DOI: 10.22059/IJAEDR.2022.336850.669122

مجله تحقیقات اقتصاد و توسعه کشاورزی ایران

دوره ۲-۵۳، شماره ۴، ۱۴۰۱ (۱۰۴۱-۱۰۲۳)

Designing The Most Suitable Hybrid Model for Forecasting The Future Price of Saffron in The Agricultural Commodity Exchange

Seyed Mohammad Reza Haj Seyed Javadi[1] And Reza Heydari[2*]

1, Researcher, Agricultural Planning, Economics and Rural Development Research Institute (APERDRI), Tehran, Iran

2, Research Assistant Professor, Agricultural Planning, Economics and Rural Development Research Institute (APERDRI), Tehran, Iran

(Received: Jan. 9, 2022- Accepted: Oct. 22, 2022)

ABSTRACT

Saffron, as the most expensive agricultural and medicinal product in the world, has a special place in buying and selling related to the Iranian agricultural commodity bourse. The saffron commodity bourse, like any other market, has always faced limitations and structural problems, and most of these problems are related to its price fluctuations. Price forecasting using appropriate models can be a great help in reducing the price risk of futures market of saffron. The main question is that in in confronting with various price forecasting methods, which methods should be chosen to forecast the future price of saffron? The purpose of this study is to design the most appropriate hybrid model for forecasting the future price of Negin saffron in the agricultural commodity bourse, which consists of a set of nonlinear models of genetic algorithm, deep neural network, random forest, support vector machine and Monte Carlo method. In this hybrid model, genetic algorithm is used to determine the optimal lag of price time series, deep neural network, random forest model and support vector machine are used to forecast the price time series, and Monte Carlo method is used to simulate the most probable price probability. The results of this study showed that the forecasting accuracy of the hybrid model of "Genetic Algorithm-Deep Neural Network-Monte Carlo" is higher than the two models of "Genetic Algorithm-Random Forest-Monte Carlo" and "Genetic Algorithm-Support Vector Machine -Monte Carlo". Therefore, using a deep neural network and calculating the most probable price probability by the Monte Carlo method, provide the most accurate saffron price prediction with a high degree of reliability and minimal risk. Thus, it is suggested that that the management of the commodity bourse, stock market participants and researchers can use the advantages of this proposed model in forecasting the price of agricultural products.

Keywords: Saffron Price Forecasting, Hybrid Model, Genetic Algorithm, Deep Neural Network and Monte Carlo Method

EXTENDED ABSTRACT

Introduction

Agricultural outputs from producer to consumer generally have to go through one or more links in the value chain. Each part of the value chain increases the price of agricultural products Also, uncertainty in the price of agricultural products increases the risks that against stakeholders in the agricultural supply chain. Therefore, an accurate forecasting method is needed to forecast the price of products in order to avoid many problems related to the demand and supply of agricultural commodities. Buying and selling of saffron in the Iran's agricultural commodity bourse is one of the most prosperous trades in the field of spices and nuts. The commodity bourse of saffron, like any other market, has always faced limitations and structural problems, and most of these problems are related to its price fluctuations. Various governments have made great efforts to regulate the market and the price determination of saffron for consumers and exporters, but due to the lack of appropriate tools (such as price forecasting models), we have seen less efficiency in this area. Price forecasting using appropriate models can be a great help to buyers to reduce the price risk of the futures market of saffron. A review of the theoretical literature on crop price forecasting in this study showed that no hybrid model for the forecasting of crops price has been proposed so far, in which, a genetic algorithm for determining the optimal lags of price time series, deep neural network and random forest algorithm and support vector machine have be used for price prediction as well as the Monte Carlo method to simulate the most probable price probability. Therefore, the

* نویسنده مسئول: رضا حیدری

E-mail: rezaheidari3631@gmail.com

purpose of this study is to design a suitable model for forecasting the future price of saffron. This proposed model is a hybrid model consisting of a set of nonlinear models of genetic algorithm, deep neural network, random forest algorithm, support vector machine and Monte Carlo technique.

Materials and Methods

The proposed hybrid model in this study includes genetic algorithm, deep neural network, random forest model, support vector machine and Monte Carlo method. The performance of the proposed model is as follows: First, the genetic algorithm is used to determine the optimal lags of the price time series. In the second step, the time series is trained using three models of deep neural network, random forest and support vector machine based on the optimal lag number of the price time series, as independent variables. It should be noted that this model has flexibility and instead of any of the above three models, other smart models can be used. In the third step, the Monte Carlo method is used to present the forecast value based on the most probable price probability. In other words, the Monte Carlo method calculates a price with the highest level of confidence and the lowest risk for the output of each of the deep neural network, random forest, and the support vector machine. In the final step, with the help of error evaluation criteria, the best model for forecasting the future price of saffron is determined. In this model, it is assumed that the best hybrid model for predicting the future price of saffron is the "Genetic Algorithm-Deep Neural Network-Monte Carlo" model. Also, the two models "Genetic Algorithm-Random Forest-Monte Carlo" and "Genetic Algorithm-Support Vector Machine-Monte Carlo" are competing models for measuring prediction accuracy. The data used in this study include 384 data from the daily maturity price of futures contracts of Negin saffron in Iran Commodity bourse in the period of 21/04/2019 to 04/05/2020. The performance of the proposed model is used by software of MATLAB, Rapid Miner, Clementine and Python.

Results

In this study, the genetic algorithm in the data mining software of Rapid Miner was used to find the optimal lag number. The results showed that the optimal lag for the time series of future price of Negin saffron is 2. Therefore, the future price of Negin saffron with two lags can affect its forecasting process. Based on the Monte Carlo simulation, the future equilibrium price of Negin saffron obtained from the simulation for the three selected models was very close to each other and was calculated in the range of 104321 to 104728 Rials for per gram of Negin saffron. Calculating and simulating the most probable price probability level by Monte Carlo method can be used as a price reference in correcting the market price of saffron with the high degree of reliability and the least amount of risk. The results of comparing the prediction accuracy of the three selected models showed that the prediction accuracy of the hybrid model "Genetic Algorithm-Deep Neural Network-Monte Carlo" is higher than the two models of "Genetic Algorithm-Random Forest-Monte Carlo" and "Genetic Algorithm-Support Vector-Monte Carlo".

Discussion

The findings of this study showed that so far no hybrid model has been proposed to forecast the price of agricultural output in which genetic algorithm, deep neural network, random forest model, support vector machine and Monte Carlo method have been used. The results of this study showed that the use of deep neural network in comparison with the random forest model and support vector machine, as well as calculating the most probable price probability by the Monte Carlo method, increases the forecasting accuracy of the future price of saffron. In fact, the proposed model provides the most forecast accurate for saffron price with a high degree of reliability and minimal risk. The results of this study showed that the use of deep neural network in comparison with the random forest model and support vector machine, as well as calculating the most probable price probability using the Monte Carlo method, increases the accuracy of predicting the future price of saffron. In fact, the proposed model provides the most accurate saffron price forecast with a high degree of reliability and minimal risk. The present study has a very good position in achieving the optimal lag number affecting on the price, maximum accuracy, calculation of the most probable price probability with the least risk, so it is recommended that the management of the commodity bourse, stock market participants and researchers can use the advantages of this proposed model in forecasting the price of agricultural products.

طراحی مناسب‌ترین مدل هیبریدی پیش‌بینی قیمت آتی زعفران نگین در بورس کالای کشاورزی

سید محمدرضا حاج سیدجوادی[۱] و رضا حیدری[۲]*

۱، پژوهشگر، موسسه پژوهش‌های برنامه‌ریزی، اقتصاد کشاورزی و توسعه روستایی، تهران، ایران

۲، استادیار پژوهشی، موسسه پژوهش‌های برنامه‌ریزی، اقتصاد کشاورزی و توسعه روستایی، تهران، ایران

(تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۱۰/۱۹- تاریخ تصویب: ۱۴۰۱/۷/۳۰)

چکیده

بورس کالای زعفران مانند هر بازار دیگری، همیشه با محدودیت‌ها و مسائل ساختاری روبرو بوده است و بخش عمده‌ای از این مشکلات مربوط به نوسانات قیمتی آن است. پیش‌بینی قیمت با استفاده از الگوهای مناسب می‌تواند کمک زیادی به کاهش ریسک قیمتی بازار آتی زعفران کند. سوال اساسی این است که در مواجهه با روش‌های متعدد پیش‌بینی قیمت، برای پیش‌بینی قیمت آتی زعفران کدام روش‌ها را باید انتخاب کرد؟ هدف از مطالعه حاضر، طراحی مناسب‌ترین مدل هیبریدی برای پیش‌بینی قیمت آتی زعفران نگین در بورس کالای کشاورزی است که از مجموعه مدل‌های غیرخطی الگوریتم ژنتیک، شبکه عصبی عمیق، جنگلی تصادفی، ماشین بردار پشتیان و روش مونت‌کارلو تشکیل شده است. در این مدل هیبریدی از الگوریتم ژنتیک برای تعیین وقفه بهینه سری زمانی قیمت، از شبکه عصبی عمیق، مدل جنگلی تصادفی و ماشین بردار پشتیبان برای پیش‌بینی سری زمانی قیمت و از روش مونت‌کارلو برای شبیه‌سازی محتمل‌ترین احتمال قیمت استفاده شده است. نتایج حاصل از این مطالعه نشان داد که دقت پیش‌بینی مدل هیبریدی «الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی عمیق-مونت‌کارلو» بیشتر از دو مدل «الگوریتم ژنتیک-جنگلی تصادفی-مونت‌کارلو» و «الگوریتم ژنتیک-ماشین بردار پشتیبان-مونت‌کارلو» است. بنابراین، استفاده از شبکه عصبی عمیق و محاسبه محتمل‌ترین احتمال قیمت با استفاده از روش مونت کارلو دقیق‌ترین پیش‌بینی قیمت زعفران با درجه اطمینان بالا و حداقل ریسک ارائه می‌دهد. بنابراین پیشنهاد می‌شود که مدیریت بورس کالاهای کشاورزی، فعالین بازار بورس، محققین و علاقه‌مندان فن پیش‌بینی از مزایای این مدل پیشنهادی در پیش‌بینی قیمت محصولات کشاورزی استفاده کنند.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی قیمت زعفران، مدل هیبریدی، الگوریتم ژنتیک، شبکه عصبی عمیق و روش مونت‌کارلو

مقدمه

بخش کشاورزی نقش مهمی در زندگی انسان دارد. داده‌های فائو نشان می‌دهد که در ۱۰ سال گذشته‌ی منتهی به ۲۰۱۹، تولید محصولات کشاورزی هر ساله ۴/۱ درصد افزایش یافته است (FAO, 2019). در شرایط همه‌گیری کووید-۱۹، فائو کاهش تقاضا برای کالاهای

کشاورزی را گزارش کرده است (Schmidhuber et al., 2020). صرف‌نظر از این شرایط، موضوع قیمت یک عامل کلیدی در فعالیت مالی و تجاری در بخش کشاورزی است (Hasan et al., 2020).

