¹² Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity

¹ Auto-Regressive Moving Average

² Least Squares Support Vector Machine

³ Rough Set Theory

⁴ F-Score and Supported Sequential Forward Search

⁵ NASDAQ Stock

⁶ Information Gain

پیش‌بینی شد. مقایسه عملکرد مدل خود رگرسیون میانگین متحرک جزئی ($ARFIMA^1$)، مدل خود رگرسیون میانگین متحرک ($ARIMA^2$)، میانگین رگرسیو شرطی غیر همسان (GARCH) و شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی قیمت سهام در [42] مورد توجه قرار گرفت. در این مقایسه که بر اساس معیار ارزیابی MAE و RMSE نشان شد، شبکه عصبی در پیش‌بینی عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌های رگرسیون از خود نشان داد.

مدل گرافی - احتمالی شبکه بیزین [31] به‌منظور پیش‌بینی قیمت سهام دو شرکت نیکی و تویوتا موتور بر اساس تغییرات قیمت در دوره‌های ۲، ۵، ۷، ۹ و ۱۰ روزه طراحی شد. برای رفع چالش یادگیری شبکه بیزین در این پژوهش، ابتدا بر اساس قیمت روزانه سهام شبکه تعیین می‌شود و سپس به‌منظور پیش‌بینی قیمت در دوره‌های زمانی تعیین‌شده به کار گرفته شده که خود باعث تشدید پیچیدگی زمان محاسباتی مدل طراحی شده می‌شود. ترکیب دوگانه روش تنظیم بیزین^۳ و شبکه عصبی پس انتشار^۴ [32] و گراف عامل بیزین پویا^۵ به‌عنوان یک مدل از شبکه بیزین [33] برای پیش‌بینی قیمت سهام شانگهای بر اساس ۹ متغیر اقتصادی طراحی و توسعه یافت.

با توجه به ماهیت عدم قطعیت ارتباطات بین متغیرهای اقتصادی بر تغییرات قیمت سهام، استفاده از منطق فازی در این حوزه پژوهشی و در قالب‌های سامانه‌های استنتاج فازی تطبیقی^۶ و سامانه عصبی-فازی خودسازگار^۷ از جایگاه ویژه‌ای برخوردار است. یک سامانه استنتاج فازی تطبیقی بر اساس پنج متغیر اقتصادی به‌منظور پیش‌بینی قیمت سهام در هفت بازار سهام از جمله بورس‌های داوجونز، نزدک، انگلستان، آلمان و استرالیا طراحی شد [34]. در این سامانه، مقادیر احتمال ورودی^۸ داده‌های آموزشی ورودی جدید به سامانه توسط زنجیره مخفی مارکوف^۹ محاسبه و قوانین فازی جدید باتوجه به این مقادیر تولید می‌شوند. یک سامانه استنتاج فازی تاکاگی-سوگنو-کنگ^{۱۰} (TSK) بر اساس هشت

متغیر اقتصادی تأثیرگذار بر بازار سهام تایوان به‌منظور پیش‌بینی قیمت سهام طراحی شد [35]. در این پژوهش از خوشه‌بندی k-means و الگوریتم انجماد تدریجی^{۱۱} به‌منظور تولید و آموزش مجموعه قوانین فازی استفاده شده است. همچنین یک سامانه استنتاج فازی سه گانه TSK برای پیش‌بینی میزان خرید، نگهداری و فروش روزانه سهام در بازار نزدک بر اساس ۴ متغیر اقتصادی ارائه شد [36]. در این پژوهش هر سامانه استنتاج شامل ۳ قانون فازی بود که مقادیر تابع عضویت تخصیص یافته به هر متغیر اقتصادی بر اساس میانگین و انحراف معیار لگاریتم تغییرات قیمت‌ها محاسبه شده است. لذا با توجه به عدم تضمین پیروی تغییرات قیمت‌ها از توزیع نرمال در بازه‌های زمانی مختلف، این نوع تولید قوانین فازی با چالش جدی روبرو می‌شود.

همچنین یک چالش عمده سامانه‌های فازی این است که توانایی آموزش را ندارند و نیازمند یک پایگاه دانش هستند که از یک فرد خبره به‌دست می‌آید. بنابراین، باید از فرایند آموزش تکاملی برای طراحی اتوماتیک یک سامانه فازی مبتنی بر قاعده استفاده کرد. طراحی اتوماتیک سامانه‌های فازی را می‌توان به‌صورت یک مسئله جستجو و بهینه‌سازی که هدف آن طراحی پایگاه اطلاعات است در نظر گرفت. به‌طور کلی روش‌های متعددی جهت ترکیب سامانه‌های فازی با شیوه‌های مختلف یادگیری وجود دارد که از رایج‌ترین آنها می‌توان به سامانه‌های فازی تکاملی اشاره نمود [43]. این مهم را می‌توان در بهره‌گیری از الگوریتم‌هایی همچون تبدیل موجک^{۱۲} [37]، رگرسیون فازی [38]، الگوریتم کرم شب تاب [44]، الگوریتم جستجوی هارمونی^{۱۳} [45]، الگوریتم ژنتیک [46] و الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات [47] در فرایند آموزش سامانه استنتاج فازی-عصبی خودسازگار به‌منظور پیش‌بینی قیمت سهام و بازارهای مالی کمک گرفته شده مشاهده نمود. اگرچه با بررسی و تحلیل روش‌های مبتنی بر سامانه فازی مشاهده می‌شود که از تعداد متغیرهای کم و حجم داده کمتری بهره می‌گیرند، اما عملکرد آنها همیشه رضایت‌بخش نیست و نیاز به تنظیم پارامترهای توابع فازی و قواعد فازی توسط الگوریتم‌های بهینه‌گر دارند.

¹¹ Simulated Annealing Algorithm
¹² Wavelet Transform
¹³ Harmony Search Algorithm

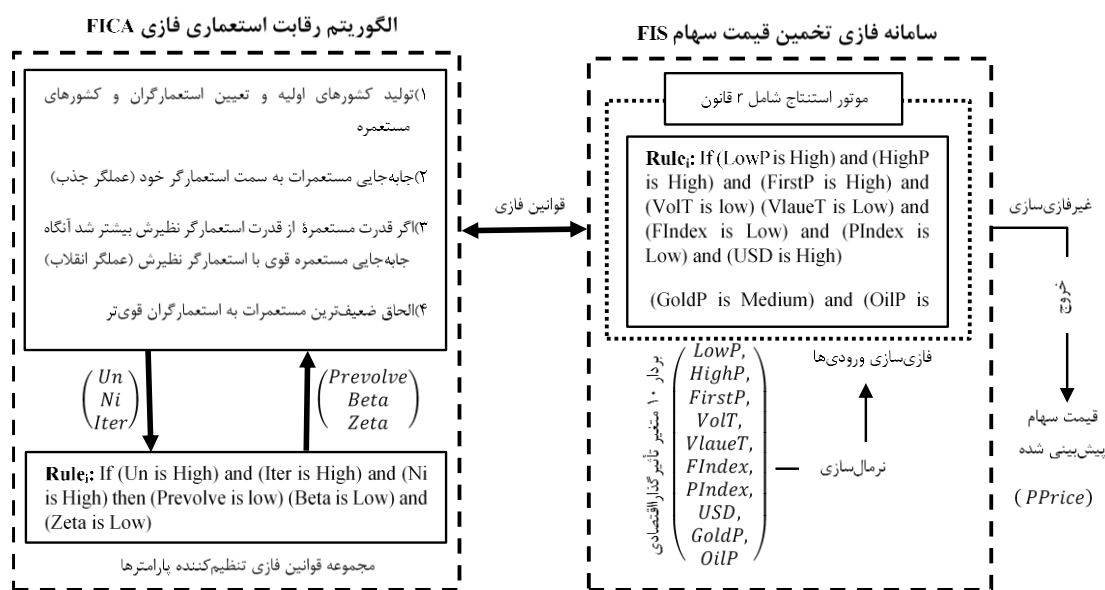
¹ Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average
² Autoregressive integrated moving average
³ Bayesian Regularization Method
⁴ Back Propagation Neural Network
⁵ Dynamical Bayesian Factor Graph
⁶ Adaptive Fuzzy Inference System
⁷ Adaptive Neuro Fuzzy Inference System
⁸ Log-Likelihood Value
⁹ Hidden Markov Model
¹⁰ Takagi-Sugeno-Kang

۳- روش پیشنهادی

در این پژوهش به منظور پیش‌بینی قیمت سهام یک ترکیب دوگانه مبتنی بر استنتاج فازی ممدانی مطابق با شکل (۲) طراحی شده است. برای این منظور یک نسخه بهبودیافته و فازی الگوریتم رقابت استعماری (FICA) به منظور یافتن بهترین مجموعه قوانین فازی موتور استنتاج فازی ارائه شده است. به عبارت دیگر در مدل پیشنهادی از دو سامانه استنتاج فازی یکی به منظور تنظیم پویا و هوشمند پارامترهای FICA بر اساس ۳ متغیر تأثیرگذاری بر استراتژی جستجو و دیگری به منظور پیش‌بینی قیمت سهام بر اساس ۱۰ متغیر تأثیرگذار اقتصادی استفاده شده است. به سامانه فازی مورد استفاده در نسخه بهبودیافته الگوریتم رقابت استعماری، تنظیم‌کننده پارامترها گفته شده و از سامانه فازی مورد استفاده در پیش‌بینی قیمت سهام نیز با نام سامانه استنتاج فازی (FIS) در این تحقیق یاد می‌شود.

به منظور جمع‌آوری داده‌های ورودی مدل پیشنهادی پس از بررسی، مطالعه منابع متعدد در حوزه بازار سهام برای شناسایی متغیرهای اقتصادی تأثیرگذار بر این بازار، در نهایت داده‌های ۱۰ متغیر با توجه به محدودیت‌های موجود، انتخاب و در دو گروه کلی دسته‌بندی شدند. گروه اول: متغیرهای فنی شامل کمترین قیمت سهام (LowP)، بالاترین قیمت سهام (HighP)، قیمت اولیه سهام (FirstP)، حجم معاملات (VolT)، ارزش معاملات (VlaueT)، شاخص بازار اول تالار بورس (FIndex)، شاخص کل قیمت بازار (PIndex) هستند که

- قیمت اولیه سهام (FirstP): قیمت نخستین معامله در روز جاری.
- کمترین قیمت سهام (LowP): کمترین قیمتی است که سهم مربوطه به آن قیمت در روز جاری مورد معامله قرار گرفته است.
- بالاترین قیمت سهام (HighP): بالاترین قیمتی است که سهم مربوطه به آن قیمت در روز جاری مورد معامله قرار گرفته است.
- حجم معاملات (VolT): تعداد سهام معامله شده هر شرکت پذیرفته شده در روز جاری.
- ارزش معاملات (VlaueT): قیمت سهام معامله شده هر شرکت پذیرفته شده در روز جاری.
- شاخص بازار اول تالار بورس (FIndex): بورس اوراق بهادار بر اساس مؤلفه‌هایی نظیر میزان سرمایه، تعداد سهام‌داران، وضعیت سودآوری، تعداد سهامی که توسط سهام‌داران حقیقی در بازار خرید و فروش می‌شود یا اصطلاحاً سهام شناور آزاد و شرکت‌های بورسی را دسته‌بندی کرده است. بر اساس این تقسیم‌بندی، شرکت‌هایی که شرایط بهتری داشته باشند در بازار اول و دیگر شرکت‌های بورسی در بازار دوم دسته‌بندی می‌شوند برای هر یک از این دسته‌بندی‌ها یک شاخص وجود دارد که میانگین تغییرات قیمت سهام شرکت‌هایی را نشان می‌دهد که در این گروه‌ها حضور دارند.
- شاخص کل قیمت بازار (PIndex): این شاخص نشان‌دهنده سطح عمومی قیمت سهام شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران نسبت به سال پایه ۱۳۸۹ است.



(شکل ۲): شمای کلی سامانه دوگانه پیشنهادی

(Figure-2): The main framework of the proposed hybrid system

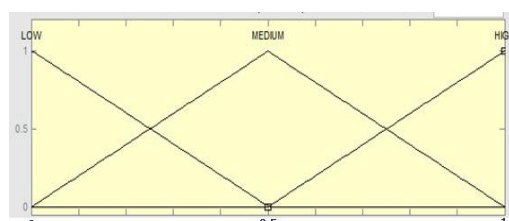


گروه دوم: متغیرهای اقتصادی شامل نرخ ارز دلار (USD)، قیمت جهانی هر اونس طلا (GoldP)، قیمت جهانی نفت (برنت شمال) (OilP)، داده‌های ورودی مدل شامل ۱۰ متغیر یادشده و نیز قیمت سهام طی دوره زمانی ۱۳۸۹ تا ۱۳۹۴ به صورت روزانه از سازمان بورس اوراق بهادار تهران و دیگر سازمان‌ها (سایت‌های معتبر بانک مرکزی، قیمت جهانی طلا و وزارت نفت امریکا) تهیه شده است.

در مدل پیشنهادی، نخست داده‌ها به دو دسته داده‌های آموزش و داده‌های آزمایش بر اساس نمونه‌گیری 10-fold تقسیم‌بندی شده‌اند [48]. در مرحله بعد، هر یک از گروه‌های داده‌های ورودی (۱۰ متغیر تأثیرگذار بر قیمت سهام) می‌بایست به روش روش min-max [48] در بازه [0,1] نرمال شوند تا در محدوده یکسانی قرار بگیرند. اجرای نرمال‌سازی باعث می‌شود تا تأثیر متغیر با دامنه بزرگتر خنثی شود. این نرمال‌سازی بر اساس رابطه زیر انجام می‌گیرد:

$$v'_i = \frac{v_i - \min_A}{\max_A - \min_A} \quad (1)$$

در این فرمول \max_A و \min_A به ترتیب حداقل و حداکثر مقدار متغیر اقتصادی A ، مقدار اولیه و v'_i مقدار نرمال شده در بازه [0,1] هستند. پس از نرمال‌سازی، داده‌های نرمال شده به FIS وارد می‌شوند و با استفاده از FICA مجموعه قوانین فازی FIS به صورت بهینه به دست می‌آیند.



(شکل-۳): تابع عضویت متغیرهای سامانه فازی پیشنهادی
(Figure-3): The Variables' membership function of the proposed fuzzy system

مدل پیشنهادی FICA+FIS دارای ۱۰ متغیر ورودی و یک متغیر خروجی به نام PPrice که قیمت سهام پیش‌بینی شده است، است. هر کدام از متغیرهای ورودی و خروجی سامانه فازی دارای سه متغیر زبان‌شناختی^۱ High, Medium, Low هستند که به ترتیب نشان‌دهنده مقادیر کم، متوسط و زیاد متغیرها هستند. در همه متغیرها از تابع عضویت مثلثی برای متغیرهای

¹ Linguistic Variable

زبان‌شناختی Low, Medium, High استفاده شده است. در شکل (۳) تابع عضویت استفاده شده برای تمام متغیرهای ورودی و خروجی مدل فازی پیشنهادی پیش‌بینی‌کننده قیمت سهام نشان داده شده است.

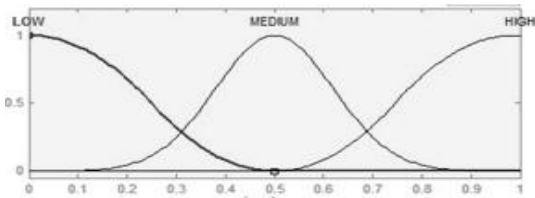
در FICA هر کشور X_i^t در تکرار t ام حاوی اطلاعات تمامی قوانین موجود در موتور استنتاج منتسب به این کشور است و از آنجا که ۱۰ متغیر ورودی و یک متغیر خروجی وجود دارد و هر متغیر ورودی و خروجی دارای سه مفهوم زبان‌شناختی High, Medium, Low و یک مقدار عدم وجود Null است. لذا تعداد کل قوانین فازی ممکن برابر 3×4^{10} یعنی ۳۱۴۵۷۲۸ قانون خواهد بود. در این روش تعداد قواعد FIS به صورت ثابت r تعیین می‌شود و تعداد متغیرهای هر کشور برابر $r \times 12$ یعنی $X_i^t = (x_{i1}^t, \dots, x_{i,12r}^t)$ است که هر ۱۲ متغیر به صورت جداگانه مربوط به یک قانون موتور استنتاج FIS است به طوریکه متغیرهای شماره ۱ تا ۱۲ مربوط به قانون فازی ۱، متغیرهای شماره ۱۳ تا ۲۴ مربوط به قانون فازی ۲، متغیرهای شماره ۲۵ تا ۳۶ مربوط به قانون فازی ۳ و به همین ترتیب متغیرهای شماره $11 - i \times 12$ تا $i \times 12$ مربوط به قانون i ام است تا زمانی که $i = r$. برای هر قانون i متغیرهای ۱ تا ۱۰ مقدار ۰ تا ۳ را می‌گیرند که مقدار متغیر زبان‌شناختی مربوط به ۱۰ ورودی فازی را تعیین می‌کند که مقدار ۰ به معنی عدم حضور متغیر در قانون فازی و مقدار ۱ مفهوم زبان‌شناختی Low، مقدار ۲ مفهوم زبان‌شناختی Medium و مقدار ۳ مفهوم زبان‌شناختی High را برای متغیر مربوطه در قانون فازی مشخص می‌کند و متغیر شماره ۱۱ هر قانون فازی مقداری بین ۱ تا ۳ را می‌گیرند که مقدار متغیر زبان‌شناختی مربوط به خروجی فازی را نشان می‌دهد و متغیر شماره ۱۲ هر قانون فازی نیز وزن آن قانون را که بین ۰ و ۱ است نشان می‌دهد. نحوه نمایش کشور از نوع عددی حقیقی است. در شکل (۴) ساختار یک کشور در FICA نشان داده شده است.