محصولات کشاورزی از تولیدکننده تا مصرف‌کننده عموماً باید از یک یا چند حلقه در زنجیره ارزش مانند تولید، برداشت، فرآوری، ذخیره‌سازی، حمل و نقل، عمده فروشی، خرده‌فروشی و غیره عبور کنند. هر قسمت از زنجیره ارزش قیمت محصولات کشاورزی را افزایش می‌دهد و مجموع این افزایش‌ها در انتهای زنجیره، قیمت‌های خرده‌فروشی را تشکیل می‌دهند (Peng, 2014). علاوه بر این، در فرآیند شکل‌گیری قیمت‌ها، قیمت محصولات کشاورزی تحت تأثیر عوامل مختلف دیگری از جمله عوامل داخلی (ویژگی‌ها و هزینه‌های تولید) و عوامل خارجی (قیمت‌های جایگزین، محیط بازار و غیره) قرار می‌گیرد (Zinoubi & Ghali, 2019; Profeta & Hamm, 2019).

با توسعه سریع تکنیک‌های آماری، محققان به بررسی محرک‌های مصرف محصولات و همچنین نقشی که منشا محصول می‌تواند در این رابطه ایفا کند، پرداخته‌اند. این موضوع به تولیدکنندگان اجازه می‌دهد تا مداخلات خارجی خاصی را برای جذب مشتری و تحریک قصد خرید او انجام دهند که بر قیمت محصول کشاورزی نیز تأثیر می‌گذارد. این عوامل دارای درجه و زمان تأثیر متفاوتی در مراحل و محیط‌های مختلف هستند که باعث می‌شود که قیمت محصولات کشاورزی با نوسانات زیاد، غیرخطی و نامانا باشند (Liu, 2016; Luo & Zhou, 2016).

عدم قطعیت در قیمت محصولات کشاورزی، ریسک‌های پیش روی ذی‌نفعانِ درگیر در زنجیره تأمین محصولات کشاورزی را افزایش می‌دهد. این ریسک نه تنها به منافع تولیدکنندگان محصولات کشاورزی لطمه می‌زند، بلکه مغایر با توسعه سالم کشاورزی و حتی توسعه سالم اقتصاد ملی است. بنابراین، استفاده از روش داده‌کاوی علمی برای به دست آوردن قانون قیمت محصولات کشاورزی و نیز پیش‌بینی نوسانات قیمت برای تولیدکنندگان، مصرف‌کنندگان، پردازشگران، برنامه‌ریزان توسعه روستایی و سایر افراد و ارگان‌ها و موسسات درگیر در بازار، از اهمیت زیادی برخوردار است. در واقع پیش‌بینی‌های قیمت محصولات کشاورزی برای منفعت رساندن به کشاورزان، دولت‌ها، صنایع کشاورزی، بانک‌های مرکزی، سیاست‌گذاران، شرکت‌ها و مصرف‌کنندگانی است که تصمیماتشان به انتظارات تورمی آینده بستگی دارد (Kyriazi et al., 2019 & Wang et al., 2020). پیش‌بینی قیمت محصولات کشاورزی برای دولت به منظور کنترل قیمت‌ها در بازار و سیاست یارانه‌ها مورد نیاز است. پیش‌بینی‌های دقیق باعث افزایش درآمد مزرعه و بررسی ریسک‌های موجود در بازار می‌شود و به تولیدکنندگان این امکان را می‌دهد تا تصمیمات بهتری بگیرند و به بهینه‌سازی استراتژی فروش محصول خود و نیز مدیریت ریسک قیمت کمک کنند (Zhang et al., 2018; Mahida & Patel, 2018). بنابراین، یک روش پیش‌بینی دقیق برای پیش‌بینی قیمت محصولات مورد نیاز است تا بتواند از بسیاری از مسائل و مشکلات مربوط به تقاضا و عرضه کالاهای کشاورزی جلوگیری کند (Xiong et al. 2015; Yang et al. 2016).

زعفران به عنوان گران‌ترین محصول کشاورزی و دارویی جهان، جایگاه ویژه‌ای در بین محصولات صنعتی و صادراتی ایران دارد. در حال حاضر ایران بزرگ‌ترین تولیدکننده و صادرکننده زعفران در جهان است و بیش از ۹۰ درصد تولید جهانی این محصول گران‌بها به ایران اختصاص دارد. کاربردهای فراوان و گسترده زعفران، خواص دارویی، مصارف متنوع غذایی آن و از همه مهم‌تر جایگاه ویژه‌ای که در میان محصولات صادراتی کشور دارد، توجه ویژه به بازار این گیاه را بیش از پیش روشن می‌سازد (Khosravi et al. 2017). خرید و فروش زعفران در بورس کالای ایران یکی از پررونق‌ترین تجارت‌ها در حوزه ادویه و خشکبار است. بورس کالای زعفران مانند هر بازار دیگری، همیشه با محدودیت‌ها و مسائل ساختاری روبرو بوده است و بخش عمده‌ای از این مشکلات مربوط به نوسانات قیمتی آن است. دولت‌های مختلف برای تنظیم بازار و تعیین قیمت زعفران برای مصرف‌کنندگان و صادرکنندگان تلاش‌های زیادی کرده‌اند، اما به دلیل استفاده نکردن از ابزارهایی مناسب (مانند مدل‌های پیش‌بینی قیمت)، این بخش بازدهی

مناسبی نداشته است. از طرف دیگر، در قرارداد آتی زعفران خرید این محصول با قیمت معین در روزهای آتی، امروز انجام می‌شود، پیش‌بینی قیمت با استفاده از مدل‌های مناسب می‌تواند کمک زیادی به خریدان در جهت کاهش ریسک قیمتی بازار آتی زعفران باشد. سوال اساسی این است که در مواجهه با روش‌های متعدد پیش‌بینی قیمت، برای پیش‌بینی قیمت آتی زعفران کدام روش‌ها را باید انتخاب کرد؟ بنابراین، هدف از این مطالعه طراحی یک مدل مناسب برای پیش‌بینی قیمت آتی زعفران است. این مدل پیشنهادی یک مدل هیبریدی است که از مجموع مدل‌های غیرخطی الگوریتم ژنتیک، شبکه عصبی عمیق، الگوریتم جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و تکنیک مونت‌کارلو تشکیل شده است.

در زمینه پیش‌بینی قیمت محصولات کشاورزی مطالعات زیادی انجام شده است که به برخی از آنها اشاره می‌شود. در مطالعه Murugesan et al. (2021)، قیمت پنج کالای کشاورزی برنج، گندم، نخود، موز و بادام زمینی از ژانویه ۲۰۰۰ تا ژوئیه ۲۰۲۰ با استفاده از پنج تکنیک مدل یادگیری عمیق از نوع LSTM پیش‌بینی شده است. این مطالعه با مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده با مقادیر واقعی در سطح اطمینان ۹۵ درصد، پیش‌بینی خوبی را برای هر پنج کالا به‌دست آورد. در مطالعه دیگری Xiong et al. (2019) با استفاده از روش ترکیبی STL-ELM[1] اقدام به پیش‌بینی کوتاه‌مدت، میان‌مدت و بلندمدت قیمت فصلی سبزیجات در چین نمودند. نتایج این مطالعه نشان داد که بر اساس معیارهای خطا و آزمون دیبولد-ماریانو، روش پیشنهادی دقت پیش‌بینی بهتری نسبت به مدل‌های رقیب (ELM، SARIMA، TDNN، SVR و SARIMA-Kalman) دارد و مدل پیشنهادی یک روش امیدوارکننده برای پیش‌بینی قیمت سبزیجات در چین است. Gurung et al. (2017) در مطالعه خود، مدل هیبریدی جدیدی را برای پیش‌بینی قیمت ماهانه روغن‌های خوراکی ارائه نمودند. مدل پیشنهادی آنها ترکیبی از واریانس شرطی اتورگرسو تعمیم‌یافته[2] مدل نوسان تصادفی[3] و فیلتر کالمن است. نتایج حاصل از این مطالعه حاکی از آن است که قدرت پیش‌بینی مدل پیشنهادی در مقایسه با مدل‌های رقیب بسیار خوب است. Wu et al. (2017) برای پیش‌بینی قیمت محصولات کشاورزی در بازارهای پکن، یک روش هیبریدی که متشکل از مدل ARIMA و رگرسیون PLS است، ارائه نمودند. نتایج مطالعه آنها نشان داد که مدل هیبریدی ارائه شده نسبت به هر یک از مدل‌های انفرادی دارای توانایی بیشتری در پیش‌بینی قیمت محصولات کشاورزی است. Das & Padhy (2015) یک مدل هیبریدی جدیدی (SVM–TLBO[4]) برای پیش‌بینی شاخص قیمت روزانه بازار آتی در بورس کالای هند ارائه نمودند. نتایج این مطالعه نشان داد که الگوی پیشنهاد شده دارای عملکرد بهتری نسبت به الگوی هیبریدی PSO-SVM و مدل انفرادی SVM است.

در مطالعه Hosseini et al. (2021) برای پیش‌بینی قیمت محصولات دارای خرید تضمینی شامل گندم، جو، چغندرقند و کلزا از مدل شبکه عصبی ساده و برای پیش‌بینی قیمت ذرت علوفه‌ای، گوجه‌فرنگی، یونجه، نخود، لوبیا، سیب‌زمینی، ذرت دانه‌ای و عدس از روش تابع تقاضا معکوس استفاده شده است. نتایج این مطالعه بیانگر توانایی خوب تابع تقاضا معکوس و شبکه عصبی ساده در پیش‌بینی قیمت بود. در تحقیق دیگری Ghaderzadeh et al. (2019) برای پیش‌بینی قیمت گندم، سیب زمینی و یونجه از سه مدل ARIMA، AR و MA استفاده کردند و نتایج بیانگر توانایی بهتر مدل ARIMA در پیش‌بینی قیمت بود. در مطالعه Ghahremanzadeh & Rashidghalam (2015) در دوره زمانی ۹۰-۱۳۷۷، برای پیش‌بینی قیمت گوشت مرغ از مدل الگوی خودتوضیحی دوره‌ای از مرتبه یک (PAR[1]) و برای پیش‌بینی قیمت گوشت گاو و گوسفند از مدل ARIMA استفاده کردند. در پژوهش

1. loess Smoothing-Extreme learning Machine

۲ Generalized Auto Regressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH)

۳ Stochastic Volatility model (SV)

۴ Teaching–learning-based optimization- Support vector machine model

Zare Mehrjerdi et al. (2015) ارزیابی مدل هیبرید شبکه عصبی مصنوعی-پانل دیتا در پیش‌بینی قیمت صادرات خشکبار ایران (پسته، کشمش و خرما) طی دوره ۹۱-۱۳۷۱ بررسی شد. نتایج حاصل از این پژوهش نشان داد که رویکرد جدید ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی-پانل دیتا در پیش‌بینی قیمت صادرات پسته، کشمش و خرمای ایران در مقایسه با روش رگرسیونی دارای عملکرد بهتری است. Moghadasi & Zhaleh (2013) Rajabi اقدام به تلفیق الگوهای سری زمانی آریما، گارچ، ای-گارچ و شبکه عصبی مصنوعی نمودند و نتایج آن را برای پیش‌بینی قیمت‌های جهانی روزانه سه محصول وارداتی گندم، ذرت و شکر در دوره ۲۰۱۲-۲۰۰۸ با نتایج الگوهای رقیب مقایسه کردند. نتایج این مطالعه نشان داد که الگوی تلفیقی دقت و توانایی پیش‌بینی الگوهای انفرادی را افزایش می‌دهد. در تحقیق(2013) Boreim Nezhad & Bokshelou نتایج پیش‌بینی قیمت هفتگی گوجه فرنگی با استفاده از روش‌های تلفیقی شبکه عصبی خودرگرسیونی و مدل ARIMA طی سال‌های ۱۳۸۸ تا ۱۳۸۹ مورد مقایسه قرار گرفته است. نتایج این مطالعه نشان داد که مدل غیرخطی شبکه عصبی خودرگرسیونی در پیش‌بینی قیمت خرده‌فروشی گوجه فرنگی دارای خطای کمتری است و در نتیجه کاراتر از ARIMA عمل می‌کند.

بررسی ادبیات نظری پیرامون پیش‌بینی قیمت محصولات کشاورزی در این مطالعه نشان داد که هیچ مدل هیبریدی از نوع مدل پیشنهادی در این مطالعه، در به‌کارگیری و معرفی اجزا (الگوریتم ژنتیک برای تعیین وقفه بهینه سری زمانی قیمت، شبکه عصبی عمیق و الگوریتم جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان برای پیش‌بینی قیمت و نیز روش مونت کارلو برای شبیه‌سازی محتمل‌ترین احتمال قیمت) تاکنون برای پیش‌بینی قیمت محصولات کشاورزی ارائه نشده است.

روش تحقیق

در شکل (۱)، ساختار مدل هیبریدی پیشنهادی برای پیش‌بینی قیمت آتی زعفران نگین در بورس کالای ایران نشان داده شده است. اجرای مدل هیبریدی پیشنهادی شامل الگوریتم ژنتیک[1](GA)، شبکه عصبی عمیق[2] (LSTM)، مدل جنگلی تصادفی[3] (RFA)، ماشین بردار پشتیبان[4] (SVM) و روش مونت‌کارلو[5] (MCM) است. طریقه عملکرد مدل پیشنهادی به این شکل است که در ابتدا از الگوریتم ژنتیک برای تعیین وقفه بهینه سری زمانی قیمت استفاده می‌شود. در محله دوم با استفاده از سه مدل شبکه عصبی عمیق، الگوریتم جنگلی تصادفی و ماشین بردار پشتیبان مبتنی بر تعداد وقفه‌های بهینه به عنوان متغیرهای مستقل، سری زمانی آموزش دیده می‌شود. لازم به ذکر است که این مدل از انعطاف‌پذیری برخوردار بوده و به جای هر یک از سه مدل فوق می‌تواند از مدل‌های هوشمند دیگری نیز استفاده شود. در مرحله سوم از روش مونت‌کارلو برای ارائه مقدار پیش‌بینی بر اساس محتمل‌ترین احتمال قیمت استفاده می‌شود. به بیان دیگر، روش مونت کارلو برای خروجی هر یک از مدل‌های شبکه عصبی عمیق، الگوریتم جنگلی تصادفی و ماشین بردار پشتیبان، قیمتی با بالاترین سطح اطمینان و کمترین ریسک را محاسبه می‌کند. در مرحله نهایی نیز به کمک معیارهای ارزیابی خطا، بهترین مدل برای پیش‌بینی قیمت آتی زعفران نگین مشخص می‌شود. در این مدل فرض بر این است که بهترین مدل هیبریدی پیش‌بینی قیمت آتی زعفران، مدل «الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی عمیق-مونت‌کارلو» (GA-LSTM-MCM) است و دو مدل «الگوریتم ژنتیک-جنگلی تصادفی-مونت‌کارلو» (GA-RFM-MCM) و «الگوریتم ژنتیک-ماشین بردار پشتیبان- مونت‌کارلو» (GA-SVM-MCM) به عنوان مدل‌های رقیب برای سنجش دقت پیش‌بینی مدل مناسب هستند. در ادامه هر یک از اجزای مدل پیشنهادی معرفی می‌شوند.

1. Genetic Algorithm (GA)
2. Long-Short Term Memory (LSTM)
3. Random Forest Algorithm (RFA)
4. support vector machine (SVM)
5. Monte Carlo Method (MCM)



شکل ۱- ساختار مدل پیشنهادی برای پیش‌بینی قیمت آتی زعفران
ماخذ: یافته‌های محقق

الف) الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک یکی از روش‌های جدید بهینه‌سازی است که بیشتر برای بهینه‌سازی مسائل بسیار پیچیده و غیرخطی به کار می‌رود. ایده اساسی این الگوریتم انتقال خصوصیات موروثی توسط کروموزوم‌هاست. یکی از برتری‌های این الگوریتم نسبت به سایر مدل‌های مشابه، عدم وابستگی این الگوریتم بر فرضیه‌های آماری محدودکننده و نرمال بودن توزیع نسبت‌ها یا برابری واریانس یا کوواریانس ماتریس نسبت‌ها است (Yang, 2007). الگوریتم ژنتیک، با تعریف یک کروموزوم که باید بهینه باشد، شروع می‌شود. هر درایه در هر کروموزوم ژن نامیده می‌شود. مجموعه‌ای از این کروموزوم‌ها جمعیت الگوریتم را شکل می‌دهند. هر تکرار برای بهینه‌سازی فرآیند مسئله داده شده به عنوان یک نسل شناخته می‌شود. تبدیل جمعیت افراد به نسل جدید توسط سه عامل اصلی ژنتیکی به شرح زیر انجام می‌شود: ۱) انتخاب[1] در مرحله انتخاب، بهترین کروموزوم بر اساس شاخص مقدار برازندگی مشخص می‌شود. هر کروموزوم درون جمعیت با یک کد ژنتیکی شناخته می‌شود. در این مرحله کروموزوم‌های انتخاب شده برای تولیدمثل مجدد (فرزندآوری) به نسل بعد منتقل می‌شود. در حقیقت عملگر انتخاب افرادی (کروموزوم‌هایی) را که شانس بیشتری برای بقا دارند را تعیین می‌کند. ۲) آمیزش[2] عملگر آمیزش یکی از قسمت‌های مهم در الگوریتم ژنتیک است که در آن انتخاب دو فرد (والدین) بر اساس مقادیر تابع برازندگی و به صورت تصادفی صورت می‌گیرد. در این مرحله برخی از اطلاعات ژنتیکی به منظور تولید نسل جدید جایگزین می‌شود. به عبارت دیگر در عملگر آمیزش افراد جدید از طریق ترکیب

1. Selection
2. Crossover

عناصر ژنتیکی مربوط به والدین متولد می‌شوند. ۳) جهش[1]: اگر عملگر جهش در الگوریتم ژنتیک مورد استفاده قرار نگیرد، احتمال اتفاق افتادن همگرایی در نقطه بهینه محلی وجود دارد. عملگر جهش در واقع ادامه مرحله آمیزش است و از آن برای ایجاد تنوع در انتقال جمعیت از یک نسل به نسل دیگر استفاده می‌شود. در این مرحله اطلاعات جدیدی از عناصر ژنتیکی برای معرفی به جمعیت ایجاد می‌شود و جهش کروموزوم‌های انتخاب شده به صورت تصادفی تغییر می‌کند. در واقع برای جلوگیری از همگرایی جواب‌های مدل بهینه‌سازی به نقاط بهینه موضعی، به وسیله عملگر جهش مقادیر برخی از ژن‌های کروموزوم‌های حاصل از فرآیند آمیزش به صورت تصادفی تخمین زده می‌شود که این کار با عملگر جهش صورت می‌گیرد. بعد از ایجاد نسل‌های متعدد، الگوریتم ژنتیک روی راه‌حل بهینه همگرا می‌شود (Sangwana et al. 2015; Raikar et al. 2016).

ب) شبکه عصبی عمیق

در حال حاضر یکی از دقیق‌ترین روش‌های در دسترس برای پیش‌بینی، مدل‌های شبکه عمیق هستند. به طورکلی شبکه‌های عمیق قادر به یادگیری و استخراج ویژگی‌های سلسله مراتبی غیرخطی است و می‌تواند الگوهای آماری پیچیده را ذخیره کند. پس از مشاهده کاستی‌هایی در کاربرد شبکه عصبی بازگشتی (RNN)، مفهومی تحت عنوان حافظه بلندمدت و کوتاه‌مدت در شبکه عصبی به وجود آمد که به اختصار LSTM نامیده شد. LSTM ها برخلاف شبکه عصبی بازگشتی در مواجهه با دنباله‌های طولانی مشکلی نداشته و با مکانیزم طراحی شده در آنها به خوبی اجازه کار با دنباله‌های طولانی‌تر را می‌دهند. به بیان دیگر این مدل برخلاف شبکه عصبی بازگشتی سنتی که صرفاً جمع متوازن سیگنال‌های ورودی را محاسبه کرده و سپس از یک تابع فعال‌سازی عبور می‌دهد، شبکه LSTM از یک حافظه C_t در زمان t بهره می‌برد. خروجی h_t و یا فعال‌سازی واحد LSTM به صورت رابطه (۱) تعریف می‌شود که در آن Γ_o دروازه خروجی است که کنترل‌کننده میزان محتوایی است که از طریق حافظه ارائه می‌شود. دروازه خروجی نیز از طریق رابطه (۲) محاسبه می‌شود که در آن σ تابع فعال‌سازی Softmax است. عبارت Wo نیز یک ماتریس اریب است. سلول حافظه C_t نیز با فراموشی نسبی حافظه فعلی و اضافه کردن محتوای حافظه جدید به صورت $\widetilde{C_t}$ به صورت رابطه (۳) به‌روزرسانی می‌شود که در آن محتوای حافظه جدید از طریق رابطه (۴) بدست می‌آید. این میزان از حافظه فعلی که باید فراموش شود توسط دروازه فراموشی F_t کنترل می‌شود و آن میزانی که از محتوای حافظه جدید که باید به سلول حافظه جدید اضافه شود توسط دروازه به‌روزرسانی انجام می‌شود. این عمل نیز با محاسبه توسط روابط (۵) و (۶) انجام می‌گیرد. ساختار شبکه عصبی عمیق در شکل (۲) نشان داده شده است.