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	...	۳۱۲
360	360	360	360	360	360	360	361	361	160	360	360		160

(شکل-۴): ساختار یک کشور FICA در روش پیشنهادی
(Figure-4): A country's structure of the FICA in the proposed method

بازگردانده می‌شود که UN تعداد تکرارهایی است که مقدار بهترین برازش در الگوریتم رقابت استعماری به بهبود نیافته است، N_i تعداد استعمارگران و Iter تعداد تکرارهای الگوریتم رقابت استعماری است.

در سامانه فازی تنظیم‌کننده پارامترها، هر یک از متغیرهای ورودی دارای سه متغیر زبانی High, Medium, Low هستند که به ترتیب نشان‌دهنده مقادیر کم، متوسط و زیاد متغیرها هستند. در همهٔ متغیرها از تابع عضویت ZMF برای متغیر زبانشناختی Low، تابع عضویت ترکیبی گاوسی برای Medium و از تابع عضویت SMF برای متغیر زبانشناختی High استفاده شده است. در شکل (۵) توابع عضویت متغیرهای ورودی و خروجی و قوانین فازی سامانه فازی تنظیم‌کننده پارامترها نشان داده شده است. همچنین این سامانه فازی تنظیم‌کننده پارامترها دارای ۶ قاعدهٔ فازی است که در شکل (۶) نشان داده شده است.



شکل (۵): تابع عضویت متغیرهای ورودی و خروجی سامانه فازی تنظیم‌کننده پارامترها

(Figure-5): The membership function of the input and output variables in the fuzzy system tuning parameters

باتوجه به توضیحات ارائه شده نسخه بهبودیافته فازی الگوریتم رقابت استعماری (FICA) را می‌توان به شرح ذیل بیان کرد:

(۱) پارامترهای الگوریتم مانند N_{pop} اندازه جمعیت، N_{imp} تعداد کشورهای امپریالیستی، Zeta ضریب میانگین قدرت کلونی‌های یک استعمارگر، Beta ضریب جذب، Prevolution ضریب انقلاب را مقداردهی کن و $t = 0$ قرار بده. برای این منظور پارامترهای Prevolution, Zeta و β توسط سامانه فازی کنترل‌کننده پارامترها مقداردهی می‌شوند.

(۲) جمعیت اولیه $X_i^t = (x_{i,1}^t, \dots, x_{i,12r}^t)$ را به صورت تصادفی تولید کن که $i = 1, \dots, N_{pop}$.

(۳) قدرت هر کشور $f(X_i^t)$ را بر اساس گسسته‌سازی مقادیر X_i^t و سپس رابطه (۲) محاسبه کن.

(۴) کشورها را بر اساس مقادیر تابع هدف مرتب‌سازی کن و به تعداد N_{imp} بهترین کشورها را به‌عنوان استعمارگر و مابقی N_{col} را به‌عنوان مستعمره در نظر بگیر.

(۵) قدرت هر استعمارگر C_r و قدرت نرمالیزه شده آن p_r را به صورت ذیل محاسبه کن:

تابع برازش، معیار مقایسهٔ جواب‌های امکان‌پذیر یا همان قدرت کشورها است که میزان مطلوبیت آنها را نشان می‌دهد. با توجه به نقش FICA در تعیین بهینه مجموعه قوانین فازی موتور استنتاج FIS، می‌بایست خروجی FIS کمترین خطا نسبت به مقدار واقعی قیمت سهام را داشته باشد؛ لذا موتور استنتاج ارائه شده توسط هر کشور به‌ازای مقادیر ۱۰ متغیر اقتصادی ورودی در هر روز یک قیمت سهام را برای آن روز محاسبه می‌کند. بنابراین میانگین مربع خطای^۱ قیمت سهام پیش‌بینی شده نسبت به قیمت سهام واقعی را در این پژوهش به‌عنوان تابع برازش در نظر گرفته شده است. تابع برازش الگوریتم رقابت استعماری برای تنظیم بهینه قوانین موتور استنتاج FIS در پیش‌بینی قیمت سهام در فرمول زیر آورده شده است.

$$f(X) = \frac{\sum_{i=1}^n (RP_i - PP_i)^2}{n} \quad (2)$$

که در آن $f(X)$ تابع برازش کشور X است، n تعداد روزهای بررسی قیمت سهام، RP_i مقدار قیمت سهام واقعی در روز i ام و PP_i مقدار قیمت سهام خروجی (پیش‌بینی شده) FIS با قوانین کشور X است. یکی از چالش‌های الگوریتم رقابت استعماری تنظیم مناسب پارامترهای Prevolve یا ضریب عمل‌گر انقلاب، Beta یا ضریب جا به جایی و zeta یا ضریب میانگین قدرت کلونی‌های یک استعمارگر است که تأثیری زیادی بر روی کارایی الگوریتم رقابت استعماری (دقت و زمان دستیابی به جواب) دارد که این نرخ‌ها به‌طور معمول ثابت و با توجه به مسأله‌های مختلف، مقدار متفاوتی را دارند و به‌صورت تجربی داده می‌شود. این ضرایب بر قابلیت پیش‌بینی^۲ و انتفاع^۳ الگوریتم رقابت استعماری اثرگذار هستند. قابلیت پیش‌بینی توانایی الگوریتم در جستجوی آزادانه و بدون توجه به دستاوردهای آن در طول فرآیند جستجو است و قابلیت انتفاع به میزان توجه الگوریتم به دستاوردهایش در طول فرآیند جستجو گفته می‌شود [50].

بهتر است این پارامترها، متغیر و بر اساس مقدار تابع برازش قدرتمندترین کشور انتخاب شوند، برای این منظور می‌توان از سامانه فازی استفاده کرد. در این سامانه فازی تنظیم‌کننده پارامترهای الگوریتم رقابت استعماری، سه متغیر ورودی به نام UN، N_i و Iter داده می‌شود و پارامترهای Prevolve، Beta و zeta به‌عنوان خروجی

¹ Mean Square Error

² Exploration

³ Exploitation

(۱۱) جابه‌جایی نقش مستعمره و استعمارگر در صورت آنکه مستعمره‌ای در یک امپراطوری وجود داشته باشد که قدرتی بیشتر از استعمارگر خود داشته باشد. (۱۲) یک مستعمره از ضعیف‌ترین استعمارگر را انتخاب کرده و آن را به استعمارگری که بیشترین احتمال تصاحب را دارد منتقل کن.

(۱۳) حذف استعمارگرهای ضعیف که مستعمره‌ای ندارند (۱۴) اجرای سامانه فازی پیشنهادی برای به‌دست‌آوردن مقادیر جدید پارامترهای Zeta, β , Prevolution (۱۵) اگر شرط توقف (تعداد تکرار معین) برقرار نشده است به مرحله ۸ برو در این صورت خاتمه الگوریتم.

۴- تحلیل و ارزیابی

به‌منظور بررسی کارایی مدل FICA+FIS به‌عنوان مطالعه موردی از داده‌های ۶ شرکت فعال در بورس اوراق بهادار تهران (نفت پارس، ایران خودرو، موتوژن، غدیر، تایدواتر و مبارکه) که در بازه زمانی ۱۳۸۹ تا ۱۳۹۴ بر اساس ۱۰ متغیر تأثیرگذار بر قیمت سهام جمع‌آوری شده، استفاده شده است. ورودی‌های هر کدام از شرکت‌ها به طور متوسط شامل ۲۰۰۰ داده هستند که بر اساس روش 10-Fold اقدام به تقسیم‌بندی آنها به داده‌های آموزش و داده‌های آزمایشی شده‌اند. برای پیاده‌سازی و اجرای مدل پیشنهادی از نرم‌افزار Matlab R2017a بر روی یک کامپیوتر با حافظه اصلی ۸ گیگابایت و پردازنده پنج هسته‌ای ۲/۴ گیگا هرتز بهره گرفته شد.

برای مقایسه عملکرد FICA+FIS دو گروه روش پیش‌بینی قیمت سهام پیاده‌سازی شد. در گروه اول مجموعه قوانین فازی موتور استنتاج سامانه استنتاج فازی پیش‌بینی قیمت سهام توسط نسخه کلاسیک الگوریتم رقابت استعماری (ICA+FIS)، الگوریتم ژنتیک (GA+FIS) و الگوریتم بهینه‌سازی وال (WOA+FIS) پیاده‌سازی شده و نتایج به‌دست‌آمده از جهت عملکرد نسخه فازی الگوریتم رقابت استعماری مورد توجه قرار می‌گیرند. گروه دوم شامل روش‌های کلاسیک پیش‌بینی قیمت سهام مانند شبکه عصبی چندلایه (NN) [14]، ماشین بردار پشتیبان (SVM) [19]، درخت تصمیم CART (DT-CART) [23]، جنگل تصادفی (RF) [27] و رگرسیون فرایند گاوسی (GPR) [41] هستند که از جهت مقایسه عملکرد سامانه استنتاج فازی پیشنهادی در نظر گرفته شدند.

$$C_r = \min_{1 \leq k \leq N_{imp}} f(X_k^t) - f(X_r^t) \quad (3)$$

$$p_r = \left| \frac{C_r}{\sum_{k=1}^{N_{imp}} C_k} \right| \quad (4)$$

که در آن X_k^t کشورهای استعمارگر و $r = 1, \dots, N_{imp}$ هستند.

(۶) کشورهای مستعمره بر اساس قدرت نرمالیزه‌شده استعمارگران p_r بین آنها تقسیم می‌شوند به گونه‌ای که به‌صورت تصادفی به تعداد n_{C_r} کشور از فهرست مستعمرات (N_{col}) عضو کلونی استعماری استعمارگر C_r در می‌آیند.

$$n_{C_r} = \text{round}(p_r \times N_{col}) \quad (5)$$

(۷) به‌روزرسانی قدرت هر استعمارگر با توجه به تعداد مستعمره‌هایش بر اساس فرمول زیر:

$$C_r = C_r + \text{zeta} \times n_{C_r} \quad (6)$$

که در آن n_{C_r} تعداد مستعمره‌های استعمارگر r و $r = 1, \dots, N_{imp}$ هستند.

(۸) حرکت مستعمره‌ها به سمت کشور استعمارگر (سیاست جذب) بر اساس فرمول زیر:

$$X_i^t = X_i^t + \beta \times \text{random} \times (X_{ri}^t - X_i^t) \quad (7)$$

$$x_{ij}^t = \begin{cases} \varepsilon(-x_{ij}^t), & \text{if } x_{ij}^t < 0 \\ 3 - \varepsilon(3 - x_{ij}^t), & \text{if } 3 < x_{ij}^t \end{cases} \quad (8)$$

که در آن random یک عدد تصادفی در بازه $[-1, 1]$ و ε یک عدد تصادفی در بازه $[0, 0.5]$ است، X_i^t موقعیت مستعمره i ، X_{ri}^t موقعیت استعمارگری که i مستعمره آن است که $i = 1, \dots, N_{col}$ است. رابطه (۸) موقعیت‌های نشدنی را به بازه شدنی مسأله تحقیق انتقال می‌دهد.

(۹) اعمال عمل‌گر انقلاب با توجه به احتمال Prevolution بر روی هر کشور (این عمل‌گر با احتمال Prevolution موجب جایگزینی یک مقدار تصادفی به جای یکی از ابعاد موقعیت کشور یعنی $X_i^t = (x_{i1}^t, \dots, x_{i12r}^t)$ می‌شوند)

(۱۰) محاسبه مجدد قدرت مستعمره‌ها بر اساس گسسته‌سازی مقادیر X_i^t و سپس رابطه (۲) و استعمارگرها بر اساس رابطه (۶) به دلیل تغییرات توسط سیاست‌های جذب و انقلاب.

طبقه‌بند		
NN	شبکه عصبی پرسپترون چند لایه	تعداد لایه‌های مخفی = ۲، تعداد نرون‌ها در هر لایه مخفی = ۱۰ و آموزش شبکه عصبی نیز از روش پس انتشار خطا [51] استفاده شده است و تابع تبدیل نرون‌ها نیز تابع حلقوی [50]
SVM	ماشین بردار پشتیبان	تابع هسته=گاوسی
DT	درخت تصمیم CART	حداقل شاخه‌ها = ۱۰، حداقل تعداد برگ‌ها = ۱
RF	جنگل تصادفی	تعداد درخت‌ها = ۱۰
GPR	روش رگرسیون فرآیند گاوسی	

با بررسی نتایج به‌دست‌آمده در جدول (۲) برای داده نفت پارس مشاهده می‌شود FICA+FIS به‌طورمتوسط از سایر الگوریتم‌ها عملکرد بهتری داشته و تنها در فاز آموزش از الگوریتم‌های DT و GPR ضعیف‌تر بوده است. از طرفی الگوریتم‌های DT و GPR در حالی مقادیر MSE بهتری از FICA+FIS در فاز آموزش دارند که شاهد یک فاصله زیاد بین خطای آموزش و آزمون‌ها هستیم. درصد انحراف زیاد خطای آزمون از آموزش الگوریتم DT در سایر داده‌ها (جدول پیوست ۱) نیز مشاهده می‌شود. نکته دیگر قابل توجه بهبود خطای پیش‌بینی الگوریتم‌های NN و SVM در فاز آزمون نسبت به خطای آموزش است. این بهبود خطا فاز آزمون نسبت به خطای آموزش SVM برای داده‌های غدیر (جدول (۵) پیوست) و ایران خودرو (جدول (۶) پیوست) نیز تکرار شده است. با بررسی جداول (۵ الی ۹) پیوست ۱ مشاهده می‌شود که عملکرد FICA+FIS برای داده‌های غدیر و فولاد مبارکه نیز در مقایسه با سایر الگوریتم‌های موفق‌تر است و تنها فاز آموزش یک رقیب مانند DT و در فاز آزمون یک رقیب مانند RF را دارد. بهبود خطای آزمون نسبت به خطای آموزش الگوریتم‌های NN، SVM، RF و GPR در جدول (۵)، تکرار این رخداد برای الگوریتم‌های SVM، RF و GPR در جدول (۶) (داده ایران خودرو)، الگوریتم‌های NN، SVM و RF در جدول (۷) (داده فولاد مبارکه)، الگوریتم‌های WOA+FIS و GPR در جدول (۸) (داده موتوژن) و در نهایت مشاهده این بهبود برای الگوریتم‌های WOA+FIS، NN، RF و GPR در جدول (۹) (داده تاب‌دواتر) نکات قابل توجه این جداول هستند. همچنین بررسی جدول (۲) نشان می‌دهد نسخه اصلاح شده فازی رقابت استعماری در مقایسه با نسخه

نحوه تنظیم پارامترهای الگوریتم‌های در نظر گرفته‌شده در جدول (۱) نمایش داده شده است. باتوجه به اهمیت نحوه انجام این تنظیمات، مقادیر از مقالات متناظرشان مستخرج شده‌اند. همچنین به‌منظور ایجاد بستر یکسان جستجو برای الگوریتم‌های گروه اول (WOA+FIS، GA+FIS، ICA+FIS، FICA+FIS)، اندازه جمعیت ۵۰۰ عامل و حداکثر تعداد تکرار ۵۰۰ برای همه آنها در نظر گرفته شد. جزئیات نتایج به‌دست‌آمده توسط الگوریتم در نظر گرفته‌شده بر روی داده شرکت نفت پارس در جدول (۲) و برای شرکت‌های ایران خودرو، موتوژن، غدیر، تایدواتر و فولاد مبارکه در جداول پیوست ۱ نمایش داده شده است. در هر جدول، میانگین مجذور خطا (MSE) آموزش و آزمون بر اساس رابطه (۲) برای اجراهای 10-Fold تشریح شده و بهترین و میانگین ۱۰ اجرا نیز نمایش داده شده است. درصد انحراف MSE آزمون از الگوی شناسایی شده آموزش هرکدام از الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده برای بهترین و میانگین ۱۰ اجرا نیز در آخرین ستون این جداول بیان شده است. مقدار مثبت برای این ستون نشان از درصد ضعیف‌تر شد خطای پیش‌بینی آزمون نسبت به آموزش داشته و مقدار منفی نشان از درصد بهبود درصد خطای پیش‌بینی آزمون نسبت به آموزش دارد.