$$h_t = \Gamma_o \tanh(C_t) \quad (۱)$$

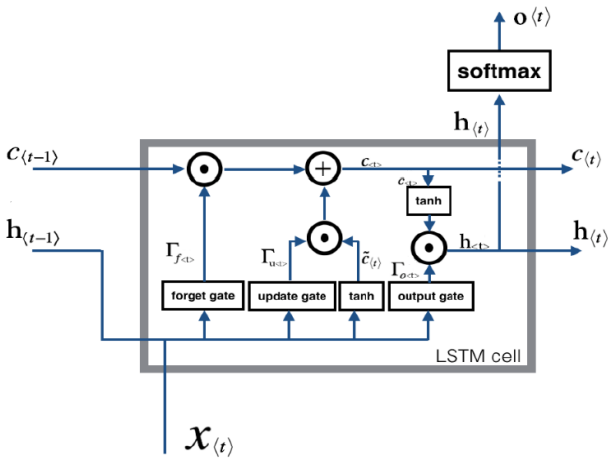
$$\Gamma_o = \sigma(W_0.[h_{t-1}, X_t] + b_o) \quad (۲)$$

$$C_t = \Gamma_f . C_{t-1} + \Gamma_u . \widetilde{C_t} \quad (۳)$$

$$\widetilde{C_t} = tanh(W_c.[h_{t-1}, X_t] + b_c) \quad (۴)$$

$$\Gamma_f = \sigma(W_f.[h_{t-1}, X_t] + b_f) \quad (۵)$$

$$\Gamma_u = \sigma(W_u.[h_{t-1}, X_t] + b_u) \quad (۶)$$



شکل ۲- ساختار شبکه عصبی عمیق (RNN-LSTM)

در شبکه عصبی LSTM مفاهیم جدیدی وجود دارد که در شبکه عصبی بازگشتی سنتی وجود ندارند. در این شبکه اصطلاحاً سه دروازه وجود دارد که از طریق آن شبکه نسبت به کنترل جریان داده درون خود اقدام

1. Mutation

می‌کند. این سه دروازه عبارتند از: ۱) دروازه نسیان یا فراموشی[1] ۲) دروازه به‌روزرسانی[2] که به دروازه ورودی معروف است و ۳) دروازه خروجی.[3] دروازه فراموشی که در عبارات بالا بصورت Γ_f نمایش داده شده است، وظیفه کنترل جریان اطلاعات از گام زمانی قبلی را دارد. این دروازه مشخص می‌کند آیا اطلاعات حافظه از گام زمانی قبل مورد استفاده قرار گیرد یا خیر و اگر باید از گام زمانی قبل چیزی وارد شود به چه میزان باشد. دروازه به‌روزرسانی که در عبارات بالا به صورت Γu نمایش داده شده است، وظیفه کنترل جریان اطلاعات جدید را بر عهده دارد. این دروازه مشخص می‌کند آیا در گام زمانی فعلی باید از اطلاعات جدید مورد استفاده قرار گیرد یا خیر و اگر بلی به چه میزان. دروازه خروجی که در عبارات بالا به صورت Γo نمایش داده شده است، نیز مشخص می‌کند چه میزان از اطلاعات گام زمانی قبل با اطلاعات گام زمانی فعلی به گام زمانی بعد منتقل شود (Rasheed et al. 2021; Zolfaghari et al. 2020).

ج) مدل جنگلی تصادفی

الگوریتم جنگل‌های تصادفی از ترکیبی از درخت‌های تصمیم مستقل برای مدل‌سازی داده‌ها و ارزیابی اهمیت متغیرها استفاده می‌کند. هر درخت تصمیم در یک جنگل با استفاده از نمونه‌ای خودسازمان‌ده[4] از داده‌ها تشکیل می‌شود. در یک درخت استاندارد، هر گره از طریق بهترین انشعاب[5] (تجزیه) از بین تمام متغیرها تفکیک می‌شود. در مدل جنگل تصادفی، هر گره از طریق بهترین زیرمجموعه‌ای از متغیرهایی که به صورت تصادفی در هر گره انتخاب شده است، تفکیک می‌شود. این راهبرد در مقایسه با راهبرد بسیاری از طبقه‌بندی‌کننده‌ها از قبیل تحلیل ممیزی، ماشین بردار پشتیبان و شبکه‌های عصبی بهتر و در مقابل بیش برازش مقاوم‌تر است. برای تشکیل هر درخت، دسته متفاوتی از الگوهای موجود، با در نظر گرفتن جایگزینی دوباره هر الگوی انتخاب شده، انتخاب می‌گردد. اندازه این دسته نمونه‌برداری شده برابر تعداد کل الگوهای موجود خواهد بود. این طریقه نمونه‌برداری معمولاً در حدود یک سوم از الگوهای موجود را بیرون دسته قرار می‌دهد. هر درخت بر اساس دسته الگوی انتخاب شده تا ماکزیمم عمق از پیش تعیین شده رشد داده می‌شود. این عمق بر اساس حداقل تعداد الگوها در هر گره انتهایی، تعیین می‌شود. بر اساس الگوریتم جنگل‌های تصادفی، در مرحله رشد هر درخت، در هر گره، دسته‌ای از ویژگی‌ها (متغیرها) به صورت تصادفی انتخاب و بهترین انشعاب در میان دسته ویژگی انتخاب شده برای تشکیل گره‌های جدید بعدی در نظر گرفته می‌شود (Yeh et al. 2014).

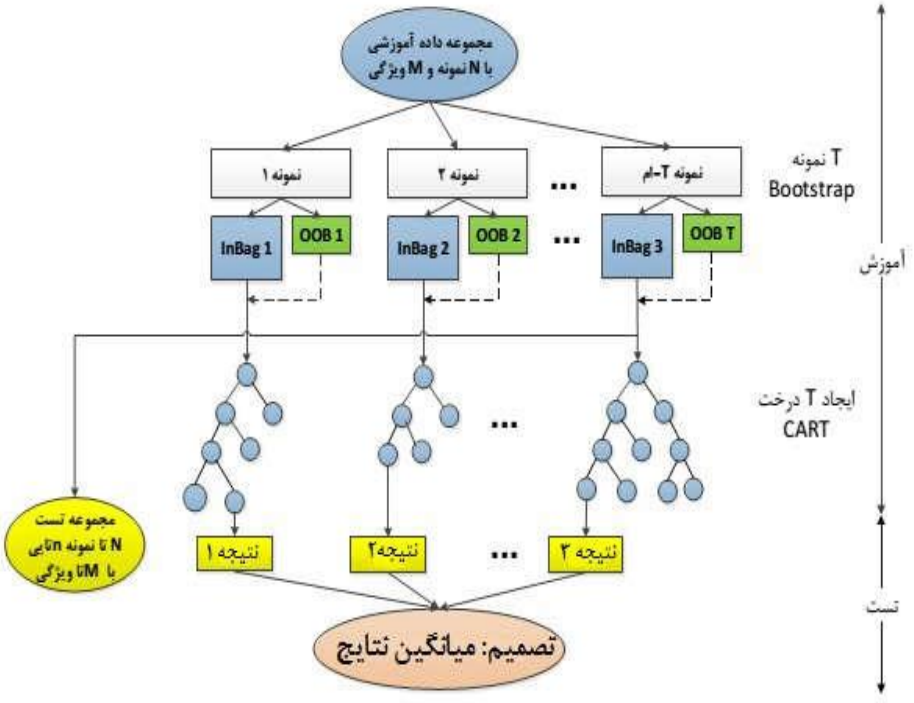
روند کلی الگوریتم جنگلی تصادفی در شکل (۳) آمده است. در این روش بردار تصادفی Θ_k که مستقل از بردارهای تصادفی $\Theta_1 \dots \Theta_{k-1}$ بوده، برای درخت K ام، تولید می‌شود. همچنین همه بردارها دارای توزیع یکسانی می‌باشند. درخت رگرسیونی با استفاده از مجموعه داده‌های آموزش و Θ_k رشد می‌کند و نتیجه مجموعه درخت‌های k برابر، $\{h_1(x), h_2(x) \dots h_k(x)\}$ است که در اینجا $h_k(x) = h(x, \Theta_k)$, $x = \{x_1, x_2, \dots x_p\}$ می‌باشد. این بردارها یک بردار ورودی P بُعدی می‌باشند که یک جنگل را تشکیل می‌دهند. خروجی‌های K تولید شده گروهی، مربوط به هر درخت برابر $\hat{y}_1 = h_1(x), \hat{y}_2 = h_2(x), \dots, \hat{y}_k = h_k(x)$ که $\hat{y}_k$ خروجی درخت K ام است. برای به دست آوردن خروجی نهایی، متوسط همه پیش‌بینی‌های درخت‌ها محاسبه می‌شود. خطای پیش‌بینی نیز براساس نمونه‌های خارج از کیسه طبق رابطه (۷) محاسبه می‌گردد.

$$MSE^{ooB} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}[\hat{y}((x_i) - y_i]^2 \qquad (۷)$$

در رابطه (۷)، $\hat{y}((x_i)$ نتایج محاسباتی، y_i نتایج مشاهداتی و n تعداد کل مشاهدات است و MSE نیز نشان‌دهنده میزان خطای است. روش جنگلی تصادفی برای طبقه به این صورت است که در ابتدا T نمونه خوداراه‌انداز از داده‌های آموزشی انتخاب می‌شود و سپس از هر نمونه خوداراه‌انداز β یک درخت طبقه‌بندی و رگرسیون[6] (CART) هرس نشده ایجاد می‌شود که برای انشعاب در هر گره CART، تنها یکی از M ویژگی انتخاب شده به صورت تصادفی استفاده می‌شود. در

1. Forget gate
2. Update gate
3. Input gate or Output gate
4. Bootstrap
5. Split
6. Classification and regression tree (CART)

نهایت، خروجی طبقه‌بندی بر اساس یک نتیجه میانگین از پیش‌بینی‌های تمام درخت‌های منفرد آموزش دیده، بدست می‌آید. یک مجموعه داده خودراه‌انداز، مجموعه‌ای از نقاط انتخابی تصادفی است که از مجموعه داده آموزشی انتخاب شده است (Duda et al. 2011).