(جدول ۱-): تنظیم پارامترهای الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده
(Table-1): Tuning parameters of the implemented algorithms

روش	توصیف	پارامترها
FICA+FIS	روش پیشنهادی (الگوریتم رقابت استعماری فازی برای تعیین قواعد سامانه فازی طبقه‌بند)	تعداد تکرار = ۵۰۰، جمعیت اولیه = ۵۰۰، تعداد استعمارگران = ۵۰
ICA+ FIS	الگوریتم رقابت استعماری برای تعیین قواعد سامانه فازی طبقه‌بند	تعداد تکرار = ۵۰۰، جمعیت اولیه = ۵۰۰، تعداد استعمارگران = ۵۰، ضریب جذب = ۰/۰۵، ضریب انقلاب = ۱/۵ و ضریب میانگین قدرت کلونی = ۰/۲
GA+ FIS	الگوریتم ژنتیک برای تعیین قواعد سامانه فازی طبقه‌بند	تعداد تکرار = ۵۰۰، جمعیت اولیه = ۵۰۰، نرخ باز ترکیب = ۰/۹، نرخ جهش = ۰/۱ و روش انتخاب = چرخ رولت
WOA+FIS	الگوریتم بهینه‌یابی وال برای تعیین قواعد سامانه فازی	تعداد تکرار = ۵۰۰، جمعیت اولیه = ۵۰۰، ضریب آلفا = کاهش خطی از ۲ تا ۰

کلاسیک آن بر روی کلیه داده‌های شش گانه نتایج بهتری کسب کرده و الگوریتم‌های گروه اول (FICA+FIS)، (ICA+FIS، GA+FIS، WOA+FIS) با درصد انحراف خطای آزمون از خطای آموزش کمتر رفتار تقریباً مشابه‌تری نسبت به الگوریتم‌های گروه دوم (SVM، NN، DT، RF و GPR) داشته‌اند.

مجموعه قوانین فازی موتور استنتاج فازی الگوریتم FICA+FIS بدست آمده برای داده شرکت نفت پارس در شکل (۷) و برای دیگر داده‌ها در شکل‌های پیوست ۲ نمایش داده شده است. در این شکل‌ها، هر سطر یک قانون فازی را نشان می‌دهد که در آن L نشان‌دهنده متغیر فازی Low، M نشان‌دهنده متغیر فازی Medium، H نشان‌دهنده متغیر فازی High و N نشان‌دهنده Noun (یعنی متغیر موردنظر در آن قانون فازی شرکت ندارد) هستند. ده ستون نخست مربوط به متغیرهای ورودی،

ستون یازدهم مربوط خروجی فازی (قیمت سهام) و ستون دوازدهم وزن قانون فازی را نشان می‌دهند. در تمامی این قوانین از عملگر AND به‌عنوان ترکیب‌کننده استفاده می‌شود. یکی از برتری‌های الگوریتم‌های گروه اول از جمله الگوریتم پیشنهادی FICA+FIS تفسیر راحت نتایج توسط کاربران است که به کمک مجموعه قوانین فازی به‌دست‌آمده می‌توان نتایج را تحلیل کرد اما در مورد NN، SVM و GPR این گونه تفسیری در دسترس نیست. نتایج به‌دست‌آمده برای DT و RF نیز قابلیت تفسیرپذیری را مانند نتایج به‌دست‌آمده توسط الگوریتم‌های مبتنی بر استنتاج فازی را دارا هستند که با پیمایش از ریشه به برگ درخت به‌دست می‌آیند ولی به‌شدت نسبت به مقادیر نوفه در داده‌های حساس هستند که این مهم را در فاصله زیاد انحراف خطای آزمون نسبت به آموزش این دو الگوریتم در جدول (۲) قابل مشاهده است.

(جدول ۲): میانگین مجذور خطا (MSE) اجرای ۱۰-Fold الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده بر روی دیتاست نفت پارس

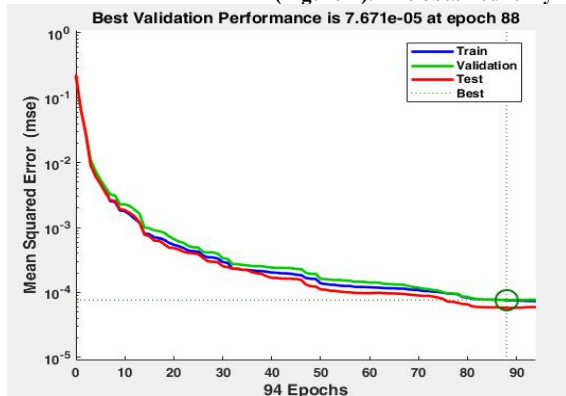
(Table-2): The obtained MSE by the implemented algorithms based on 10-Fold for Pars Oil dataset

روش	خطا	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	بهترین	میانگین
FICA+FIS	آموزش	2.21e-05	2.11e-05	2.32e-05	2.21e-05	2.31e-05	2.14e-05	2.19e-05	2.25e-05	2.32e-05	2.35e-05	2.11e-05	2.24e-05
	آزمون	2.24e-05	2.15e-05	2.35e-05	2.25e-05	2.32e-05	2.18e-05	2.23e-05	2.28e-05	2.31e-05	2.44e-05	2.15e-05	2.28e-05
ICA+ FIS	آموزش	2.85e-05	2.46e-05	2.87e-05	2.74e-05	2.69e-05	2.48e-05	2.55e-05	2.65e-05	2.51e-05	2.50e-05	2.48e-05	2.63e-05
	آزمون	2.94e-05	2.52e-05	2.92e-05	2.90e-05	2.74e-05	2.53e-05	2.60e-05	2.66e-05	2.56e-05	2.52e-05	2.52e-05	2.69e-05
GA+ FIS	آموزش	3.23e-05	2.53e-05	3.41e-05	2.81e-05	4.11e-05	3.25e-05	4.11e-05	2.95e-05	3.34e-05	3.25e-05	2.53e-05	3.30e-05
	آزمون	3.49e-05	2.71e-05	3.54e-05	2.92e-05	4.14e-05	3.61e-05	4.44e-05	3.20e-05	3.59e-05	3.42e-05	2.71e-05	3.513e-05
WOA+FIS	آموزش	2.99e-05	2.54e-05	3.11e-05	3.18e-05	2.98e-05	2.55e-05	3.18e-05	2.44e-05	2.48e-05	2.79e-05	2.44e-05	2.82e-05
	آزمون	3.21e-05	2.77e-05	3.23e-05	3.32e-05	3.21e-05	2.65e-05	3.26e-05	2.49e-05	2.54e-05	2.92e-05	2.49e-05	2.96e-05
NN	آموزش	9.07e-05	1.37e-04	4.18e-04	1.65e-04	1.36e-04	4.17e-04	1.98e-04	7.10e-05	1.93e-04	1.42e-03	7.10e-05	3.25e-04
	آزمون	1.23e-04	1.11e-04	3.29e-04	2.23e-04	2.35e-04	4.80e-04	1.54e-04	5.18e-05	1.30e-04	1.23e-03	5.18e-05	3.07e-04
SVM	آموزش	6.64e-05	6.45e-05	6.66e-05	6.63e-05	6.72e-05	6.69e-05	6.84e-05	6.41e-05	6.49e-05	6.60e-05	6.45e-05	6.61e-05
	آزمون	8.13e-05	6.80e-05	6.46e-05	6.66e-05	8.56e-05	6.37e-05	5.27e-05	5.94e-05	6.78e-05	7.50e-05	5.27e-05	6.85e-05
DT	آموزش	2.25e-05	1.98e-05	1.91e-05	2.03e-05	1.12e-05	1.60e-05	1.91e-05	1.96e-05	1.77e-05	2.25e-05	1.60e-05	1.88e-05
	آزمون	3.49e-05	3.94e-05	5.71e-05	4.19e-05	7.22e-05	5.09e-05	5.07e-05	1.20e-04	5.49e-05	5.91e-05	1.20e-04	5.82e-05
RF	آموزش	2.57e-05	2.14e-05	2.85e-05	3.01e-05	2.21e-05	3.20e-05	2.83e-05	2.02e-05	3.67e-05	3.15e-05	2.02e-05	2.76e-05
	آزمون	1.38e-05	1.94e-05	3.68e-05	1.25e-05	3.92e-05	1.74e-05	1.13e-05	3.33e-05	3.34e-05	2.88e-05	1.13e-05	2.46e-05
GPR	آموزش	1.11e-05	7.40e-06	1.01e-05	1.03e-05	9.23e-06	1.09e-05	7.39e-06	8.51e-06	9.44e-06	9.83e-06	7.39e-06	9.43e-06
	آزمون	2.70e-05	3.39e-05	5.25e-05	2.46e-05	5.69e-05	8.94e-05	4.06e-05	5.02e-05	7.31e-04	3.26e-04	2.46e-05	1.43e-04

	1 LowP	2 HighP	3 FirstP	4 VolT	5 VlaueT	6 FIndex	7 PIndex	8 USD	9 GoldP	10 OilP	11 PPrice	12 Weight
Rule 1	L	M	M	L	L	M	M	L	M	M	M	0
Rule 2	L	M	L	H	M	L	L	L	M	N	M	0.1747
Rule 3	L	M	L	H	H	N	N	M	L	N	M	0.8070
Rule 4	M	L	M	H	M	L	M	L	H	M	M	0.6665
Rule 5	N	N	M	L	N	L	L	H	L	H	L	0.4660
Rule 6	H	L	H	H	L	M	L	L	M	N	M	0.5715
Rule 7	L	M	L	N	L	M	L	L	M	M	L	0.3059
Rule 8	L	H	M	M	L	N	M	L	L	M	H	0.3091
Rule 9	L	N	M	M	M	N	L	N	M	L	H	0.3777
Rule 10	M	L	M	L	H	L	M	M	L	M	M	0.5696
Rule 11	H	M	M	L	H	M	L	L	M	M	M	0.6293
Rule 12	M	M	M	L	M	H	M	N	N	L	M	0.9098
Rule 13	M	H	M	L	M	M	L	L	M	H	M	0.5171
Rule 14	L	L	L	L	L	L	L	H	M	H	M	0.4439
Rule 15	N	L	M	L	L	M	M	M	M	N	L	0.9818
Rule 16	L	M	M	M	L	L	H	M	M	M	L	0.6191
Rule 17	L	M	M	L	N	L	N	M	N	L	H	0.2074
Rule 18	M	L	L	L	M	H	L	L	M	L	M	0.6254
Rule 19	M	L	H	N	L	M	M	L	L	M	M	0.9476
Rule 20	L	H	L	L	L	M	L	H	N	L	M	0.9878

(شکل ۷-): قوانین فازی به دست آمده توسط الگوریتم FICA+FIS برای دیتاست نفت پارس

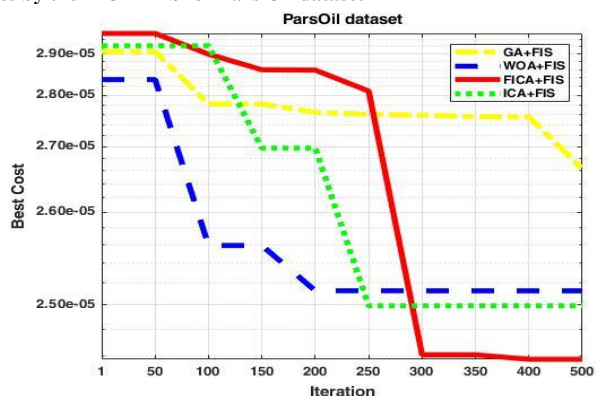
(Figure-7): The obtained fuzzy rules by the FICA+FIS for Pars Oil dataset



(شکل ۹-): نمودار هم‌گرایی شبکه عصبی برای

شرکت نفت پارس

(Figure-9): The convergence curve of the neural network for the Pars Oil dataset



(شکل ۸-): نمودار هم‌گرایی الگوریتم‌های گروه اول

برای نفت پارس

(Figure-8): The convergence curve of the first group algorithms for the Pars Oil dataset

(جدول ۳-): زمان اجرای ۱۰-Fold الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده بر روی دیتاست نفت پارس (بر حسب ثانیه)

(Table-3): The CPU time of the implemented algorithms based on 10-Fold for Pars Oil dataset

روش	۱۰	۹	۸	۷	۶	۵	۴	۳	۲	۱	
FICA+FIS	935.49	846.63	842.82	856.00	853.15	859.05	848.85	824.99	806.59	1119.98	1496.79
ICA+FIS	484.64	438.21	435.21	422.42	408.20	440.37	435.38	437.61	445.28	792.74	590.98
GA+FIS	513.99	481.77	459.75	479.97	505.87	465.04	478.65	487.30	465.17	597.49	718.88
WOA+FIS	258.28	287.90	331.12	203.76	165.74	245.69	296.90	232.56	275.07	242.98	301.05
NN	8.00	7.35	6.58	7.31	7.25	5.03	7.45	7.14	7.50	9.26	15.14
SVM	0.16	0.10	0.10	0.14	0.08	0.11	0.09	0.25	0.14	0.42	0.96
DT	0.08	0.04	0.02	0.03	0.02	0.02	0.03	0.07	0.04	0.20	0.31
RF	0.19	0.14	0.14	0.12	0.12	0.12	0.14	0.23	0.15	0.54	0.39
GPR	20.36	20.69	18.90	20.95	19.77	21.88	15.05	21.08	22.19	22.69	23.33

نشان داده شده است. سرعت هم‌گرایی بالاتر FICA+FIS نسبت به سایر الگوریتم‌ها و نیز توانایی فرار سریع از بهین‌های محلی دو ویژگی بارز نسخه بهبود یافته الگوریتم رقابت استعماری فازی نسبت به نسخه کلاسیک آن و نیز الگوریتم‌های ژنتیک و وال است. همچنین در شکل (۹) نیز نمودار هم‌گرایی الگوریتم NN بر اساس مقادیر آموزش، آزمایش و اعتبارسنجی به دست آمده در هر تکرار برای داده شرکت نفت پارس آورده شده است و برای سایر

در شکل (۸) نمودار هم‌گرایی اجرای الگوریتم‌های گروه اول (FICA+FIS خط قرمز، ICA+FIS خط چین سبز، GA+FIS خط زرد و WOA+FIS خط چین آبی) بر اساس بهترین تابع برازش (رابطه ۲) در طول ۵۰۰ تکرار برای بهترین اجرای این الگوریتم‌ها بر روی داده شرکت نفت پارس نشان می‌دهد و برای سایر داده‌ها در پیوست ۳ (شکل‌های ۱۶ برای ایران خودور، ۱۸ برای موتورن، ۲۰ برای غدیر، ۲۲ برای تابدواتر و ۲۴ برای فولاد مبارکه

داده‌ها در پیوست ۳ (شکل‌های (۱۷) برای ایران خودرو، (۱۹) برای موتوژن، (۲۱) برای غدیر، (۲۳) برای تایدواتر و (۲۵) برای فولاد مبارکه) نشان داده شده است. در این نمودارها محور افقی تعداد تکرار الگوریتم و محور عمودی مقدار میانگین مجذور خطا را نشان می‌دهد. با مقایسه نمودارهای همگرایی الگوریتم FICA+FIS و NN نیز مشاهده می‌شود که یکی از مشکلات الگوریتم پس انتشار خطا که الگوریتم متداول آموزش شبکه عصبی است، همگرایی کند و گرفتار شدن در بهینه محلی است [52] اما الگوریتم پیشنهادی FICA+FIS به دلیل ماهیت آن و استفاده از نسخه بهبودیافته الگوریتم رقابت استعماری فازی در بهینه محلی گرفتار نمی‌شود.