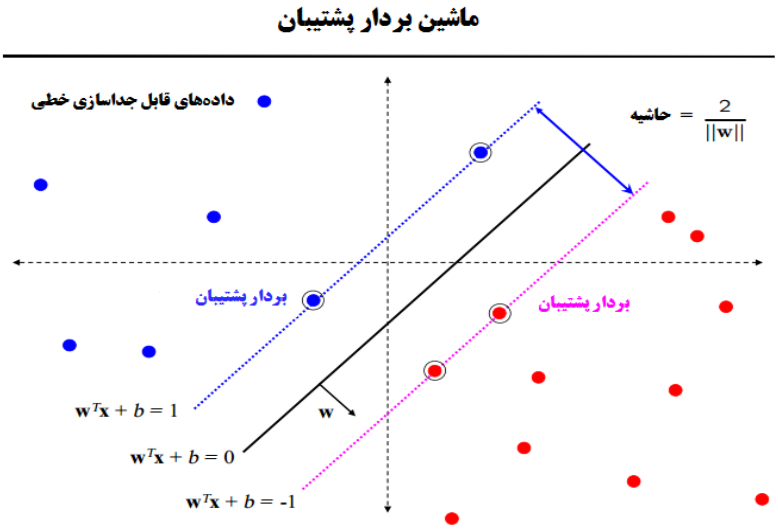
شکل ۳- ساختار الگوریتم جنگلی تصادفی، (Guo et al. 2011)

جنگل‌های تصادفی دارای چندین مزیت نسبت به سایر روش‌های مدل‌سازی است. متغیرهای مورد استفاده می‌تواند پیوسته یا طبقه‌ای باشد. به دلیل ایجاد تعداد زیاد درخت و میانگین‌گیری در اجرای جنگل‌های تصادفی، این طبقه‌بندی‌کننده منجر به به نتایج با تغییرپذیری کم، ولی پیش‌بینی‌های دقیق می‌شود. این راهبرد به طور معناداری بهتر از طبقه‌بندی‌کننده‌های تحلیل ممیزی، ماشین بردار پشتیبان و شبکه‌های عصبی است و در برابر بیش برازش[1]مقاوم است. افزون بر این جنگل‌های تصادفی، فقط دو شاخص اصلی (تعداد متغیرها در هرگروه و تعداد درختان در جنگل) دارد و معمولاً به ارزش‌های آنها چندان حساس نیست. با توجه به این مزایا کاربرد الگوریتم جنگل‌های تصادفی در حال افزایش است (Yeh et al. 2014).

د) مدل ماشین بردار پشتیبان

ماشین‌های بردار پشتیبان همانند دیگر روش‌های هوش مصنوعی بر مبنای الگوریتم داده‌کاوی عمل می‌کنند. مهم‌ترین وظایف مدل ماشین‌های بردار پشتیبان، طبقه‌بندی و خطی‌سازی یا رگرسیون داده‌ها است. ایده اصلی ماشین‌های بردار پشتیبان ترسیم ابرصفحه‌هایی در فضا است که عمل تمایز نمونه‌های مختلف داده را به طور بهینه انجام دهند. بهترین ابر صفحه، به معنای صفحه‌ای است که دارای بیشتر حاشیه از دو کلاس است. حاشیه به معنای ورقه‌ای است که بیشترین عرض موازات ابرصفحه جداکننده را دارا است، به نحوی که درون آن هیچ داده‌ای واقع نشده باشد. بردارهای پشتیبان به نقاطی گفته می‌شود که دارای کمترین فاصله با ابرصفحه جداکننده هستند. این نقاط روی مرز ورقه واقع شده‌اند. شکل (۴) بیانگر این مفاهیم است.

1. Overfitting



شکل ۴- مفاهیم ماشین‌های بردار پشتیبان

فرض کنید که x_i بردارهای ورودی برای $1 \le i \le N_x$ و بردارهای برچسب دودویی $y_i \epsilon \{-1,1\}$ به عنوان بردار متناظر با بردار خروجی باشند. N_x تعداد نمونه‌ها است. $\emptyset(x_i)$ به عنوان بردارهای تشابه در فضای ویژگی و $k(x_i,x_j) = \emptyset(x_i).\emptyset(x_j)$ به عنوان تابع کرنل که دلالت بر ضرب داخلی در فضای ویژگی دارد، تعریف می‌شوند. مسئله بهینه‌سازی در ماشین بردار پشتیبان برای یک مسئله حاشیه هموار نسبت به $y_i(w.x+b) = 1 - \xi_i$ و $\xi_i \ge 0$، به صورت رابطه (۸) تعریف می‌شود.

$$min_{w,b} = \left\{\frac{1}{2}\|w\|^2 + c\sum_i \xi_i\right\} \quad (۸)$$

در رابطه (۸)، w بردار نرمال ابرصفحه جداکننده در فضای ویژگی و $C > 0$ یک پارامتر تنظیم‌کننده است که وظیفه کنترل کردن دسته‌بندی ناصحیح را بر عهده دارد. فرم دوگان رابطه (۸) با استفاده از لاگرانژ کردن در رابطه (۹) آمده است.

$$w(\alpha) = max_\alpha\left\{\sum_i \alpha_i - \frac{1}{2}\sum_{i,j}\alpha_i\alpha_j y_i y_j k(x_i,x_j)\right\} \quad (۹)$$

در رابطه (۹)، $0 \le \alpha \le C$ است. این یک مسئله بهینه‌سازی درجه دوم است که می‌توان آن را به خوبی با الگوریتم‌هایی مثل بهینه‌سازی کمینه ترتیبی حل کرد. در واقع حین بهینه‌سازی بسیاری از α_i ها به سمت صفر میل می‌کنند و x_i های باقیمانده متعلق به $\alpha \ge 0$ بردارهای پشتیبان نامیده می‌شوند. در اینجا برای سادگی فرض می‌کنیم تمامی داده‌های غیر بردار پشتیبان حذف شده‌اند. بنابراین اکنون N_x بیانگر تعداد بردارهای پشتیبان و برای تمامی i ها، $\alpha > 0$ است. درنتیجه، بردار نرمال صفحه جداکننده w به صورت رابطه (۱۰) محاسبه می‌شود.

$$w = \sum_{i=1}^{N_x} \alpha_j y_i x_i \quad (۱۰)$$

از آنجا که $\emptyset(x_i)$ به صورت ضمنی تعریف شد، w فقط در فضای ویژگی وجود دارد و نمی‌تواند به صورت مستقیم محاسبه شود. در عوض، دسته‌بندی f(q) در رابطه (۱۱) برای یک بردار نمونه جدید q فقط می‌تواند به‌وسیله محاسبه تابع کرنل q با هر بردار پشتیبان صورت گیرد.

$$f(q) = sign\left(\sum_{i=1}^{N_x} \alpha_j y_i k(q,x_i) + d\right) \quad (۱۱)$$

در رابطه (۱۱)، پارامتر d انحراف ابر صفحه در طول بردار نرمال خود است که در طی فرایند آموزش تعیین می‌شود.

یکی از مراحل مهم در تعیین عملکرد ماشین‌های بردار پشتیبان برای دستیابی به یک دسته‌بندی هرچه صحیح‌تر، انتخاب مناسب تابع کرنل است. برای دستیابی به بهترین مدل (بالاترین دقت)، می‌توان از کرنل‌های مختلف استفاده کرد و با انتخاب مناسب پارامترهای آنها دقت را افزایش داد (Mahmoudi et al. 2018; Yoon et al. 2011). مدل ماشین‌های بردار پشتیبان دارای

پارامترهای تنظیم (C)، پنالتی (P) و پارامترهای هسته (γ) است. در این راستا، برای حل مدل ماشین‌های بردار پشتیبان رگرسیونی لازم است که مقادیر بهینه دو پارامتر گاما (γ) و C توسط الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی شبکه محاسبه شود. زیرا در این صورت خروجی مدل به دقت مطلوب نخواهد رسید. اگر پارامتر C مقدار بزرگی باشد، دقت مدل در مرحله آموزش بالاست و در حالی‌که معمولاً در مرحله تست دقت پایین می‌آید. اگر مقدار پارامتر C کوچک باشد دقت مدل نامطلوب است و مدل را بی‌فایده می‌کند. معمولاً پارامتر هسته‌ای γ تأثیر بیشتری نسبت به پارامتر C روی نتایج دارد. اگر مقدار پارامتر γ بزرگ انتخاب شود منجر به بیش برازش مدل می‌شود و در صورتی که بیش از حد مقدار آن کم در نظر گرفته شد منجر به کم برازش می‌شود. برای یافتن مقادیر بهینه دو پارمتر γ و C، ابتدا با انتخاب شبکه‌هایی با ابعاد بزرگ، محدوده پارامترهای γ و C به ازای مقادیر ثابت تابع تعیین می‌شود. سپس با محدود شدن محدوده مذکور و تقسیم آن به شبکه‌هایی ریزتر مقادیر دقیق γ و C مشخص می‌شوند. روند مذکور برای مقادیر دیگر نیز تکرار شده و در نهایت مدل توسعه داده شده با کمترین میزان خطا به عنوان مدل بهینه تعیین می‌شود. مقادیر پارامترهای γ و C در مدل نهایی به عنوان مقادیر بهینه پارامترهای مذکور انتخاب می‌شود (Lu, 2018).

ه) روش مونت‌کارلو

روش شبیه‌سازی مونت‌کارلو به هر تکنیکی اطلاق می‌شود که از طریق نمونه‌سازی آماری، پاسخ‌های تقریبی برای مسائل کمی فراهم می‌کند. شبیه‌سازی مونت کارلو بیشتر برای توصیف روشی جهت انتشار عدم قطعیت‌های موجود در ورودی مدل به عدم قطعیت‌ها در خروجی مدل به کار می‌رود. بنابراین مونت‌کارلو، شبیه‌سازی است که صریحاً و به صورت کمّی، عدم قطعیت را نمایش می‌دهد. این روش متکی به فرآیند نمایش صریح عدم قطعیت با تعیین ورودی‌ها به عنوان توزیع‌های احتمال است. اگر ورودی‌های توصیف‌کننده یک سیستم غیرقطعی باشند، آنگاه پیش‌بینی عملکرد پیشرو الزاماً غیرقطعی است. این بدان معنی است که نتیجه هرگونه تحلیل مبتنی بر ورودی‌های نمایش داده شده با توزیع‌های احتمال، خود یک توزیع احتمال است. هر الگوریتم محاسباتی و مدل‌سازی مونت‌کارلو در شکل ساده یا پیچیده شامل چند جزء اصلی است. این اجزا عبارتند از اعداد تصادفی، تابع توزیع احتمال، قواعد نمونه‌برداری، تخمین خطا و کاهش انحراف معیار پراکندگی، موازی‌سازی-بردارسازی محاسباتی و الگوریتم متروپلیس هستند. هسته اصلی هر روش مدل‌سازی تصادفی یا روش مونت‌کارلو بر مبنای استفاده مداوم از اعداد تصادفی است. روش مونت‌کارلو یک الگوریتم محاسباتی است که از نمونه‌گیری تصادفی برای محاسبه نتایج استفاده می‌کند. از آنجایی‌که نتیجه شبیه‌سازی یک سیستم غیرقطعی، یک گزارش مشروط است، نتیجه یک شبیه‌سازی احتمالی نیز (مونت کارلو) یک احتمال مشروط است. این نتیجه اغلب برای تصمیم‌گیرندگانی که از نتایج شبیه‌سازی استفاده می‌کنند، بسیار مفیدتر است.