زمان اجرای الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده (مجموع زمان آموزش و آزمایش) برحسب ثانیه برای داده شرکت نفت پارس در جدول (۳) و برای سایر شرکت‌ها در جداول پیوست ۴ نمایش داده شده است. به منظور بررسی نتایج این جداول ابتدا لازم است زمان اجرای الگوریتم‌های گروه اول (FICA+FIS، ICA+FIS، GA+FIS و WOA+FIS) با یکدیگر و الگوریتم‌های گروه دوم (SVM، NN، DT، RF و GPR) نیز با یکدیگر مقایسه شوند. سپس نسبت فاصله کیفیت جواب‌های الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده تا FICA+FIS با فاصله زمان اجرای آنها مقایسه گردد. در گروه اول، بیشترین زمان اجرا متعلق به الگوریتم ژنتیک،

سپس الگوریتم رقابت استعماری و در نهایت الگوریتم وال است. اما با اعمال سامانه فازی تنظیم‌کننده پارامترها به ICA، زمان اجرا نسخه FICA از ICA و GA نیز بیشتر شده است. بهبود کیفیت نتایج به دست آمده به طور متوسط ۲۰٪ الگوریتم FICA نسبت به ICA برای داده نفت پارس، ۳۵٪ برای داده غدیر، ۶۵٪ فولاد مبارکه و بهبود کیفیت به طور متوسط ۵۰٪ الگوریتم FICA نسبت به GA برای داده نفت پارس و غدیر، ۲۰٪ برای داده ایران خودرو، ۷۰٪ برای داده فولاد مبارکه را نیز باید در کنار فاصله زمان اجرای FICA نسبت به ICA، GA و WOA در نظر گرفت. زمان اجرا بسیار کوتاه الگوریتم‌ها گروه دوم و بطور ویژه زمان اجرای الگوریتم‌های DT و RF و کیفیت جواب‌های بهتر در فاز آموزش این دو الگوریتم در حالی جذابیت‌های رقابتی این الگوریتم‌ها را نسبت به FICA+FIS افزایش می‌دهد که شاهد کاهش کیفیت جواب‌های این دو الگوریتم به میزان ۱۵۰٪ برای داده نفت پارس، ۲۵۰٪ برای داده غدیر، ۲۳۵٪ برای داده ایران خودرو و فولاد مبارکه، ۳۷۰۷٪ برای داده موتوژن در فاز آزمون می‌باشیم. این فاصله قابل توجه بین کیفیت جواب‌های پیش‌بینی‌شده فاز آموزش و آزمون الگوریتم‌های RF و DT باعث کاهش ضریب اعتماد به الگوی شناسایی شده توسط این الگوریتم‌ها می‌شود.

(جدول ۴-): نتایج آزمون فرض ویلکاکسون در قالب [Z, P] برای دیتاست نفت پارس

(Table-4): The results of Wilcoxon's hypothesis test in the form [Z, P] for parsoil dataset

FICA+FIS vs RF	FICA+FIS vs DT	FICA+FIS vs SVM	FICA+FIS vs NN	FICA+FIS vs WOA+FIS	FICA+FIS vs GA+FIS	FICA+FIS vs ICA+FIS
[-0.714, 0.475]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.805, 0.005]
ICA+FIS vs RF	ICA+FIS vs DT	ICA+FIS vs SVM	ICA+FIS vs NN	ICA+FIS vs WOA+FIS	ICA+FIS vs GA+FIS	FICA+FIS vs GPR
[-0.764, 0.445]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.395, 0.017]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]
GA+FIS vs GPR	GA+FIS vs RF	GA+FIS vs DT	GA+FIS vs SVM	GA+FIS vs NN	GA+FIS vs WOA+FIS	ICA+FIS vs GPR
[-2.090, 0.037]	[-2.497, 0.013]	[-2.666, 0.008]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.293, 0.022]	[-2.497, 0.013]
		WOA+FIS vs GPR	WOA+FIS vs RF	WOA+FIS vs DT	WOA+FIS vs SVM	WOA+FIS vs NN
		[-2.293, 0.022]	[-1.274, 0.203]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]

آزمون فرض مناسب بر روی نتایج به دست آمده اجرا شود. با عنایت به عدم توزیع نرمال و اندازه کوچک نمونه‌ها، آزمون ویلکاکسون^۱ توسط تحلیل‌گر SPSS بین هر دو نمونه با سطح معناداری $\alpha = 0.05$ اجرا شد. نتایج به دست آمده در قالب [Z, P] و در جدول (۴) ارائه شده

باتوجه به اینکه در الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده و نحوه تقسیم داده‌های به داده‌های آموزش و آزمون از روش‌ها و پارامترهای تصادفی استفاده شده، نتایج به دست آمده از ۱۰ اجرای الگوریتم‌های یادشده در واقع یک نمونه کوچک از جامعه بسیار بزرگ آنها هستند که به منظور تعیین معنادار بودن مقایسه این نمونه‌ها لازم است

¹ Wilcoxon Signed-Rank Test

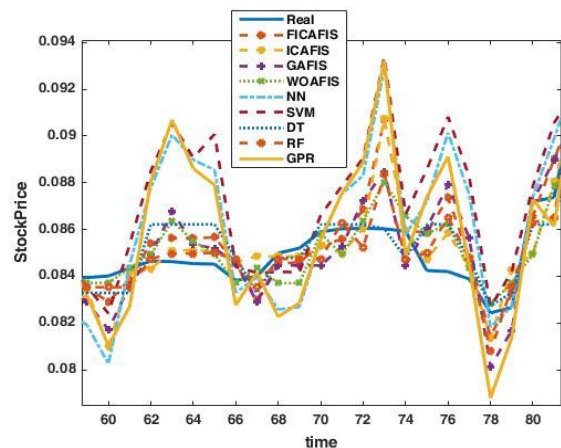
معاملات، شاخص بازار اول تالار بورس، قیمت شاخص کل بازار، نرخ ارز دلار، قیمت جهانی هر اونس طلا، قیمت جهانی نفت (برنت شمال) است. برای این مدل، قیمت سهام به‌عنوان تنها خروجی آن در نظر گرفته شده است. یکی از مشکلات الگوریتم رقابت استعماری تعیین پارامترهای الگوریتم است که در این پژوهش از سامانه فازی مشتمل بر ۶ قانون فازی برای رفع این مشکل استفاده شده است.

برای ارزیابی مدل پیشنهادی FICA+FIS، در مجموع ۹ الگوریتم پیش‌بینی قیمت سهام در قالب دو گروه الگوریتم بر روی داده‌های ۶ شرکت فعال در بورس اوراق بهادار تهران در بازه ۱۳۸۹ تا ۱۳۹۴ اجرا شده است و نتایج به‌دست‌آمده با یکدیگر مقایسه شدند. الگوریتم‌های گروه اول شامل FICA+FIS، ICA+FIS، GA+FIS و WOA+FIS و الگوریتم‌های گروه دوم شامل NN، SVM، DT-CART و RF بودند. الگوریتم‌های گروه نخست در بستر یکسان جستجو با اندازه جمعیت ۵۰۰ عامل و حداکثر تعداد تکرار ۵۰۰ و کلیه الگوریتم‌های نه‌گانه بر اساس اطلاعات جدول (۱) تنظیم پارامتر شده و پیاده‌سازی شدند. داده‌ها بر اساس روش 10-Fold به داده‌های آموزش و آزمون تقسیم‌بندی شده و جزئیات نتایج به‌دست‌آمده در جدول (۲) برای نفت پارس و جداول ۵ الی ۹ پیوست ۱ برای سایر شرکت‌ها ارائه شد. بررسی نتایج ارائه شده در این جداول نشان داد که اولاً نسخه بهبودیافته فازی رقابت استعماری از نسخه کلاسیک آن، الگوریتم ژنتیک و الگوریتم وال عملکرد بهتری داشته و ثانیاً عملکرد مدل پیشنهادی FICA+FIS از سایر الگوریتم‌ها در هر دو فازی آموزش و آزمون به‌صورت هم‌زمان بهتر بوده است اگرچه الگوریتم DT یک رقیب در فاز آموزش و RF یک رقیب در فاز آزمون بر روی برخی از داده‌ها بودند.

تفسیرپذیری آسان الگوهای شناسایی شده توسط مدل FICA+FIS یکی از مزیت‌های بارز و انکارناپذیر مدل پیشنهادی نسبت به الگوریتم‌های گروه دوم بود که مجموعه قوانین فازی شناسایی شده برای موتور استنتاج به‌عنوان الگوی شناسایی شده مدل پیشنهادی در شکل (۷) برای شرکت نفت پارس و شکل‌های پیوست ۲ برای سایر شرکت‌ها به نمایش درآمد. نمودار هم‌گرایی الگوریتم‌های گروه اول برای شرکت نفت پارس در شکل (۸) و برای سایر داده‌ها در پیوست ۳ (شکل‌های (۱۶) برای ایران خودرو، (۱۸) برای موتورن، (۲۰) برای غدیر، (۲۲) برای

است. اگر مقدار P کوچکتر از ۰/۰۵ باشد، فرض صفر یا همان فرض توزیع یکسان داشتن دو نمونه رد خواهد شد و مقایسه آنها معنادار در سطح اطمینان ۹۵٪ خواهد بود. در جدول (۴) مقایسه دو الگوریتمی که مقدار P آنها پررنگ شده اند، در سطح اطمینان ۹۵٪ معنادار نمی‌باشند.

در شکل (۱۰) نمودار قیمت پیش‌بینی شده و قیمت واقعی سهم شرکت روغن پارس در طول یک بازه زمانی نشان داده شده است. همان‌طور که در این نمودار مشاهده می‌شود قیمت‌های پیش‌بینی‌شده توسط الگوریتم‌های FICA+FIS، DT و RF به قیمت‌های واقعی نزدیک‌تر از سایر الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده هستند.



(شکل ۱۰): نمودار مقایسه قیمت واقعی و پیش‌بینی‌شده

توسط الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده برای شرکت نفت پارس
(Figure-10): The Comparison curve of the real and the predicted prices by the implemented algorithms for the Pars Oil dataset

۵- نتیجه‌گیری

در این پژوهش، یک مدل ترکیبی دوگانه برای پیش‌بینی قیمت سهام شش شرکت فعال در بورس اوراق بهادار با استفاده از سامانه استنتاج فازی ممدانی و نسخه بهبودیافته الگوریتم رقابت استعماری فازی (FICA+FIS) ارائه شد (شکل ۲). در واقع برای پیش‌بینی قیمت سهام از مدل سامانه فازی پیش‌بینی کننده (FIS) استفاده شده است که مجموعه قوانین فازی موتور استنتاج آن توسط الگوریتم رقابت استعماری فازی بهبودیافته (FICA) بدست می‌آید و پارامترهای FICA توسط سامانه فازی دیگری به نام تنظیم‌کننده پارامترها تعیین می‌شوند. مدل پیشنهادی FICA+FIS به‌منظور پیش‌بینی قیمت سهام دارای ۱۰ متغیر تأثیرگذار اقتصادی بر قیمت سهام به‌عنوان ورودی شامل کمترین قیمت سهام، بالاترین قیمت سهام، قیمت اولیه سهام، حجم معاملات، ارزش

پیش‌بینی قیمت سهام، ایده دیگری است که به‌عنوان پیشنهاد برای کارهای آینده مطرح می‌شود.

6- References

۶- مراجع

- [1] E. Stringham, Private governance: Creating order in economic and social life. Oxford University Press, USA, 2015.
- [2] H. Vachhani et al., "Machine learning based stock market analysis: A short survey," in *International Conference on Innovative Data Communication Technologies and Application*, 2019: Springer, pp. 12-26.
- [3] V. R. Jain, M. Gupta, and R. M. Singh, "Analysis and Prediction of Individual Stock Prices of Financial Sector Companies in NIFTY50," *International Journal of Information Engineering and Electronic Business*, vol. 11, no. 2, p. 33, 2018.
- [4] T. Kim and H. Y. Kim, "Forecasting stock prices with a feature fusion LSTM-CNN model using different representations of the same data," *PloS one*, vol. 14, no. 2, 2019.
- [۵] ف. جهانتیغ، د. پ. تلگردویی، and صفورا، "وقفه‌های زمانی بهینه در پیش‌بینی قیمت نفت توسط شبکه عصبی پویا اصلاح‌شده با الگوریتم ژنتیک،" *مطالعات اقتصاد انرژی*، vol. 14, no. 56, pp. 115-143, 1397.
- [5] F. Jahantegh, d. P. Telegraph, and Safoura, "Optimal time intervals in oil price forecasting by a dynamic neural network modified by genetic algorithm," *Quarterly Journal of Energy Economics Studies*, vol. 14, no. 56, pp. 115-143, 1397.
- [۶] قربانی، ی. ز. فر، محمود، و ن. چاشمی، "پیش‌بینی سیگنال معاملات سهام با استفاده از شبکه‌های پتری رنگی و الگوریتم ژنتیک (مطالعه موردی: بازار بورس تهران)،" *پژوهش‌نامه مدیریت اجرایی*، vol. 11, no. 21, pp. 205-227, 2019.
- [6] [Y. Rabbani, M. and N. Chashmi, "Stock Trading Signal Prediction Using Color Petroleum Networks and Genetic Algorithm (Case Study: Tehran Stock Exchange)," *Journal of Executive Management*, vol. 11, no. 21, pp. 205-227, 2019.
- [7] monajemi, abzari, and rayati, "Stock price prediction in stock exchange stock exchange using fuzzy neural network and genetic

تایدواتر و (۲۴) برای فولاد مبارکه نشان از سرعت بالاتر هم‌گرایی الگوریتم FICA نسبت به سایر الگوریتم‌ها و توانایی بالاتر در فرار از بهین‌های محلی دارد. شکل (۹) نمودار همگرایی شبکه عصبی برای شرکت نفت پارس و برای سایر داده‌ها در پیوست ۳ (شکل‌های (۱۷) برای ایران خودرو، (۱۹) برای موتوژن، (۲۱) برای غدیر، (۲۳) برای تایدواتر و (۲۵) برای فولاد مبارکه) را نشان می‌دهد و نکته آشکار در این شکل‌ها سرعت هم‌گرایی پایین این مدل است. زمان‌های اجرای الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده که مجموع زمان آموزش و آزمایش بر اساس 10-Fold در جداول (۳) برای نفت پارس برای سایر شرکت‌ها در جداول پیوست ۴ برحسب ثانیه ارائه شد. الگوریتم‌های گروه اول به نسبت گروه دوم زمان اجرای به مراتب کمتری را به خود اختصاص دادند. اگرچه عملکرد مدل FICA+FIS هم در کیفیت جواب‌های پیش‌بینی‌شده و هم از جهت انحراف بسیار کم نتایج فاز آزمون از فاز آموزش قابلیت اعتماد به نتایج این مدل را نشان می‌دهد ولی در صورت کم‌رنگ‌شدن این مهم و نیاز به پیش‌بینی برخط قیمت سهام الگوریتم‌های DT و RF بهترین عملکرد زمانی را داشته‌اند.

درنهایت باتوجه به وجود تکنیک‌ها و پارامترهای تصادفی در فرایند الگوریتم‌های ۹گانه پیاده‌سازی شده و روش 10-Fold در تقسیم داده‌ها به آموزش و آزمون از آزمون فرض ویلکاکسون به‌منظور سنجش معناداری مقایسه نتایج به‌دست‌آمده توسط الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده در سطح معناداری ۹۵٪ اجرا و نتایج مقایسه الگوریتم‌ها در جدول (۴ و ۱۵) (پیوست ۵) ارائه شد. مقادیر P بزرگ‌تر از ۰/۰۵ در جدول مذکور (که به‌صورت پررنگ شده قابل مشاهده هستند) نشان از توزیع یکسان داشتن نتایج دو الگوریتم و مقادیر کوچک‌تر از ۰/۰۵ پارامتر P نشان عدم توزیع یکسان داشتن نتایج به‌دست‌آمده توسط دو الگوریتم مقایسه شونده دارد. از آنجائی‌که در انتخاب ویژگی و کاهش حجم داده‌های مورد استفاده به‌عنوان ورودی در مدل‌های مبتنی بر سامانه‌های فازی می‌تواند به بهترشدن پیش‌بینی کمک نماید، به‌عنوان پیشنهاد برای کارهای آینده، به‌کارگیری روش‌های انتخاب ویژگی‌های ورودی و کاهش حجم داده مورد توجه می‌تواند قرار گیرد. استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری چندهدفه باهدف توجه به سایر معیارهای ارزیابی به‌صورت هم‌زمان در فرایند شناسایی الگو

- [16] T. Fischer and C. Krauss, "Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions," *European Journal of Operational Research*, vol. 270, no. 2, pp. 654-669, 2018.
- [17] W. Long, Z. Lu, and L. Cui, "Deep learning-based feature engineering for stock price movement prediction," *Knowledge-Based Systems*, vol. 164, pp. 163-173, 2019.
- [18] A. Kelotra and P. Pandey, "Stock market prediction using optimized deep-convlstm model," *Big Data*, vol. 8, no. 1, pp. 5-24, 2020.
- [19] C. Xiao, W. Xia, and J. Jiang, "Stock price forecast based on combined model of ARIMA-LS-SVM," *Neural Computing and Applications*, pp. 1-10, 2020.
- [20] M.-C. Lee, "Using support vector machine with a hybrid feature selection method to the stock trend prediction," *Expert Systems with Applications*, vol. 36, no. 8, pp. 10896-10904, 2009.
- [21] Y. Chen and Y. Hao, "A feature weighted support vector machine and K-nearest neighbor algorithm for stock market indices prediction," *Expert Systems with Applications*, vol. 40, pp. 340-355, 2017.
- [22] B. B. Nair, V. Mohandas, and N. Sakthivel, "A decision tree—rough set hybrid system for stock market trend prediction," *International Journal of Computer Applications*, vol. 6, no. 9, pp. 1-6, 2010.
- [23] 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 Applications*, vol. 39, no. 9, pp. 7680-7689, 2012.
- [24] S. Basak, S. Kar, S. Saha, L. Khaidem, and S. R. Dey, "Predicting the direction of stock market prices using tree-based classifiers," *The North American Journal of Economics and Finance*, vol. 47, pp. 552-567, 2019.
- [25] L. Khaidem, S. Saha, and S. R. Dey, "Predicting the direction of stock market prices using random forest," arXiv preprint arXiv:1605.00003, 2016.
- [26] N. Sharma and A. Juneja, "Combining of random forest estimates using LSboost for stock market index prediction," in *2017 2nd International Conference for Convergence in* algorithm and comparing it with artificial neural network," *Quarterly Journal of Economics*, vol. 3, no. 6, pp. 1-26, 2010.
- [8] P. Hájek, V. Olej, and R. Myskova, "Forecasting stock prices using sentiment information in annual reports: A neural network and support vector regression approach," *WSEAS Transactions on Business and Economics*, vol. 10, no. 4, pp. 293-305, 2013.
- [9] E. Hadavandi, H. Shavandi, and A. Ghanbari, "Integration of genetic fuzzy systems and artificial neural networks for stock price forecasting," *Knowledge-Based Systems*, vol. 23, no. 8, pp. 800-808, 2010.
- [10] Y. Chen, A. Abraham, J. Yang, and B. Yang, "Hybrid methods for stock index modeling," *Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*, pp. 490-490, 2005.
- [11] S. Wang, L. Wang, S. Gao, and Z. Bai, "Stock price prediction based on chaotic hybrid particle swarm optimisation-RBF neural network," *International Journal of Applied Decision Sciences*, vol. 10, no. 2, pp. 89-100, 2017.
- [12] T. T. Khuat and M. H. Le, "An Application of Artificial Neural Networks and Fuzzy Logic on the Stock Price Prediction Problem," *International Journal on Informatics Visualization*, vol. 1, no. 2, pp. 40-49, 2017.
- [13] R. Ghasemiyeh, R. Moghdani, and S. S. Sana, "A Hybrid Artificial Neural Network with Metaheuristic Algorithms for Predicting Stock Price," *Cybernetics and Systems*, vol. 48, no. 4, pp. 365-392, 2017.
- [14] Y. Rajihy, K. Nermend, and A. Alsakaa, "Back-propagation artificial neural networks in stock market forecasting. An application to the Warsaw Stock Exchange WIG20," *Aestimatio*, no. 15, p. 88, 2017.
- [۱۵] موسوی، س. علیرضا، و غلامی، "استفاده از الگوریتم ترکیبی عصبی کرم شبتاب و روش رگولاسیون بی‌زین جهت پیش‌بینی قیمت سهام،" *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*, vol. 9, no. 36, pp. 295-321, 139
- [15] S. A. Mousavi, and Gholami, "Using Hybrid Firefly Neural Algorithm and Bayesian Regulation Method to Predict Stock Prices," *Financial Engineering and Securities Management*, vol. 9, no. 36, pp. 295-321, 1397.

- [34] M. R. Hassan, K. Ramamohanarao, J. Kamruzzaman, M. Rahman, and M. M. Hossain, "A HMM-based adaptive fuzzy inference system for stock market forecasting," *Neurocomputing*, vol. 104, pp. 10-25, 2013.
- [35] P.-C. Chang and C.-H. Liu, "A TSK type fuzzy rule based system for stock price prediction," *Expert Systems with applications*, vol. 34, no. 1, pp. 135-144, 2008.
- [36] G. R. M. Lincy and C. J. John, "A multiple fuzzy inference systems framework for daily stock trading with application to NASDAQ stock exchange," *Expert Systems with Applications: An International Journal*, vol. 44, no. C, pp. 13-21, 2016.
- [37] S. K. Chandar, "Fusion model of wavelet transform and adaptive neuro fuzzy inference system for stock market prediction," *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, pp. 1-9, 2019.
- [38] M. R. Feylizadeh, M. H. Keshavarz, and A. Hendarianpour, "Presenting a model for predicting the Tehran Stock Exchange Index using ANFIS and fuzzy regression," *Journal of New Researches in Mathematics*, 201.9
- [39] [۳۹] رضانی و عاملی، "پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از شبکه عصبی فازی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک و مقایسه با شبکه عصبی فازی،" *پژوهش‌های مدل‌سازی اقتصادی*، vol. 6, no. 22, pp. 61-91, 2016
- [39] Ramezani and Ameli, "Stock Price Prediction Using Fuzzy Neural Network Based on Genetic Algorithm and Comparison with Fuzzy Neural Network," *Economic Modeling Research*, vol. 6, no. 22, pp. 61-91, 2016.
- [40] [۴۰] باباجانی، جعفر، تقوا، بولو، قاسم و عبدالهی، "پیش‌بینی قیمت سهام در بورس تهران با استفاده از شبکه عصبی بازگشتی بهینه‌شده با الگوریتم کلونی زنبور عسل مصنوعی،" *راهبرد مدیریت مالی*، vol. 7, no. 2, pp. 195-228, 2019
- [40] J. Babajani, T. Bolo, Gh. Abdollahi, "Predicting stock prices on the Tehran Stock Exchange using a recursive neural network optimized by the artificial bee colony algorithm," *Financial Management Strategy*, vol. 7, no. 2, pp. 195-228, 2019.
- [41] E. Giovanis, "Application of ARCH-GARCH models and feed-forward neural networks with Bayesian regularization in Capital Asset Technology (*I2CT*), 2017: IEEE, pp. 1199-1202.
- [۲۷] غ. الهام و د. سیدمحمدرضا، "پیش‌بینی روند قیمت در بازار سهام با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی،" *فصل‌نامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار* vol. 9, no. 35, pp. 301-322, 1397.
- [27] Gh. Elham and d. Seyed Mohammad Reza, "Predicting price trends in the stock market using a random forest algorithm," *Quarterly Journal of Financial Engineering and Securities Management*, vol. 9, no. 35, pp. 301-322, 1397.
- [28] K. Alkhatib, H. Najadat, I. Hmeidi, and M. K. A. Shatnawi, "Stock price prediction using k-nearest neighbor (kNN) algorithm," *International Journal of Business, Humanities and Technology*, vol. 3, no. 3, pp. 32-44, 2013.
- [۲۹] زاده، م. ح. قلی، پور، و ق. وحید، "پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از روش خود رگرسیون با وقفه توزیعی (ARDL)،" *پژوهش‌های مالی*، vol. 9, no. 23, pp. 49-60, 1386
- [29] M. Zadeh, H. Gholipoor, and Gh. Vahid, "Stock Price Forecasting Using Distributed Intermediate Regression (ARDL) Method," *Financial Research*, vol. 9, no. 23, pp. 49-60, 1386.
- [۳۰] م. ح. قلی‌زاده، م. حسن، و. پور، and قاسم، "پیش‌بینی قیمت سهام با روش رگرسیون فازی،" *پژوهش‌نامه اقتصاد کلان*، vol. 6, no. 12, pp. 107-128, 1390
- [30] M. Zadeh, H. Gholipoor, and Gh. Vahid, "Stock price forecasting by fuzzy regression method," *Journal of Macroeconomics*, vol. 6, no. 12, pp. 107-128, 1390.
- [31] E. Kita, M. Harada, and T. Mizuno, "Application of Bayesian Network to stock price prediction," *Artif. Intell. Research*, vol. 1, no. 2, pp. 171-184, 2012.
- [32] Q. Sun, W.-G. Che, and H.-L. Wang, "Bayesian regularization BP neural network model for the stock price prediction," in *Foundations and applications of intelligent systems: Springer*, 2014, pp. 521-531.
- [33] L. Wang, Z. Wang, S. Zhao, and S. Tan, "Stock market trend prediction using dynamical Bayesian factor graph," *Expert Systems with Applications*, vol. 42, no. 15-16, pp. 6267-6275, 2015.

[50] A. P. Engelbrecht, Computational intelligence: an introduction., 2 ed. England: John Wiley & Sons, 2007, p. 597.

[51] P. J. Werbos, "Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioural Sciences," PhD thesis, Harvard University, Boston, USA, 1974.

[۵۲] پاشایی زهرا، دهخوارقانی رحیم. مدل سازی بازار سهام با استفاده از مدل های هوش مصنوعی و مقایسه با مدل های کلاسیک خطی. پردازش علائم و داده ها. ۱۳۹۹؛ ۱۷ (۴): ۱۰۲-۸۹

[52] Z. Pashaei, R. Dehkharghani, "Stock Market Modeling Using Artificial Neural Network and Comparison with Classical Linear Models", *JSDP*, 2021, vol.17, no. 4, pp. 89-102.

مجید عبدالرزاق نژاد دانشیار گروه مهندسی کامپیوتر دانشگاه بزرگمهر قائنات از سال ۹۲ که فارغ التحصیل دکتری تخصصی علوم کامپیوتر گرایش محاسبات هوشمند از دانشگاه ملی مالزی در سال ۹۲ است. وی کارشناسی ارشد پژوهش در عملیات خود را از دانشگاه سیستان و بلوچستان در سال ۸۴ و کارشناسی ریاضی - کاربردی را از دانشگاه بیرجند در سال ۸۲ اخذ نموده است. حوزه های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان هوش مصنوعی و محاسبات نرم، بهینه سازی، داده کاوی، مسائل زمانبندی و سامانه های نادقیق است. نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:



abdolrazzagh@buqaen.ac.ir

مهدی خرد مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی کامپیوتر سال ۹۱ و مدرک ارشد مهندسی فناوری اطلاعات سال ۹۵ از دانشگاه بیرجند اخذ نمود. وی اکنون دانشجوی دکتری تخصصی فناوری اطلاعات گرایش تجارت الکترونیک در دانشگاه قم مشغول به تحصیل است. زمینه های پژوهشی مورد علاقه وی یادگیری ماشین، یادگیری عمیق و داده کاوی است. نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:



m.kherad@stu.qom.ac.ir

Pricing Model: The case of two stocks in Athens exchange stock market," 2009.

[42] S. moshiri and H. morevat, "Forecasts Tehran Stock Exchange general index returns using linear and nonlinear models," *Quarterly Journal of Business Research*, vol. 41, no. 84.

[43] O. Cordón, E. Herrera, E. Gomide, E. Hoffman, and L. Magdalena, "Ten years of genetic fuzzy systems: current framework and new trends," in *IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference*, 2001. Joint 9th, 2001, vol. 3: IEEE, pp. 1241-1246.

[44] H. N. Nhu, S. Nitsuwat, and M. Sodanil, "Prediction of stock price using an adaptive Neuro-Fuzzy Inference System trained by Firefly Algorithm," in *2013 International Computer Science and Engineering Conference (ICSEC)*, 2013, IEEE, pp. 302-307.

[45] R. Dash and P. Dash, "Efficient stock price prediction using a self evolving recurrent neuro-fuzzy inference system optimized through a modified differential harmony search technique," *Expert Systems with Applications*, vol. ۵۲, pp. 75-90, 2016.

[46] L.-Y. Wei, "A hybrid model based on ANFIS and adaptive expectation genetic algorithm to forecast TAIEX," *Economic Modelling*, vol. 33, pp. 893-899, 2013.

[47] A. Bagheri, H. M. Peyhani, and M. Akbari, "Financial forecasting using ANFIS networks with quantum-behaved particle swarm optimization," *Expert Systems with Applications*, vol. 41, no. 14, pp. 6235-6250, 2014.

[48] J. Han, J. Pei, and M. Kamber, Data mining: concepts and techniques. Elsevier, 2011.

[49] S. Hosseini and A. Al Khaled, "A survey on the imperialist competitive algorithm metaheuristic: implementation in engineering domain and directions for future research," *Applied Soft Computing*, vol. 24, pp. 1078-1094, 2014.

پیوست ۱: جداول میانگین مجذور خطا (MSE) اجرای ۱۰-Fold

(جدول ۵-): میانگین مجذور خطا (MSE) اجرای ۱۰-Fold الگوریتم های پیاده سازی شده بر روی دیتاست غدیر

(Table-5): The obtained MSE by the implemented algorithms based on 10-Fold for Ghadir dataset

میانگین	بهترین	۱۰	۹	۸	۷	۶	۵	۴	۳	۲	۱	خطا	روش
2.07e-05	1.89e-05	2.22e-05	2.06e-05	1.94e-05	1.89e-05	2.04e-05	2.21e-05	2.00e-05	2.02e-05	2.15e-05	2.12e-05	آموزش	FICA+FIS

2.15e-05	2.01e-05	2.35e-05	2.16e-05	2.04e-05	2.01e-05	2.12e-05	2.30e-05	2.11e-05	2.12e-05	2.29e-05	2.19e-05	آزمون	ICA+ FIS
2.80e-05	2.15e-05	3.42e-05	2.42e-05	2.15e-05	3.23e-05	2.71e-05	3.02e-05	2.64e-05	3.05e-05	2.92e-05	2.39e-05	آموزش	
2.86e-05	2.19e-05	3.44e-05	2.49e-05	2.19e-05	3.25e-05	2.80e-05	3.11e-05	2.71e-05	3.10e-05	3.02e-05	2.72e-05	آزمون	GA+ FIS
3.07e-05	2.70e-05	3.12e-05	2.88e-05	2.70e-05	3.34e-05	2.91e-05	3.22e-05	2.78e-05	3.44e-05	3.42e-05	2.90e-05	آموزش	
3.19e-05	2.75e-05	3.19e-05	2.97e-05	2.75e-05	3.44e-05	3.09e-05	3.40e-05	2.92e-05	3.71e-05	3.55e-05	3.13e-05	آزمون	WOA+ FIS
3.01e-05	2.71e-05	3.31e-05	3.05e-05	2.81e-05	3.22e-05	3.12e-05	2.99e-05	3.08e-05	2.85e-05	2.91e-05	2.71e-05	آموزش	
3.16e-05	2.92e-05	3.37e-05	3.17e-05	2.92e-05	3.61e-05	3.26e-05	3.21e-05	3.14e-05	2.99e-05	3.04e-05	2.94e-05	آزمون	NN
2.28e-04	6.45e-05	1.28e-04	6.89e-05	1.09e-04	8.83e-04	2.46e-04	1.73e-04	6.45e-05	9.98e-05	1.57e-04	3.51e-04	آموزش	
1.83e-04	6.51e-05	1.13e-04	8.29e-05	1.19e-04	5.69e-04	2.09e-04	1.25e-04	6.51e-05	8.65e-05	1.31e-04	3.28e-04	آزمون	SVM
6.43e-05	6.12e-05	6.28e-05	6.33e-05	6.40e-05	6.29e-05	7.02e-05	6.49e-05	6.12e-05	6.37e-05	6.29e-05	6.68e-05	آموزش	
6.70e-05	6.10e-05	7.03e-05	6.76e-05	6.10e-05	7.28e-05	6.57e-05	5.22e-05	5.90e-05	6.13e-05	6.71e-05	9.25e-05	آزمون	DT
1.39e-05	1.31e-05	1.42e-05	1.31e-05	1.41e-05	1.45e-05	1.43e-05	1.43e-05	1.37e-05	1.43e-05	1.31e-05	1.36e-05	آموزش	
7.60e-05	4.47e-05	8.30e-05	8.71e-05	8.00e-05	9.53e-05	4.47e-05	8.78e-05	5.68e-05	5.09e-05	9.59e-05	7.87e-05	آزمون	RF
2.38e-05	2.03e-05	3.57e-05	2.26e-05	2.03e-05	2.04e-05	2.45e-05	2.39e-05	2.24e-05	2.25e-05	2.53e-05	2.06e-05	آموزش	
2.41e-05	1.33e-05	2.66e-05	2.10e-05	2.56e-05	2.99e-05	1.33e-05	2.39e-05	2.21e-05	1.71e-05	2.98e-05	3.16e-05	آزمون	GPR
2.96e-05	2.69e-05	3.04e-05	2.99e-05	3.02e-05	2.91e-05	3.06e-05	2.99e-05	3.01e-05	3.07e-05	2.78e-05	2.69e-05	آموزش	
3.45e-05	2.38e-05	5.14e-05	3.03e-05	2.83e-05	3.80e-05	2.38e-05	2.72e-05	2.78e-05	2.48e-05	4.29e-05	5.00e-05	آزمون	