به منظور محاسبه توزیع احتمال کارایی پیش‌بینی شده، لازم است تا عدم قطعیت‌های ورودی به عدم قطعیت‌های خروجی منتقل شود. روش‌های گوناگونی برای انتقال عدم قطعیت وجود دارند. شبیه‌سازی مونت کارلو احتمالا رایج‌ترین تکنیک برای انتشار عدم قطعیت موجود در جنبه‌های مختلف یک سیستم به کارایی پیش‌بینی شده است. در شبیه‌سازی مونت کارلو، کل سیستم به تعداد دفعات زیادی اجرا می‌شود (برای مثال ۱۰۰۰۰۰ بار). به هر بار شبیه‌سازی، تحقق[1] سیستم گفته می‌شود. برای هر تحقق، تمام پارامترهای غیرقطعی نمونه‌برداری می‌شود (یعنی یک مقدار تصادفی از توزیع اختصاصی مربوط به هر پارامتر، انتخاب می‌شود). سپس این سیستم در طول زمان شبیه‌سازی می‌شود (با معین بودن مجموعه پارامترهای ورودی) به گونه‌ای که کارایی سیستم بتواند محاسبه شود. این امر منتج به ایجاد تعداد زیادی نتیجه مستقل و جداگانه می‌شود،که هرکدام نمایشگر یک «آینده» احتمالی برای سیستم هستند (یعنی یک مسیر احتمالی که سیستم احتمالا با گذشت زمان دنبال خواهد کرد). نتایج تحقق‌های مستقل سیستم به شکل توزیع‌های احتمالی

1. realization

خروجی‌های ممکن درخواهند آمد. در نتیجه، خروجی‌ها به صورت مقادیر تک نیستند، بلکه توزیع احتمال هستند. در حقیقت روش مونت کارلو یک روش شبیه‌سازی است که با در نظر گرفتن پویایی سیستم به پیش‌بینی تغییرات آینده آن پرداخته و این تغییرات را شبیه‌سازی می‌کند (Ghias, 2014).

ی) معیارهای ارزیابی پیش‌بینی مدل‌ها

در این مطالعه برای ارزیابی مدل‌های پیاده‌سازی شده از شاخص‌های آماری مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)[1] و ضریب تعیین (R^2) استفاده شد. هر یک از این دو شاخص می‌تواند مدل پیاده‌سازی شده در این مطالعه را مورد اعتبارسنجی قرار دهد، به طوری‌که مدلی دارای بهترین عملکرد است که کمترین مقدار RMSE یا بیشترین مقدار R^2 را داشته باشد. فرمول شاخص‌های فوق به صورت زیر است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \hat{Y}_i)^2} \qquad (۱۲)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \bar{Y}_i)^2} \qquad (۱۳)$$

در روابط ۱۲ و ۱۳، Y_i داده‌های واقعی (مشاهداتی)، $\hat{Y}_i$ داده‌های پیش‌بینی شده (شبیه‌سازی شده)، $\bar{Y}_i$ میانگین داده‌های واقعی و n نشان‌دهنده دوره زمانی ارزیابی است (Yang et al. 2016). داده‌های مورد استفاده در این مطالعه شامل ۳۸۴ داده از قیمت روزانه سررسید قراردادهای آتی زعفران نگین در بورس کالای ایران در دوره زمانی ۱۳۹۸/۰۲/۰۱ تا ۱۳۹۹/۰۲/۱۵ است. همچنین برای انجام این مطالعه از نرم‌افزارهای Matlab، Rapid Miner، Clementine و Python استفاده شد.

1. Root Mean Square Error

نتایج و بحث

در این تحقیق برای یافتن بهترین مدل برای پیش‌بینی قیمت آتی زعفران نگین، یک مدل هیبریدی پیشنهاد شده است. در این مطالعه از چندین مدل داده‌کاوی به منظور پیش‌بینی دقیق قیمت آتی زعفران نگین استفاده شد و از میان آنها سه مدل ماشین بردار پشتیبان، الگوریتم جنگل تصادفی و مدل شبکه عصبی عمیق انتخاب شد. بر این اساس، نتایج حاصل از بررسی ویژگی داده‌ها، انتخاب وقفه بهینه با استفاده از الگوریتم ژنتیک، تعیین مدل بهینه در الگوریتم جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و مدل شبکه عصبی عمیق، شبیه‌سازی خروجی هر مدل با محتمل‌ترین سطح احتمال قیمت توسط تکنیک مونت کارلو و در نهایت مقایسه پیش‌بینی‌های حاصل از مدل‌های منتخب برای قیمت آتی زعفران نگین ارائه شده است.

۱- بررسی ویژگی داده‌ها

همان‌طور که ذکر شد، داده‌های مورد استفاده در این مطالعه قیمت روزانه ۳۸۴ سررسید از قراردادهای آتی زعفران نگین در بورس کالای ایران در دوره زمانی ۱۳۹۸/۰۲/۰۱ تا ۱۳۹۹/۰۲/۱۵ است. روند تغییرات قیمت روزانه آتی زعفران نگین در بورس کالای ایران در شکل (۵) آمده است. بررسی تغییرات قیمت زعفران بیانگر آن است که در طول دوره مورد بررسی قیمت آتی زعفران نگین دارای نوسانات زیادی است که می‌تواند ناشی از تغییر تعداد خریداران و فروشندگان زعفران در بازار آتی و نیز تأثیرپذیری از نوسانات قیمت دلار در بازار آزاد باشد.



شکل ۵- روند تغییرات قیمت روزانه آتی زعفران نگین در بورس کالای ایران در دوره مورد بررسی

ویژگی داده‌های مورد بررسی در این مطالعه در جدول (۱) آمده است. بررسی ویژگی داده‌ها نشان داد که دامنه واریانس قیمت‌های آتی زعفران نگین از میانگین آنها کمتر است، بنابراین میزان پراکندگی داده‌ها در وضعیت نسبتاً مناسبی قرار دارد. نتایج حاصل از دو آزمون کولموگروف و شاپیرو[1] نیز نشان داد که داده‌های قیمت آتی زعفران نگین از توزیع نرمال برخوردار نیست. همچنین بررسی آزمون مقادیر بحرانی[2] نیز داد که سری زمانی داده‌های قیمت آتی زعفران نگین در ابتدای دوره دارای کمترین مقدار و در اواخر دوره دارای بیشترین مقدار است، لذا قیمت آتی زعفران نگین در دوره منتخب دارای نوسان بالایی بوده و پیش‌بینی قیمت برای نمونه‌های خارج از نمونه از روابط غیرخطی تبعیت نموده و از ساختار پیچیده‌ای برخوردار است. با توجه به اینکه داده‌های مورد استفاده قیمت آتی زعفران دارای نوسانات زیادی بود، از روش نوفه‌زدایی با استفاده از تئوری موجک برای کاهش نوسانات سری زمانی قیمت زعفران در جعبه ابزار موجک نرم‌افزار متلب استفاده شد.

1. Kolmogorov and Shapiro
2. Extreme values

جدول ۱- ویژگی‌های داده‌های روزانه سررسید قراردادهای آتی زعفران نگین در دوره مورد بررسی

تعداد داده‌ها	میانگین	انحراف معیار	حداقل	حداکثر	آزمون نرمالیتی کولموگروف		آزمون نرمالیتی شاپیرو	
					آماره	سطح معنی‌داری	آماره	سطح معنی‌داری
۳۵۴	۱۰۵۲۵۳,۹	۲۰۰۵۴,۹	۷۰۲۹۴	۱۷۲۱۴۹	۰/۱۸۳	۰/۰۰	۰/۹۱۱	۰/۰۰

ماخذ: یافته‌های تحقیق

۲- انتخاب وقفه بهینه با استفاده از الگوریتم ژنتیک

در این مطالعه برای یافتن تعداد وقفه بهینه از الگوریتم ژنتیک استفاده شد. تعریف الگوریتم ژنتیک نیز در نرم‌افزار داده‌کاوی Rapid Miner انجام شد. پس از چندین مرتبه آزمون و خطا در اجرای الگوریتم ژنتیک، در مدل نهایی برای دستیابی به نقطه اپتیمم روش Sequential انتخاب شد و جمعیت اولیه ۵۰ نفر، نرخ جهش ۶ درصد، نرخ تلاقی ۲۵ درصد و چرخ رولت برای انتخاب نسل بعد به عنوان پارامترهای نهایی تعیین گردید. نتایج حاصل از انجام چرخه بهینه‌یابی برای انتخاب تعداد وقفه‌های بهینه با استفاده از مدل نهایی تعیین شده در الگوریتم ژنتیک نشان داد که مابین یک تا شش وقفه برای قیمت آتی زعفران نگین، وقفه بهینه برای سری زمانی قیمت آتی زعفران نگین ۲ است. بنابراین، قیمت آتی زعفران نگین با دو وقفه می‌تواند بر روند پیش‌بینی آن موثر باشد. همچنین می‌توان متغیر

قیمت دو وقفه‌ای زعفران نگین را برای فرآیند نوفه‌زدایی استفاده نمود.

۳- تعیین الگوی بهینه در مدل‌های جنگل تصادفی، شبکه عصبی عمیق و ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی قیمت آتی زعفران نگین

الف) الگوریتم جنگل تصادفی: یکی از مدل‌های منتخب در این مطالعه برای پیش‌بینی قیمت آتی زعفران، مدل جنگل تصادفی است که اخیراً در پیش‌بینی متغیرهای مختلف کارآمدی و دقت آن ثابت شده است. در این مطالعه از ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش و از ۲۰ درصد داده‌های انتهایی دیگر برای آزمون و مقایسه دقت پیش‌بینی‌ها استفاده شد. پس از چندین مرتبه آزمون و خطا در اجرای الگوریتم جنگل تصادفی، مقادیر بهینه پارامترهای مدل جنگل تصادفی تعیین شد به صورتی که تعداد درخت مورد نظر: ۱۱۵، قانون جداسازی: معیار نسبت افزایشی، میزان ماکزیمم عمق درخت: ۲۰، مینیمم ضریب جداسازی: ۴، حداقل سایز برگ‌ها: ۲ و میزان اطمینان: ۰/۵ تعیین شد.

ب) ماشین بردار پشتیبان: در این مدل از ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش و از ۲۰ درصد داده‌های انتهایی دیگر برای آزمون و مقایسه دقت پیش‌بینی‌ها استفاده شد. همانطور که ذکر شد، برای حل مدل ماشین‌های بردار پشتیبان رگرسیونی لازم است که مقادیر بهینه دو پارامتر گاما (γ) و C توسط الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی شبکه محاسبه شود. در این مطالعه مقادیر بهینه پارامترهای γ و C برای پیش‌بینی قیمت آتی زعفران به ترتیب ۰,۰۹ و ۱۰۰۰ به‌دست آمد. مقدار بالای پارامتر C نشان می‌دهد که مدل ماشین بردار پشتیبان با دقت بسیار بالایی آموزش دیده است. همچنین مقدار γ نیز نشان می‌دهد که مدل ماشین بردار پشتیبان به خوبی برازش شده است.