(جدول ۶-): میانگین مجذور خطا (MSE) اجرای ۱۰-Fold الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده بر روی دیتاست ایران خودرو

(Table-6): The obtained MSE by the implemented algorithms based on 10-Fold for Iran Khodro dataset

روش	خطا	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	بهترین	میانگین
FICA+FIS	آموزش	3.21e-05	3.32e-05	3.57e-05	3.91e-05	3.49e-05	3.92e-05	3.85e-05	4.05e-05	3.45e-05	3.48e-05	3.21e-05	3.58e-05
	آزمون	3.40e-05	3.52e-05	3.99e-05	4.58e-05	3.74e-05	3.36e-05	4.19e-05	4.27e-05	3.75e-05	3.70e-05	3.36e-05	3.85e-05
ICA+ FIS	آموزش	3.45e-05	3.42e-05	3.75e-05	3.96e-05	3.66e-05	4.04e-05	4.06e-05	4.14e-05	3.72e-05	3.69e-05	3.42e-05	3.75e-05
	آزمون	3.71e-05	3.84e-05	4.12e-05	4.39e-05	3.85e-05	4.16e-05	4.32e-05	4.42e-05	3.91e-05	3.88e-05	3.71e-05	4.06e-05
GA+ FIS	آموزش	3.91e-05	4.12e-05	5.22e-05	3.88e-05	3.75e-05	4.22e-05	6.00e-05	4.32e-05	3.67e-05	3.85e-05	3.67e-05	4.29e-05
	آزمون	4.31e-05	4.32e-05	5.33e-05	4.07e-05	3.82e-05	4.43e-05	6.14e-05	4.38e-05	3.77e-05	3.94e-05	3.77e-05	4.45e-05
WOA+FIS	آموزش	3.82e-05	5.16e-05	4.03e-05	3.46e-05	4.12e-05	5.15e-05	5.31e-05	3.91e-05	3.81e-05	4.21e-05	3.46e-05	4.30e-05
	آزمون	3.98e-05	5.25e-05	4.12e-05	3.76e-05	4.18e-05	5.12e-05	5.82e-05	4.03e-05	3.92e-05	4.41e-05	3.76e-05	4.46e-05
NN	آموزش	2.88e-04	4.52e-04	1.36e-04	1.06e-04	1.55e-04	2.01e-04	2.97e-04	1.71e-04	3.11e-04	4.85e-04	1.06e-04	2.60e-04
	آزمون	3.72e-04	4.11e-04	1.29e-04	1.06e-04	1.81e-04	2.42e-04	2.64e-04	1.75e-04	3.41e-04	5.08e-04	1.06e-04	2.73e-04
SVM	آموزش	9.03e-05	8.19e-05	8.67e-05	8.21e-05	8.71e-05	7.94e-05	8.08e-05	8.01e-05	8.12e-05	8.10e-05	7.94e-05	8.31e-05
	آزمون	7.71e-05	7.10e-05	9.11e-05	7.09e-05	7.77e-05	8.94e-05	8.93e-05	9.24e-05	9.46e-05	1.00e-04	7.09e-05	8.54e-05
DT	آموزش	1.88e-05	2.07e-05	2.33e-05	2.23e-05	1.93e-05	1.96e-05	1.97e-05	2.29e-05	2.21e-05	2.22e-05	1.88e-05	2.11e-05
	آزمون	1.35e-04	1.02e-04	1.00e-04	9.42e-05	1.66e-04	1.74e-04	1.50e-04	9.90e-05	1.33e-04	1.35e-04	9.42e-05	1.29e-04
RF	آموزش	3.65e-05	4.23e-05	4.77e-05	4.61e-05	4.35e-05	3.85e-05	3.75e-05	4.49e-05	3.72e-05	3.48e-05	3.48e-05	4.05e-05
	آزمون	2.64e-05	9.01e-05	2.87e-05	2.61e-05	3.49e-05	3.36e-05	4.22e-05	2.99e-05	3.55e-05	4.23e-05	2.61e-05	3.90e-05
GPR	آموزش	3.99e-05	3.96e-05	3.77e-05	4.03e-05	3.84e-05	3.81e-05	3.83e-05	3.90e-05	3.87e-05	3.43e-05	3.43e-05	3.84e-05
	آزمون	3.27e-05	3.76e-05	6.09e-05	3.15e-05	4.88e-05	5.00e-05	4.93e-05	4.17e-05	4.44e-05	7.71e-05	3.15e-05	4.74e-05

(جدول ۷-): میانگین مجذور خطا (MSE) اجرای ۱۰-Fold الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده بر روی دیتاست فولاد مبارکه

(Table-7): The obtained MSE by the implemented algorithms based on 10-Fold for Mobarakeh dataset

روش	خطا	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	بهترین	میانگین
FICA+FIS	آموزش	2.31e-05	2.19e-05	2.21e-05	2.22e-05	2.44e-05	2.50e-05	2.31e-05	2.41e-05	2.38e-05	2.32e-05	2.19e-05	2.33e-05

05	05	05	05	05	05	05	05	05	05	05	05	05		
2.37e-05	2.22e-05	2.35e-05	2.39e-05	2.47e-05	2.34e-05	2.55e-05	2.47e-05	2.25e-05	2.26e-05	2.22e-05	2.35e-05	آزمون		
3.76e-05	3.52e-05	3.76e-05	3.82e-05	3.81e-05	3.59e-05	3.67e-05	3.74e-05	3.88e-05	3.95e-05	3.89e-05	3.52e-05	آموزش	ICA+ FIS	
3.96e-05	3.71e-05	3.89e-05	4.15e-05	4.11e-05	3.72e-05	3.90e-05	3.95e-05	4.02e-05	4.14e-05	3.97e-05	3.71e-05	آزمون		
4.00e-05	3.77e-05	3.95e-05	4.03e-05	3.91e-05	3.77e-05	3.89e-05	4.12e-05	4.34e-05	4.12e-05	4.02e-05	3.81e-05	آموزش	GA+ FIS	
4.08e-05	3.79e-05	3.99e-05	4.11e-05	3.97e-05	3.79e-05	4.01e-05	4.19e-05	4.37e-05	4.23e-05	4.20e-05	3.97e-05	آزمون		
3.90e-05	3.69e-05	3.79e-05	3.89e-05	3.85e-05	3.81e-05	4.11e-05	3.81e-05	4.19e-05	3.69e-05	4.11e-05	3.75e-05	آموزش	WOA+FIS	
3.99e-05	3.81e-05	3.92e-05	3.99e-05	3.94e-05	3.88e-05	4.19e-05	3.99e-05	4.25e-05	3.82e-05	4.15e-05	3.81e-05	آزمون		
2.25e-04	8.85e-05	6.00e-04	2.84e-04	1.66e-04	3.80e-04	1.82e-04	9.80e-05	2.43e-04	1.13e-04	8.85e-05	9.52e-05	آموزش	NN	
2.17e-04	7.29e-05	6.70e-04	2.47e-04	1.18e-04	3.94e-04	1.72e-04	1.07e-04	1.96e-04	9.00e-05	9.81e-05	7.29e-05	آزمون		
1.09e-04	9.51e-05	1.08e-04	9.51e-05	1.07e-04	1.05e-04	1.05e-04	1.02e-04	1.23e-04	1.10e-04	1.29e-04	1.09e-04	آموزش	SVM	
1.13e-04	8.88e-05	1.30e-04	8.88e-05	9.44e-05	1.11e-04	1.03e-04	1.23e-04	1.40e-04	1.00e-04	1.41e-04	9.61e-05	آزمون		
1.31e-05	1.13e-05	1.35e-05	1.23e-05	1.56e-05	1.30e-05	1.22e-05	1.31e-05	1.31e-05	1.37e-05	1.13e-05	1.32e-05	آموزش	DT	
7.94e-05	6.51e-05	9.43e-05	6.97e-05	6.70e-05	7.44e-05	1.04e-04	7.89e-05	8.82e-05	7.38e-05	7.84e-05	6.51e-05	آزمون		
2.37e-05	2.23e-05	2.33e-05	2.41e-05	2.44e-05	2.36e-05	2.53e-05	2.51e-05	2.24e-05	2.28e-05	2.23e-05	2.35e-05	آموزش	RF	
2.41e-05	1.97e-05	2.27e-05	1.97e-05	2.08e-05	2.08e-05	3.26e-05	2.41e-05	2.80e-05	2.85e-05	2.30e-05	2.11e-05	آزمون		
4.13e-05	3.73e-05	4.37e-05	3.73e-05	4.35e-05	3.73e-05	4.25e-05	3.79e-05	4.21e-05	4.30e-05	4.28e-05	4.33e-05	آموزش	GPR	
4.65e-05	4.10e-05	5.47e-05	4.66e-05	4.16e-05	4.53e-05	4.95e-05	4.10e-05	5.32e-05	4.54e-05	4.62e-05	4.15e-05	آزمون		

(جدول ۸-): میانگین مجذور خطا (MSE) اجرای ۱۰-Fold الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده بر روی دیتاست موتوژن

(Table-8): The obtained MSE by the implemented algorithms based on 10-Fold for Motogen dataset

میانگین ن	بهترین ن	۱۰	۹	۸	۷	۶	۵	۴	۳	۲	۱	خطا	روش
6.88e-05	6.11e-05	7.05e-05	7.52e-05	7.18e-05	6.14e-05	7.21e-05	6.11e-05	7.12e-05	6.22e-05	6.73e-05	7.55e-05	آموزش	FICA+FIS
7.04e-05	6.25e-05	7.26e-05	7.71e-05	7.37e-05	6.25e-05	7.29e-05	6.26e-05	7.32e-05	6.37e-05	6.87e-05	7.69e-05	آزمون	
7.09e-05	6.20e-05	7.24e-05	7.77e-05	7.31e-05	6.20e-05	7.40e-05	6.37e-05	7.31e-05	6.61e-05	6.99e-05	7.72e-05	آموزش	ICA+ FIS
7.24e-05	6.33e-05	7.40e-05	7.91e-05	7.51e-05	6.33e-05	7.48e-05	6.44e-05	7.38e-05	6.90e-05	7.15e-05	7.93e-05	آزمون	
7.16e-05	6.18e-05	7.19e-05	7.89e-05	7.52e-05	6.18e-05	7.55e-05	6.39e-05	7.44e-05	6.51e-05	7.23e-05	7.66e-05	آموزش	GA+ FIS
7.29e-05	6.30e-05	7.28e-05	7.99e-05	7.60e-05	6.30e-05	7.71e-05	6.64e-05	7.61e-05	6.59e-05	7.36e-05	7.81e-05	آزمون	
7.20e-05	6.30e-05	7.22e-05	7.92e-05	7.66e-05	6.49e-05	7.42e-05	6.30e-05	7.40e-05	6.88e-05	7.12e-05	7.59e-05	آموزش	WOA+FIS
7.12e-05	7.59e-05	7.41e-05	7.99e-05	7.89e-05	6.67e-05	7.62e-05	6.46e-05	7.61e-05	6.97e-05	7.41e-05	7.66e-05	آزمون	
4.05e-04	2.55e-04	3.99e-04	4.44e-04	3.89e-04	3.62e-04	5.91e-04	5.78e-04	2.55e-04	3.01e-04	4.25e-04	3.03e-04	آموزش	NN
1.07e-03	8.55e-04	9.22e-04	8.55e-04	9.18e-04	9.99e-04	1.00e-03	2.15e-03	8.92e-04	8.88e-04	1.12e-03	9.91e-04	آزمون	
7.98e-05	7.51e-05	7.98e-05	8.71e-05	8.02e-05	7.85e-05	8.16e-05	7.88e-05	8.12e-05	7.92e-05	7.51e-05	7.60e-05	آموزش	SVM
9.26e-04	8.75e-04	9.48e-04	9.15e-04	1.01e-03	8.94e-04	8.75e-04	9.44e-04	8.82e-04	9.99e-04	9.12e-04	8.76e-04	آزمون	
3.81e-05	2.51e-05	3.21e-05	3.85e-05	2.99e-05	6.02e-05	3.89e-05	3.14e-05	6.19e-05	2.51e-05	3.55e-05	2.73e-05	آموزش	DT
2.68e-05	8.12e-05	9.11e-05	1.05e-05	1.00e-05	9.12e-05	1.52e-05	8.37e-05	8.12e-05	9.66e-05	1.82e-05	1.21e-05	آزمون	

03	04	-03	-03	-03	-04	-03	-03	-04	-04	-03	-03		
7.22e-05	6.25e-05	7.35e-05	7.59e-05	7.44e-05	6.99e-05	7.62e-05	6.25e-05	7.69e-05	6.74e-05	7.22e-05	7.35e-05	آموزش	RF
7.06e-04	4.76e-04	7.67e-04	7.73e-04	7.81e-04	9.59e-04	8.22e-04	7.79e-04	6.22e-04	4.93e-04	5.88e-04	4.76e-04	آزمون	
2.35e-05	2.02e-05	2.44e-05	2.73e-05	2.27e-05	2.58e-05	2.33e-05	2.51e-05	2.02e-05	2.36e-05	2.21e-05	2.07e-05	آموزش	GPR
8.35e-04	1.11e-05	9.71e-04	9.23e-04	9.52e-04	1.11e-05	8.91e-04	9.73e-04	8.85e-04	9.54e-04	8.98e-04	8.91e-04	آزمون	

(جدول ۹-): میانگین مجذور خطا (MSE) اجرای ۱۰-Fold الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده بر روی دیتاست تایدواتر

(Table-9): The obtained MSE by the implemented algorithms based on 10-Fold for Tidwater dataset

میانگین	بهترین	۱۰	۹	۸	۷	۶	۵	۴	۳	۲	۱	خطا	روش
6.68e-05	6.12e-05	7.01e-05	7.12e-05	6.23e-05	7.21e-05	6.33e-05	6.99e-05	6.89e-05	6.12e-05	6.71e-05	6.22e-05	آموزش	FICA+FIS
6.92e-05	6.41e-05	7.26e-05	7.32e-05	6.52e-05	7.44e-05	6.54e-05	7.14e-05	6.99e-05	6.41e-05	6.97e-05	6.65e-05	آزمون	
6.93e-05	6.34e-05	7.09e-05	7.60e-05	6.59e-05	7.41e-05	6.65e-05	7.20e-05	6.98e-05	6.34e-05	6.89e-05	6.54e-05	آموزش	ICA+ FIS
7.11e-05	6.59e-05	7.31e-05	7.69e-05	6.76e-05	7.62e-05	6.78e-05	7.34e-05	7.16e-05	6.59e-05	7.09e-05	6.71e-05	آزمون	
7.09e-05	6.29e-05	7.30e-05	7.81e-05	6.70e-05	7.66e-05	6.83e-05	7.42e-05	6.87e-05	6.29e-05	7.12e-05	6.91e-05	آموزش	GA+FIS
7.24e-05	6.48e-05	7.51e-05	7.89e-05	6.82e-05	7.84e-05	6.96e-05	7.55e-05	6.93e-05	6.48e-05	7.31e-05	7.10e-05	آزمون	
7.03e-05	6.51e-05	7.20e-05	7.69e-05	6.61e-05	7.44e-05	6.73e-05	7.29e-05	7.14e-05	6.51e-05	6.99e-05	6.65e-05	آموزش	WOA+FIS
7.18e-05	6.63e-05	7.41e-05	7.89e-05	6.76e-05	7.61e-05	6.87e-05	7.39e-05	7.33e-05	6.63e-05	7.21e-05	6.72e-05	آزمون	
3.62e-04	1.14e-04	3.12e-04	5.79e-04	4.85e-04	2.54e-04	6.42e-04	1.14e-04	1.61e-04	2.65e-04	4.53e-04	3.53e-04	آموزش	NN
2.72e-04	1.15e-04	2.92e-04	5.94e-04	1.28e-04	2.08e-04	5.48e-04	1.20e-04	1.15e-04	2.00e-04	1.55e-04	3.64e-04	آزمون	
1.43e-04	1.24e-04	1.48e-04	1.39e-04	1.56e-04	1.52e-04	1.38e-04	1.46e-04	1.46e-04	1.38e-04	1.24e-04	1.42e-04	آموزش	SVM
1.49e-04	1.28e-04	1.53e-04	1.28e-04	1.41e-04	1.49e-04	1.50e-04	1.68e-04	1.34e-04	1.74e-04	1.37e-04	1.55e-04	آزمون	
1.93e-05	1.68e-05	2.16e-05	2.23e-05	1.80e-05	1.89e-05	2.09e-05	1.86e-05	1.83e-05	1.94e-05	1.68e-05	1.84e-05	آموزش	DT
1.22e-04	9.37e-05	1.26e-04	1.42e-04	9.37e-05	1.02e-04	1.30e-04	9.45e-05	1.09e-04	1.23e-04	1.76e-04	1.28e-04	آزمون	
2.46e-04	1.47e-04	3.15e-04	1.83e-04	2.81e-04	2.18e-04	3.38e-04	3.09e-04	2.97e-04	2.05e-04	1.47e-04	1.66e-04	آموزش	RF
1.16e-04	2.72e-05	7.45e-05	3.40e-05	4.77e-05	2.78e-05	2.72e-05	5.32e-05	4.26e-05	6.91e-04	1.12e-04	5.03e-05	آزمون	
7.03e-05	6.73e-05	7.31e-05	7.09e-05	6.73e-05	7.18e-05	6.97e-05	6.83e-05	7.21e-05	6.88e-05	7.29e-05	6.84e-05	آموزش	GPR
9.78e-05	6.46e-05	8.75e-05	7.43e-05	8.61e-05	6.74e-05	8.14e-05	9.75e-05	6.46e-05	9.11e-05	2.43e-04	8.54e-05	آزمون	

پیوست ۲: مجموعه قوانین به دست آمده توسط FICA+FIS

	1 LowP	2 HighP	3 FirstP	4 VoIT	5 VlaueT	6 FIndex	7 PIndex	8 USD	9 GoldP	10 OilP	11 PPrice	12 Weight
Rule 1	M	H	L	L	L	L	N	H	M	H	M	0.5667
Rule 2	L	M	M	L	N	L	H	L	N	H	M	0.2734
Rule 3	M	L	M	M	H	L	M	L	L	M	L	0.6921
Rule 4	H	N	L	M	L	N	L	M	L	L	M	0.7447
Rule 5	L	L	L	M	N	M	M	M	M	M	L	0.7072
Rule 6	L	H	H	M	L	H	M	M	H	M	L	0.2378
Rule 7	N	L	L	N	L	M	M	H	H	H	M	0.9074
Rule 8	N	H	L	L	M	L	N	N	H	M	M	0.0922
Rule 9	M	M	M	M	H	N	L	M	L	M	M	0.3910
Rule 10	L	L	M	N	L	H	N	L	M	M	H	0.5404
Rule 11	L	M	H	M	M	M	M	L	L	N	L	2.4631e-04
Rule 12	M	M	H	M	M	M	M	L	L	L	H	0.7720
Rule 13	L	M	M	N	H	M	L	H	L	M	M	0.1948
Rule 14	L	L	L	M	L	M	L	M	L	H	M	0.6824
Rule 15	N	H	L	L	L	L	L	M	M	N	L	0.8299
Rule 16	N	L	H	H	M	L	M	M	M	H	M	0.2155
Rule 17	M	M	L	M	M	L	L	M	M	M	L	0.0643
Rule 18	M	M	L	M	H	N	H	N	M	M	L	0.2048
Rule 19	L	M	N	L	L	L	N	M	L	M	L	0.4819
Rule 20	M	L	M	H	L	N	M	L	L	L	L	0.2615

(شکل - ۱۱): قوانین فازی به دست آمده توسط الگوریتم FICA+FIS برای دیتاست غدیر
(Figure-11): The obtained fuzzy rules by the FICA+FIS for Ghadir dataset

	1 LowP	2 HighP	3 FirstP	4 VoIT	5 VlaueT	6 FIndex	7 PIndex	8 USD	9 GoldP	10 OilP	11 PPrice	12 Weight
Rule 1	M	L	L	L	M	M	L	M	H	M	M	0.2151
Rule 2	L	M	M	N	L	M	L	H	L	H	M	0.6083
Rule 3	M	N	M	M	N	N	N	N	L	H	M	0.5648
Rule 4	H	N	H	N	L	N	M	N	H	H	H	0.7832
Rule 5	L	L	L	M	M	M	N	M	L	L	M	0.4667
Rule 6	L	H	M	M	H	M	M	M	L	L	M	0.8726
Rule 7	L	L	M	L	L	H	M	L	L	N	M	0.0691
Rule 8	M	L	L	L	L	L	M	L	L	N	M	0
Rule 9	N	L	L	N	L	M	N	L	H	H	L	0.3179
Rule 10	L	M	N	N	M	N	M	M	L	H	M	0.0172
Rule 11	M	H	M	L	L	H	L	L	H	M	M	0.3773
Rule 12	H	H	M	M	L	M	L	H	N	L	M	0.1999
Rule 13	L	L	L	L	N	M	L	L	L	N	L	0.6965
Rule 14	H	M	M	N	L	N	L	L	M	M	M	0.4826
Rule 15	L	M	H	M	L	M	N	M	N	M	M	0.1057
Rule 16	L	M	L	M	L	N	M	L	M	H	M	0.0175
Rule 17	M	L	H	N	M	M	M	L	M	M	L	0.5738
Rule 18	N	M	H	L	M	H	L	L	M	H	L	0.1319
Rule 19	N	L	L	N	L	N	M	N	M	M	L	0.5058
Rule 20	M	L	L	M	L	H	H	M	L	L	M	0.0253

(شکل - ۱۲): قوانین فازی به دست آمده توسط الگوریتم FICA+FIS برای دیتاست ایران خودرو
(Figure-12): The obtained fuzzy rules by the FICA+FIS for Iran Khodro dataset

	1 LowP	2 HighP	3 FirstP	4 VoIT	5 VlaueT	6 FIndex	7 PIndex	8 USD	9 GoldP	10 OilP	11 PPrice	12 Weight
Rule 1	M	L	L	N	H	H	M	N	L	N	L	0.7741
Rule 2	L	H	L	L	L	M	H	L	M	M	M	0.2273
Rule 3	N	L	H	L	L	N	L	M	L	M	M	0.0090
Rule 4	M	M	L	H	N	H	H	M	L	N	M	0.6343
Rule 5	L	H	M	L	L	L	M	M	M	N	L	0.7113
Rule 6	M	N	M	M	L	L	M	N	H	L	L	0.3963
Rule 7	L	L	N	N	L	H	L	M	N	L	L	0.4495
Rule 8	L	H	N	H	M	M	L	M	L	H	H	0.3259
Rule 9	H	M	H	L	H	M	N	N	M	M	M	0.4025
Rule 10	L	M	L	H	L	M	L	M	N	M	M	0.3265
Rule 11	L	M	N	L	N	L	M	M	N	M	M	0.0224
Rule 12	L	H	N	H	M	M	M	L	M	L	M	0.5473
Rule 13	M	H	H	M	L	M	L	L	M	M	M	0.1502
Rule 14	M	M	H	N	L	N	M	M	H	L	M	0.4161
Rule 15	L	L	L	M	M	M	N	M	L	M	L	0.5478
Rule 16	L	L	H	L	L	L	M	L	N	L	L	0.5937
Rule 17	H	L	M	L	L	M	H	M	N	L	L	0.1512
Rule 18	N	H	M	L	M	H	M	L	L	L	M	0.5416
Rule 19	M	H	M	M	H	L	L	N	L	N	M	0.9050
Rule 20	L	L	L	L	N	M	L	L	L	L	M	0.6251

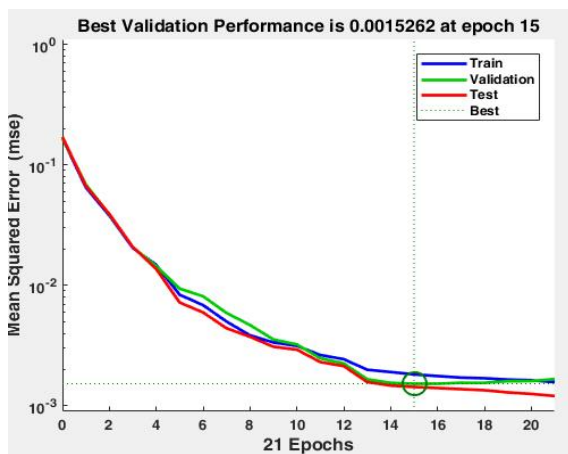
(شکل - ۱۳): قوانین فازی به دست آمده توسط الگوریتم FICA+FIS برای دیتاست فولاد مبارکه
(Figure-13): The obtained fuzzy rules by the FICA+FIS for Mobarakeh dataset

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
	LowP	HighP	FirstP	VoIT	VlaueT	FIndex	PIndex	USD	GoldP	OiIP	PPrice	Weight
Rule 1	M	L	M	H	N	L	M	N	M	H	M	0.1108
Rule 2	M	M	M	H	L	M	M	L	L	H	M	0.8598
Rule 3	M	N	H	L	M	M	H	N	L	M	H	0.8306
Rule 4	H	M	L	H	N	H	L	N	M	N	L	0.6075
Rule 5	L	L	L	L	L	M	L	N	N	L	H	0.2593
Rule 6	M	M	M	H	L	L	M	L	H	M	M	0.2891
Rule 7	M	N	L	L	M	H	M	H	L	M	L	0.7077
Rule 8	M	H	H	H	L	N	M	L	L	L	L	0.7576
Rule 9	M	L	M	M	M	H	H	L	M	L	M	0.7537
Rule 10	M	N	M	N	L	M	M	L	M	M	L	0.2519
Rule 11	N	M	L	H	N	M	L	M	L	M	H	0.4138
Rule 12	L	L	L	L	L	H	M	H	L	H	L	0.6148
Rule 13	M	L	H	M	M	M	M	L	L	L	M	0.6827
Rule 14	N	M	H	M	H	L	H	M	L	L	M	0.6022
Rule 15	L	M	H	L	L	L	M	M	M	M	M	0.3813
Rule 16	H	M	H	L	M	M	H	N	L	M	L	0.9030
Rule 17	M	L	M	N	M	L	L	H	N	L	M	0.3391
Rule 18	H	N	N	N	M	L	H	H	M	H	M	0.6313
Rule 19	H	M	H	M	L	M	H	N	L	H	M	0.6968
Rule 20	M	H	M	N	N	M	M	M	M	M	M	0.2611

(شکل -۱۴): قوانین فازی به دست آمده توسط الگوریتم FICA+FIS برای دیتاست موتوژن
 (Figure-14): The obtained fuzzy rules by the FICA+FIS for Motogen dataset

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
	LowP	HighP	FirstP	VoIT	VlaueT	FIndex	PIndex	USD	GoldP	OiIP	PPrice	Weight
Rule 1	L	M	M	L	L	M	M	L	M	M	M	0
Rule 2	L	M	L	H	H	N	N	M	L	N	M	0.1747
Rule 3	L	M	L	H	H	N	N	M	L	N	M	0.8070
Rule 4	M	L	M	H	M	L	M	L	H	M	M	0.6665
Rule 5	N	N	M	L	N	L	L	H	L	H	L	0.4660
Rule 6	H	L	H	H	L	M	L	L	M	N	M	0.5715
Rule 7	L	M	L	N	L	M	L	L	M	M	L	0.3059
Rule 8	L	H	M	M	L	N	M	L	L	M	H	0.3091
Rule 9	L	N	M	M	M	N	L	N	M	L	H	0.3777
Rule 10	L	M	M	L	H	L	M	M	L	M	M	0.5696
Rule 11	H	M	M	L	H	M	L	L	L	M	M	0.6293
Rule 12	M	M	M	L	M	H	M	N	N	L	M	0.9098
Rule 13	M	H	M	L	M	M	L	L	M	H	M	0.5171
Rule 14	L	L	L	L	L	L	L	H	M	H	M	0.4439
Rule 15	N	L	M	L	L	M	M	M	M	N	L	0.9818
Rule 16	L	L	M	M	L	L	H	M	M	M	L	0.6191
Rule 17	M	M	L	N	L	N	M	N	L	L	H	0.2074
Rule 18	M	L	L	L	M	H	L	L	M	L	M	0.6254
Rule 19	M	L	H	N	L	M	M	L	L	M	M	0.9476
Rule 20	L	H	L	L	L	M	L	H	N	L	M	0.9878

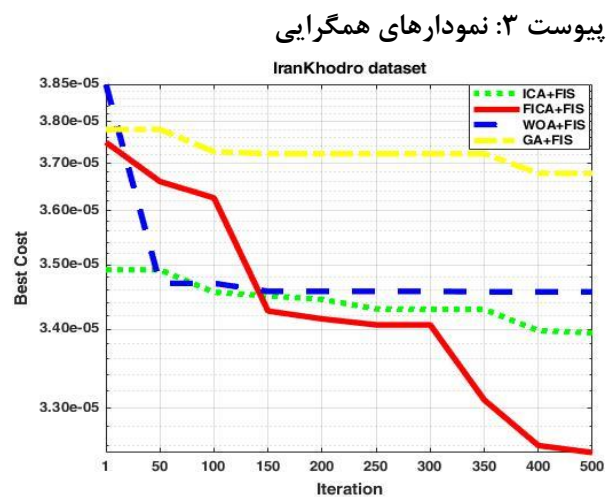
(شکل -۱۵): قوانین فازی به دست آمده توسط الگوریتم FICA+FIS برای دیتاست نفت پارس
 (Figure-15): The obtained fuzzy rules by the FICA+FIS for Pars Oil dataset



(شکل -۱۷): نمودار همگرایی شبکه عصبی برای شرکت

ایران خودرو

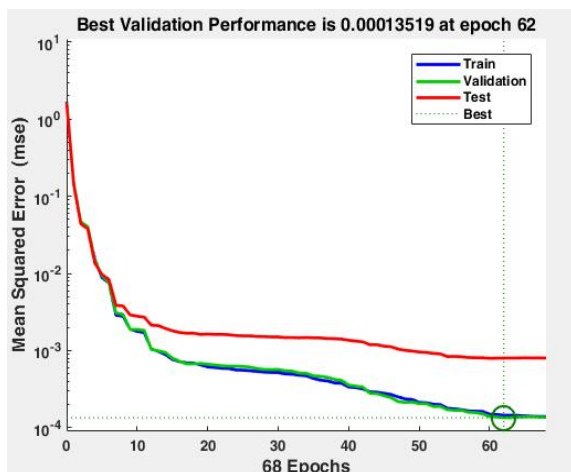
(Figure-17): The convergence curve of the neural network for the Iran Khodro dataset



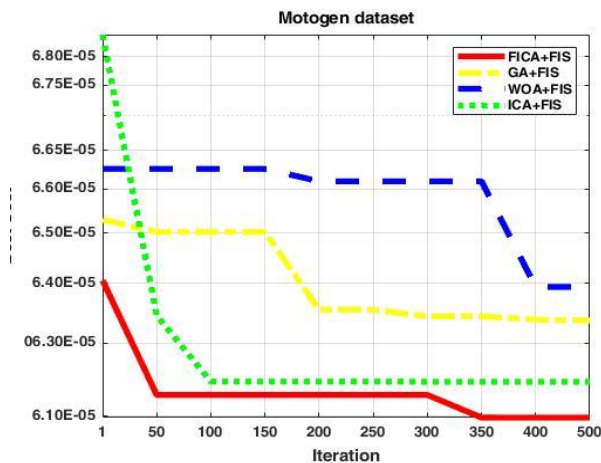
(شکل -۱۶): نمودار همگرایی الگوریتم‌های گروه اول

برای ایران خودرو

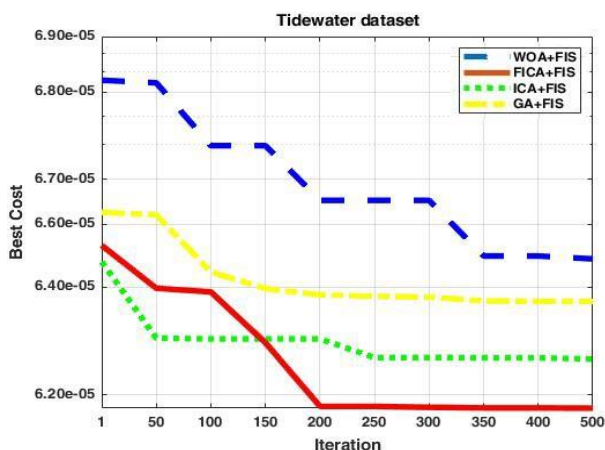
(Figure-16): The convergence curve of the first group algorithms for the Iran Khodro dataset