ج) مدل شبکه عصبی عمیق: یکی دیگر از مدل‌های منتخب در این مطالعه برای پیش‌بینی قیمت آتی زعفران، مدل شبکه عصبی عمیق است. برای راه‌اندازی مدل شبکه عصبی عمیق از الگوریتم آموزشی H2Oاستفاده شد. در روش آموزش H2O تعداد گره‌ها و تعداد لایه‌های پنهان نقش موثری در دستیابی به دقت بالای پیش‌بینی مدل دارند. تعداد لایه‌های پنهان و گره‌های مدل شبکه عصبی از طریق کاهش گرادیان و کاهش میزان خطا محاسبه می‌شود. در این مطالعه برای افزایش دقت پیش‌بینی، دخالتی از سوی محقق برای تعیین تعداد گره‌ها در مدل لحاظ نشد و این مهم از طریق الگوریتم‌های هوشمند تدوین شده در توابع موجود انجام می‌شود. در این راستا تعیین تعداد گره‌ها در لایه‌های پنهان توسط روش Epoch انجام شد. روش Epoch به صورت خودکار چند مرتبه داده‌های ورودی را وارد می‌کند تا حالت بهینه به دست آید. حالت بهینه نیز از طریق logloss مشخص می‌شود. در واقع زمانی که logloss حالت نزولی پیدا کرد، حالت بهینه به دست آمده است. در مطالعه حاضر برای اطمینان از حالت بهینه، آموزش مدل تا یک مرحله بعد از حالت نزولی شدن ۴۰ مرتبه با تعداد گره‌های مختلف انجام شد. پس از تعیین تعداد گره‌های لایه پنهان، خروجی‌های لایه پنهان که به صورت عدد پیوسته است، وارد تابع فعال‌ساز می‌شود. در این پژوهش از تابع فعال‌ساز بسیار کارای Maxout استفاده شده است. در واقع تابع فعال‌ساز Maxout مشخص‌کننده‌ی حد آستانه بهینه شده از طریق تغییر تعداد خطا است. این حد آستانه در دامنه (۱ ، ۱-) تغییر می‌کند. در پژوهش حاضر، حد آستانه برای ورودی‌های مختلف متفاوت بود و نهایتاً پس از حل ۲۱ بار آزمایش به نقطه بهینه رسید.

۴- محاسبه و شبیه‌سازی محتمل‌ترین سطح احتمال قیمت توسط روش مونت‌کارلو

در این مطالعه برای افزایش دقت پیش‌بینی از روش مونت‌کارلو استفاده شده است. در واقع در روش مونت‌کارلو بر اساس توزیع احتمال وقفه‌ها، برای مقادیر پیش‌بینی شده به دفعات زیاد (مثلا ۱۰ هزار) تکرار شبیه‌سازی می‌شود و میانگین آنها به عنوان مقدار پیش‌بینی شده مدل در نظر گرفته می‌شود که دارای بالاترین سطح احتمال و کمترین مقدار ریسک است. به بیان دیگر نقش روش مونت‌کارلو در مدل‌های منتخب این است که با محتمل‌ترین حالت، سطحی از قیمت را مشخص می‌کند که دارای اطمینان بالا و کمترین مقدار ریسک است. نتایج حاصل از مقادیر شبیه‌سازی شده توسط مونت‌کارلو برای سه مدل «الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی عمیق-مونت‌کارلو»، «الگوریتم ژنتیک-

جنگلی تصادفی-مونت‌کارلو» و «الگوریتم ژنتیک-ماشین بردار پشتیبان-مونت‌کارلو» در جدول (۲) آمده است. بر اساس نتایج جدول (۲)، مقایسه وزن‌های وقفه اول و دوم در همه مدل‌های منتخب نشان می‌دهد که قیمت روز قبل (وقفه اول)، بیشترین اهمیت را در بررسی و پیش‌بینی قیمت آتی زعفران نگین دارد. همچنین، قیمت تعادلی آتی زعفران نگین حاصل از شبیه‌سازی مونت کارلو برای سه مدل منتخب بسیار نزدیک به هم بوده و در دامنه ۱۰۴۳۲۱ ریال تا ۱۰۴۷۲۸ ریال برای هر گرم زعفران نگین حاصل شد. محاسبه و شبیه‌سازی محتمل‌ترین سطح احتمال قیمت توسط روش مونت‌کارلو می‌تواند به عنوان یک مرجع قیمتی در اصلاح قیمت بازاری زعفران با وجود درجه اطمینان بالا و با میزان حداقل ریسک باشد. در واقع دستیابی این سطح قیمت برای فعالین دارای حداقل ریسک برای یک دوره زمانی مشخص است. بنابراین، نزدیک شدن یا دور شدن به سطح قیمت فوق از لحاظ مدیریت ریسک در تحلیل روند آتی بازار مهم است.

جدول ۲- نتایج حاصل از شبیه‌سازی مونت‌کارلو و وزن‌های وقفه اول و دوم قیمت آتی زعفران نگین

مدل منتخب	وزن‌های هر کدام از وقفه‌ها		مقادیر واقعی و شبیه‌سازی شده قیمت آتی زعفران نگین (ریال)		
	وزن وقفه اول	وزن وقفه دوم	قیمت در وقفه دوم	قیمت در وقفه اول	محتمل‌ترین سطح احتمال قیمت
الگوریتم ژنتیک- جنگلی تصادفی-مونت‌کارلو	۰/۹۴۶	۰/۱۷۳	۱۰۵۱۰۹	۱۰۴۷۸۷	۱۰۴۳۲۱
الگوریتم ژنتیک- ماشین بردار پشتیبان-مونت‌کارلو	۰/۹۷۲	۰/۲۵۲	۱۰۵۰۹۹	۱۰۴۸۰۶	۱۰۴۷۲۸
الگوریتم ژنتیک- شبکه عصبی عمیق-مونت‌کارلو	۰/۷۰۴	۰/۶۳۰	۱۰۵۱۰۹	۱۰۴۷۸۷	۱۰۴۵۷۷

ماخذ: یافته‌های تحقیق

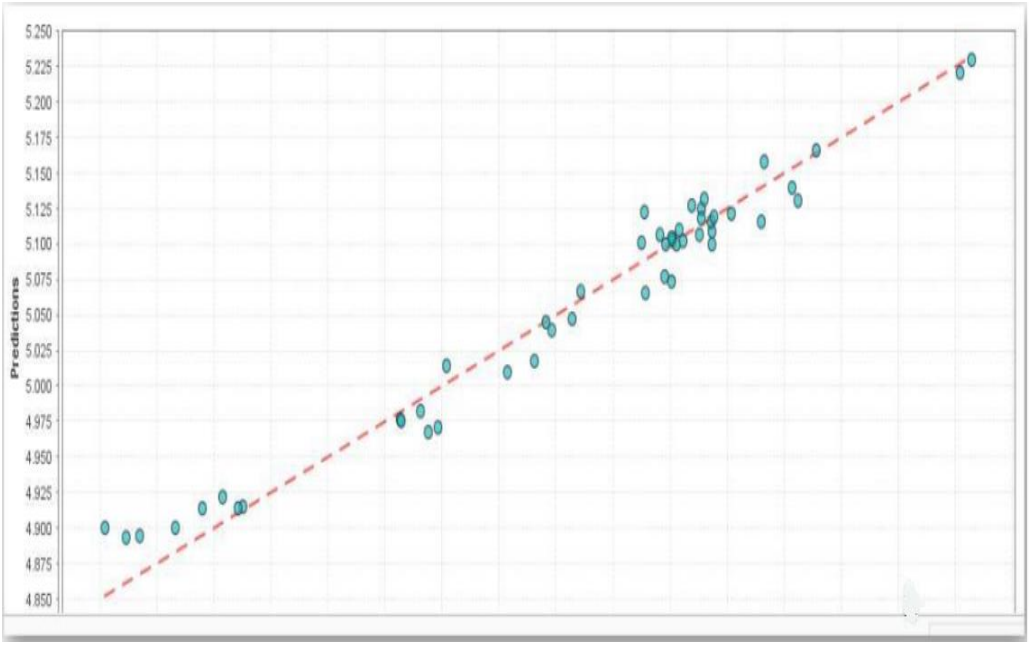
۵- اعتبارسنجی نتایج حاصل از مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل داده‌کاوی هیبریدی پیشنهادی

در جدول (۲)، دقت پیش‌بینی سه مدل منتخب با استفاده از معیارهای ارزیابی میانگین مجذور مربعات خطا (RMSE) و ضریب تعیین (R^2) مورد بررسی قرار گرفت. بر اساس نتایج بدست آمده در جدول (۳)، همه مدل‌های منتخب از تقریب مناسبی برای پیش‌بینی قیمت آتی زعفران نگین برخوردار بودند. مقایسه دقت پیش‌بینی سه مدل منتخب نشان داد که دقت پیش‌بینی مدل هیبریدی «الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی عمیق-مونت‌کارلو» بیشتر از دو مدل «الگوریتم ژنتیک-جنگلی تصادفی-مونت‌کارلو» و «الگوریتم ژنتیک-ماشین بردار پشتیبان-مونت‌کارلو» است که برازش عملکرد آن در شکل (۶) نشان داده شده است.