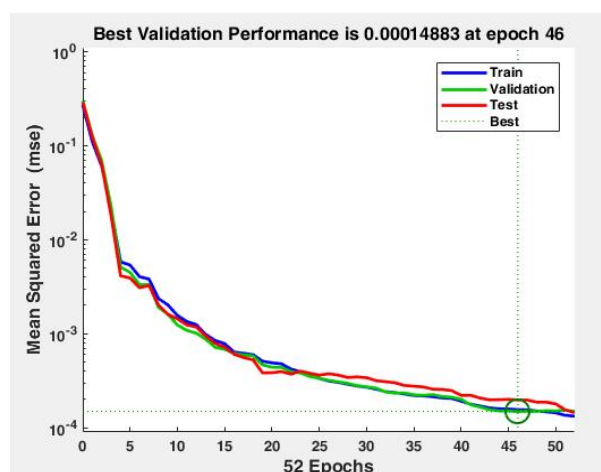
(شکل - ۲۱): نمودار همگرایی شبکه عصبی برای شرکت غدیر
(Figure-21): The convergence curve of the neural network for the Ghadir dataset



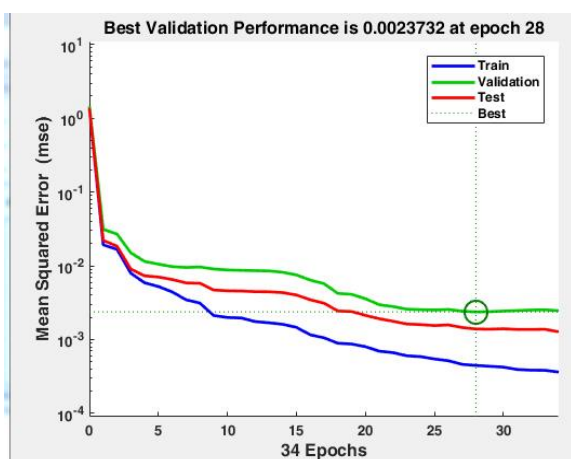
(شکل - ۱۸): نمودار همگرایی الگوریتم‌های گروه اول برای موتوژن
(Figure-18): The convergence curve of the first group algorithms for the Motogen dataset



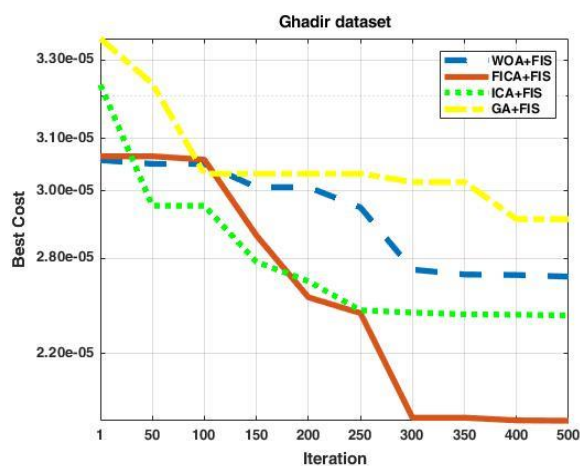
(شکل - ۲۲): نمودار همگرایی الگوریتم‌های گروه اول برای تایدواتر
(Figure-22): The convergence curve of the first group algorithms for the Tidwater dataset



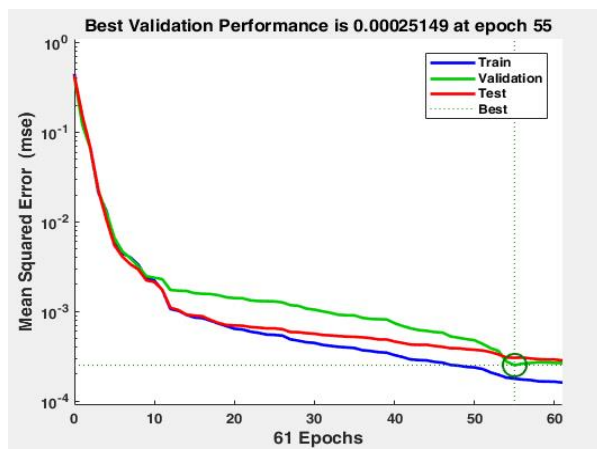
(شکل - ۱۹): نمودار همگرایی شبکه عصبی برای شرکت موتوژن
(Figure-19): The convergence curve of the neural network for the Motogen dataset



(شکل - ۲۳): نمودار همگرایی شبکه عصبی برای شرکت تایدواتر
(Figure-23): The convergence curve of the neural network for the Tidwater dataset

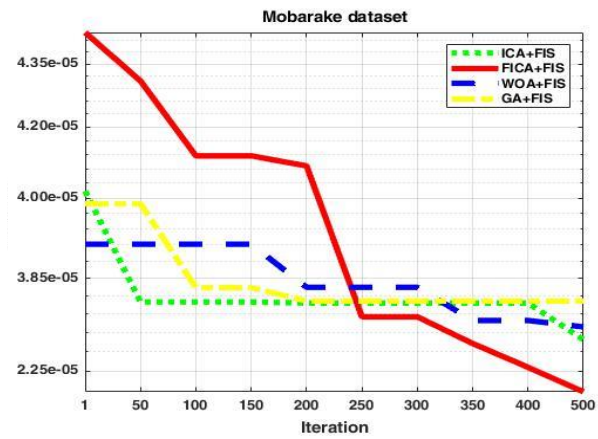


(شکل - ۲۰): نمودار همگرایی الگوریتم‌های گروه اول برای غدیر
(Figure-20): The convergence curve of the first group algorithms for the Ghadir dataset



(شکل -۲۵): نمودار هم‌گرایی شبکه عصبی برای شرکت مبارکه

(Figure-25): The convergence curve of the neural network for the Mobarakeh dataset



(شکل -۲۴): نمودار هم‌گرایی الگوریتم‌های گروه اول برای مبارکه

(Figure-24): The convergence curve of the first group algorithms for the Mobarakeh dataset

پیوست ۴: جداول زمان اجرا الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده

(جدول -۱۰): زمان اجرای ۱۰-Fold الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده بر روی دیتاست غدیر (برحسب ثانیه)

(Table-10): The CPU time of the implemented algorithms based on 10-Fold for Ghadir dataset

میانگین	۱۰	۹	۸	۷	۶	۵	۴	۳	۲	۱	روش
1050.73	892.78	925.51	877.51	1117.58	1243.10	984.16	1184.48	1098.00	1004.39	1179.789	FICA+FIS
561.33	469.42	479.42	426.48	613.58	564.09	656.59	560.27	607.95	518.54	716.98	ICA+FIS
636.55	503.76	520.95	499.44	565.36	592.01	633.13	577.70	861.59	801.98	809.59	GA+FIS
427.15	423.82	319.97	348.28	278.68	226.01	942.71	524.91	456.68	468.89	281.55	WOA+FIS
10.16	7.85	7.63	7.33	6.12	7.26	12.65	7.83	7.99	9.65	27.32	NN
0.57	0.05	0.05	0.05	0.07	0.06	0.41	0.09	0.15	0.31	4.45	SVM
0.2039	0.02	0.03	0.02	0.031	0.031	0.19	0.04	0.09	0.28	1.26	DT
0.46	0.15	0.13	0.14	0.13	0.15	0.67	0.17	0.21	0.72	2.12	RF
47.93	41.69	44.84	38.13	45.74	37.31	69.12	43.99	44.77	71.89	41.88	GPR

(جدول -۱۱): زمان اجرای ۱۰-Fold الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده بر روی دیتاست ایران خودرو (برحسب ثانیه)

(Table-11): The CPU time of the implemented algorithms based on 10-Fold for Iran Kondro dataset

میانگین	۱۰	۹	۸	۷	۶	۵	۴	۳	۲	۱	روش
997.85	899.87	983.12	910.39	1168.47	1066.73	1019.07	886.14	891.84	943.94	1208.95	FICA+FIS
523.18	452.80	605.09	469.44	579.44	512.87	602.71	437.88	457.91	442.20	671.45	ICA+FIS
569.62	521.02	493.19	519.71	531.29	634.89	688.58	501.20	507.15	518.14	781.06	GA+FIS
351.73	309.51	407.13	373.84	140.39	478.34	483.40	399.16	264.26	340.83	320.38	WOA+FIS
8.01	2.90	3.77	3.87	3.30	5.29	5.73	3.77	5.06	4.94	41.49	NN
1.03	0.09	0.09	0.08	0.09	0.12	0.32	0.12	0.17	0.20	9.06	SVM
0.21	0.03	0.03	0.03	0.03	0.11	0.11	0.05	0.08	0.17	1.46	DT
0.46	0.16	0.13	0.14	0.13	0.30	0.33	0.16	0.20	0.23	2.86	RF
33.25	24.51	23.40	25.58	24.40	104.12	26.30	24.69	23.79	22.72	33.01	GPR

(جدول -۱۲): زمان اجرای ۱۰-Fold الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده بر روی دیتاست فولاد مبارکه (برحسب ثانیه)

(Table-12): The CPU time of the implemented algorithms based on 10-Fold for Mobarakeh dataset

میانگین	۱۰	۹	۸	۷	۶	۵	۴	۳	۲	۱	روش
1183.33	1317.80	983.09	1057.48	1184.04	1219.66	1246.02	1253.43	969.74	1304.0	1298.07	FICA+FIS
629.63	736.31	581.21	577.68	671.47	601.63	733.82	610.15	495.29	683.96	604.77	ICA+FIS
667.30	783.59	678.14	539.96	690.18	575.56	753.88	619.89	551.15	661.53	819.15	GA+FIS
444.80	674.14	464.51	432.51	688.69	462.83	280.57	329.64	346.51	314.30	454.31	WOA+FIS
11.87	12.56	7.41	7.87	9.46	6.01	7.78	7.36	9.48	11.09	39.73	NN

0.56	0.16	0.06	0.04	0.05	0.07	0.31	0.10	0.15	0.15	4.48	SVM
0.20	0.09	0.06	0.03	0.03	0.04	0.11	0.05	0.10	0.17	1.30	DT
0.50	0.39	0.21	0.14	0.14	0.15	0.42	0.19	0.24	0.24	2.92	RF
41.81	58.93	28.65	32.83	25.43	42.41	44.26	38.56	57.09	34.25	55.64	GPR

(جدول ۱۳): زمان اجرای ۱۰-Fold الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده بر روی دیتاست موتوزن (برحسب ثانیه)

(Table-13): The CPU time of the implemented algorithms based on 10-Fold for Motogen dataset

روش	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	میانگین
FICA+FIS	1124.4	1449.6	1444.29	1255.58	1381.54	1118.18	1230.13	1427.72	1378.31	1445.22	1325.5
ICA+FIS	598.79	526.78	621.25	631.10	601.46	610.63	608.94	568.18	598.76	542.51	590.84
GA+FIS	770.73	670.92	707.20	673.04	680.58	788.11	769.07	713.15	806.88	671.30	725.10
WOA+FIS	470.50	465.05	501.63	504.46	446.50	475.36	471.15	490.27	496.28	500.60	482.18
NN	28.13	30.51	30.37	27.47	27.21	29.44	32.16	28.51	29.96	27.83	29.16
SVM	2.97	0.55	2.14	0.62	3.49	0.80	2.27	1.94	0.41	1.50	1.52
DT	0.94	0.77	0.36	0.54	0.23	0.60	0.32	0.65	0.68	0.73	0.58
RF	1.96	0.35	0.60	1.81	0.47	1.66	1.15	0.99	0.34	0.98	0.93
GPR	29.95	25.26	24.70	28.92	29.15	29.44	25.14	26.86	26.10	29.06	27.18

(جدول ۱۴): زمان اجرای ۱۰-Fold الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده بر روی دیتاست تایدواتر (برحسب ثانیه)

(Table-14): The CPU time of the implemented algorithms based on 10-Fold for Tidwater dataset

روش	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	میانگین
FICA+FIS	1118.32	935.07	889.09	899.37	869.03	863.87	894.79	906.58	886.29	872.52	913.49
ICA+FIS	634.77	456.74	473.82	434.93	490.97	504.75	486.31	458.13	450.11	451.60	484.21
GA+FIS	573.27	520.94	514.41	503.99	499.51	517.61	487.76	508.50	516.90	515.17	515.81
WOA+FIS	412.46	385.43	372.30	227.73	266.49	268.92	422.64	393.31	225.47	170.19	314.49
NN	41.20	4.67	5.71	5.75	4.24	2.96	3.06	4.41	3.35	3.09	7.84
SVM	0.24	0.07	0.08	0.08	0.19	0.11	0.09	0.09	0.09	0.10	0.10
DT	0.12	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.02	0.02	0.04
RF	0.30	0.12	0.12	0.12	0.13	0.12	0.12	0.12	0.12	0.14	0.12
GPR	412.46	385.43	372.30	227.73	266.49	268.92	422.64	393.31	225.47	170.19	303.61

پیوست ۵: نتایج آزمون فرض ویلکاکسون

(جدول ۱۵): نتایج آزمون فرض ویلکاکسون در قالب [Z, P]

(Table-15): The results of Wilcoxon's hypothesis test in the form [Z, P]

FICA+FIS vs RF	FICA+FIS vs DT	FICA+FIS vs SVM	FICA+FIS vs NN	FICA+FIS vs WOA+FIS	FICA+FIS vs GA+FIS	FICA+FIS vs ICA+FIS	
[-1.580, 0.114]	[-1.784, 0.074]	[-1.784, 0.074]	[-1.784, 0.074]	[-2.805, 0.005]	[-2.805, 0.005]	[-2.803, 0.005]	غذیر
[-1.007, 0.314]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-1.784, 0.074]	[-2.293, 0.022]	[-2.091, 0.037]	ایران خودرو
[-0.204, 0.838]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.805, 0.005]	[-2.803, 0.005]	فولاد مبارکه
[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.701, 0.007]	[-2.803, 0.005]	[-2.805, 0.005]	موتوزن
[-0.866, 0.386]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.805, 0.005]	[-2.701, 0.007]	[-2.807, 0.005]	تایدواتر
ICA+FIS vs RF	ICA+FIS vs DT	ICA+FIS vs SVM	ICA+FIS vs NN	ICA+FIS vs WOA+FIS	ICA+FIS vs GA+FIS	FICA+FIS vs GPR	
[-1.988, 0.047]	[-1.784, 0.074]	[-1.784, 0.074]	[-1.784, 0.074]	[-2.293, 0.022]	[-2.497, 0.013]	[-1.784, 0.074]	غذیر
[-1.581, 0.114]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-1.481, 0.139]	[-1.478, 0.139]	[-1.784, 0.074]	ایران خودرو
[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-0.714, 0.475]	[-2.090, 0.037]	[-2.805, 0.005]	فولاد مبارکه
[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-1.988, 0.047]	[-0.765, 0.444]	[-2.803, 0.005]	موتوزن
[-0.968, 0.333]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.490, 0.013]	[-1.684, 0.092]	[-2.293, 0.022]	تایدواتر
GA+FIS vs GPR	GA+FIS vs RF	GA+FIS vs DT	GA+FIS vs SVM	GA+FIS vs NN	GA+FIS vs WOA+FIS	ICA+FIS vs GPR	



[-0.255, 0.799]	[-2.701, 0.007]	[-1.785, 0.074]	[-1.785, 0.074]	[-1.784, 0.074]	[-0.460, 0.646]	[-1.070, 0.285]	غدیر
[-0.255, 0.799]	[-1.580, 0.0114]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-0.357, 0.721]	[-1.376, 0.169]	ایران خودرو
[-2.701, 0.007]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-1.581, 0.114]	[-2.803, 0.005]	فولاد مبارکه
[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.805, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-0.980, 0.327]	[-2.803, 0.005]	موتوژن
[-2.191, 0.028]	[-1.172, 0.241]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-1.008, 0.314]	[-2.191, 0.028]	تایدواتر
		WOA+FIS vs GPR	WOA+FIS vs RF	WOA+FIS vs DT	WOA+FIS vs SVM	WOA+FIS vs NN	
		[-0.051, 0.959]	[-2.599, 0.009]	[-1.785, 0.074]	[-1.785, 0.074]	[-1.784, 0.074]	غدیر
		[-0.153, 0.878]	[-1.784, 0.074]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	ایران خودرو
		[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.805, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	فولاد مبارکه
		[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	موتوژن
		[-2.193, 0.028]	[-1.070, 0.285]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	[-2.803, 0.005]	تایدواتر