جدول ۳- مقایسه نتایج حاصل از پیش‌بینی مدل‌های منتخب برای قیمت آتی زعفران نگین

مدل منتخب	میانگین مربع مجذور خطا	ضریب تعیین
الگوریتم ژنتیک- جنگلی تصادفی-مونت‌کارلو	۱۷۷۸/۹	۰/۸۹۵
الگوریتم ژنتیک- ماشین بردار پشتیبان-مونت‌کارلو	۱۸۱۳/۴	۰/۸۹۱
الگوریتم ژنتیک- شبکه عصبی عمیق-مونت‌کارلو	۱۷۱۵/۳	۰/۹۳۷

ماخذ: یافته‌های تحقیق



شکل ۶- نمودار عملکرد مدل هیبریدی «الگوریتم ژنتیک- شبکه عصبی عمیق-مونت‌کارلو» برای قیمت آتی زعفران نگین
ماخذ: یافته‌های تحقیق

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

هدف از این مطالعه حاضر، طراحی مناسب‌ترین مدل هیبریدی برای پیش‌بینی قیمت آتی زعفران نگین در بورس کالای کشاورزی است که از مجموعه مدل‌های غیرخطی الگوریتم ژنتیک، شبکه عصبی عمیق، جنگلی تصادفی، ماشین بردار پشتیان و روش مونت‌کارلو تشکیل شده است. بررسی یافته‌های این مطالعه نشان داد که تاکنون مدل هیبریدی برای پیش‌بینی قیمت محصولات کشاورزی ارائه نشده است که در آن از الگوریتم ژنتیک برای تعیین وقفه بهینه سری زمانی قیمت، از شبکه عصبی عمیق، مدل جنگلی تصادفی و ماشین بردار پشتیبان برای پیش‌بینی سری زمانی قیمت و از روش مونت‌کارلو برای شبیه‌سازی محتمل‌ترین احتمال قیمت استفاده شده باشد. نتایج حاصل از این مطالعه نشان داد که وقفه اول (قیمت روز قبل)، بیشترین اهمیت را در بررسی و پیش‌بینی قیمت آتی زعفران نگین دارد. همچنین استفاده از شبکه عصبی عمیق در مقایسه با شبکه مدل جنگلی تصادفی و ماشین بردار پشتیبان، همچنین محاسبه محتمل‌ترین احتمال قیمت با استفاده از روش مونت کارلو، دقت پیش‌بینی قیمت آتی زعفران را افزایش می‌دهد. در واقع مدل پیشنهادی، دقیق‌ترین پیش‌بینی قیمت زعفران با درجه اطمینان بالا و حداقل ریسک ارائه می‌دهد. با توجه به نتایج حاصل شده، موارد زیر پیشنهاد می‌شود:

۱- مطالعه حاضر در دستیابی به تعداد وقفه بهینه موثر بر قیمت، دقت حداکثری، محاسبه محتمل‌ترین احتمال قیمت با حداقل ریسک از جایگاه بسیار مناسبی برخوردار است، بنابراین پیشنهاد می‌شود که مدیریت بورس کالاهای کشاورزی، فعالین بازار بورس، محققین و علاقه‌مندان فن پیش‌بینی از مزایای این مدل پیشنهادی در پیش‌بینی قیمت محصولات کشاورزی استفاده کنند.

۲- از آنجا که عوامل ورودی بر روی خروجی مدل‌های پیش‌بینی قیمت موثر است، با توجه به توانایی الگوریتم ژنتیک در تعیین وقفه بهینه متغیرهای ورودی، پیشنهاد می‌شود که علاوه بر وقفه‌های سری زمانی قیمت سایر عوامل موثر بر قیمت محصولات کشاورزی (مانند نرخ ارز، قیمت کالاهای جانشین و ...) نیز در نظر گرفته شود. همچنین در این راستا پیشنهاد می‌شود که کارایی مدل‌های فرا ابتکاری در مقایسه با روش‌های آماری برای استخراج داده‌های موثر بر سری زمانی قیمت مورد آزمون قرارگیرد.

۳- استفاده از تکنیک مونت کارلو برای تعیین یک سطح قیمت پیش‌بینی مرجع که دارای درجه اطمینان بالا و با میزان حداقل ریسک است، به صورت دامنه‌ای

که بیانگر سطوح حداقل و حداکثر قیمت در یک سطح احتمال معین است، پیشنهاد می‌شود.

۴- در حال حاضر در بورس کالای کشاورزی ایران، ابزاری برای تأمین امنیت سرمایه‌گذاری خریداران و عرضه‌کنندگان در بازار آتی زعفران وجود ندارد. استفاده از مدل پیشنهاد شده می‌تواند به عنوان ابزاری برای ایجاد زمینه برای تثبیت قیمت آتی زعفران و تاثیرپذیری کمتر قیمت آتی زعفران از قیمت‌های بازار سنتی از طریق افزایش آگاهی و افزایش تعداد مشارکت‌کنندگان در معاملات بازار آتی زعفران باشد.

۵- از آنجا که ایران در تولید محصول زعفران سهم عمده‌ای دارد، آموزش، توسعه و به‌کارگیری مدل پیشنهاد شده در مراکز آموزشی و تحقیقاتی می‌تواند سازوکار مناسبی برای جذب سایر محصولات (از قبیل پسته، زیره، خرما، کشمش، فرآورده‌های دامی و ...) در بازار آتی ایران باشد.

۶- با توجه به تحولات اخیر کشور نظیر حذف ارز ترجیحی، بورس کالای کشاورزی ایران می‌تواند به عنوان مرجع مناسبی برای تعادل قیمت کالاهای اساسی کشاورزی و کاهش نوسانات قیمتی باشد. بنابراین، استفاده از مدل پیشنهاد شده می‌تواند به عنوان یک ابزار قوی در پیش‌بینی قیمت و جلوگیری از کاهش نوسانات قیمت در بورس کالای کشاورزی استفاده شود.

REFERENCES

1. Borimnejad, V. & Bakeshloo, M. (2013). Forecasting the Price of Tomatoes: Comparison of Syncretistic Methods of Neural Network Auto-Regressive and ARIMA. *Iranian Journal of Agricultural Economics and Development*, 3(83): 89-103. (In Farsi)
2. Das, S.P. & Padhy, S. (2015). A novel hybrid model using teaching learning-based optimization and a support vector machine for commodity future index forecasting. *International Journal learning machine & Cyber*, Springer. DOI: 10.1007/s13042-015-0359-0
3. Duda, R.O., Hart, P.E. & Stork, D.G. (2011). Pattern classification. 2nd Edition. John Wiley & Sons, New York.
4. FAO. (2019). World food and agriculture statistical pocketbook. *Food and Agriculture Organization of the United Nations.*
5. Ghaderzadeh, H., Ahmadzadeh, Kh. & Ganji, S. (2019). Determine the appropriate model to predict the price of Agricultural crops "A case of wheat, Alfa- Alfa and Potato crops. *Journal of Agricultural Economics Research*, 11(3), 23-40. (In Farsi)
6. Ghahremanzadeh, M. & Rashid Ghalam, M. (2015). Seasonal forecasting of meat prices in Iran: Application of periodic autoregressive model. *Iranian Journal of Agricultural Economics and Development Research*, 46(3), 469-480. (In Farsi)
7. Ghali-Zinoubi, Z. & Toukabri, M. (2019). The antecedents of the consumer purchase intention: sensitivity to price and involvement in organic product: moderating role of product regional identity. *Journal of Trends in Food Science and Technology*, 90, 175-179.
8. Ghiass, M. (2014). An Introduction to the Monte Carlo Simulation Methods. *Iranian Journal of Polymerization*, 4(1): 67-77. (In Farsi)
9. Guo, L., Chehata, N., Mallet, C. & Boukir, S. (2011). Relevance of airborne lidar and multispectral image data for urban scene classification using Random Forests. *Journal of Photogram Remote Sensing*, 66(1), 56-66.
10. Gurung, B., Singh, K.N., Paul, R.K., Panwar, S., Gurung, B. and Lepcha, L. (2017). An alternative method for forecasting price volatility by combining models. *Journal of Communications in Statistics-Simulation and Computation*, 46(6), 4627-4636.
11. Hasan, M. M., Zahara, M. T., Sykot, M. M., Hafiz, R., & Saifuzzaman, M. (2020). Solving onion market instability by forecasting onion price using machine learning approach. *2020 International Conference on Computational Performance Evaluation (ComPE)*, 777–780.
12. Hoseini, S.M., Mazandarani zadeh, H. & Nazari, B. (2021). Simultaneously management of surface and groundwater resources and increasing farmers' resilience to water scarcity by predicting the price of agricultural products and using GA (case study of irrigation and drainage network of Qazvin plain). *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 52(2), 563-576. (In Farsi)
13. Khosravi, M., Shams, A., Gholizadeh, H. & Hoshmandan Moghadam, Z. (2017). Investigating factors related to selling behavior of Saffron farmers in the Qaen Township. *Journal of Saffron Agronomy and Technology*, 5(1), 91-105 (In Farsi)

14. Kyriazi, F., Thomakos, D. D., & Guerard, J. B. (2019). Adaptive learning forecasting, with applications in forecasting agricultural prices. *International Journal of Forecasting*. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.03.031
15. Liu, H. (2016). A domestic soybean Price forecasting model based on improved Quantile-RBF neural network, thesis, Nanjing agricultural university, Nanjing.
16. Lu, L. (2018). Optimal γ and C for ϵ-support vector regression with RBF Kernels. https://arxiv.org/pdf/1506.03942.pdf
17. Luo, G.Q. and Zhou, L. (2016). Analysis on the trend of agricultural product price fluctuation under the new economic normal. *Journal of Statistics and Decision*, 32(21), 83-86.
18. Mahida, S., & Patel, B. (2018). A review of the application of data mining techniques for vegetable price prediction, https://1library.net/document/
19. Mahmoudi, K., Ketabdari, M.J. & Ghasemi, H. (2018). Hybrid wavelet-SVM method to predict the occurrence of abnormal waves. *Journal of Hydraulilics*, 13-1(131), 1-15. (In Farsi)
20. Moghadasi, R. & Jaleh Rajabi, M. (2013). Comparison of combined and conventional models in forecasting prices of wheat, corn and sugar. *Journal of Agricultural Economics Research*, 5(2), 1-22. (In Farsi)
21. Murugesan, R., Mishraa, E. & Krishnan, A.H. (2021). Deep learning based models: Basic LSTM, Bi LSTM, Stacked LSTM, CNN LSTM and Conv LSTM to forecast Agricultural commodities prices. *Research square*: https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-740568/v1.
22. Peng, C. (2014). Research on improving the formation mechanism of vegetable prices. *Journal of Review of Economic Research*, 62, 45-50.
23. Profeta, A. and Hamm, U. (2019). Who cares about local feed in local food products? Results from a consumer survey in Germany. *British Food Journal*, 121(3), 711-724.
24. Raikar, R.V., Wang, Ch-Yi., Shih, H.P., Hong, J.H. (2016). Prediction of contraction scour using ANN and GA. *Flow Measurement and Instrumentation*, 50, 26-34.
25. Rasheed, A., Younis, M.S., Ahmad, F., Qadir, J. & Kashif, M. (2021). District wise price forecasting of wheat in Pakistan using deep learning. preprint2103.04781
26. Sangwana, K.S., Saxenaa, S. & Kanta, G. (2016). Optimization of machining parameters to minimize surface roughness using integrated ANN-GA approach. *The 22nd CIRP conference on Life Cycle Engineering*, Procedia CIRP 29, 305-310.
27. Schmidhuber, J., Pound, J., & Qiao, B. (2020). COVID-19: Channels of transmission to food and agriculture. FOA. https://doi.org/https://doi.org/10.4060/ca8430en
28. Wang, L., Feng, J., Sui, X., Chu, X. & Mu, W. (2020). Agricultural product price forecasting methods: research advances and trend. *British Food Journal*, 122(7), 2121-2138.
29. Wu, H., Zhu, M., Chen, W. & Chen, W. (2017). A new method of large-scale short-term forecasting of agricultural commodity prices: illustrated by the case of agricultural markets in Beijing, *Journal of Big Data*, 4, 1.
30. Xiong, T., Li, Ch., Bao, Y., Hu, Zh. & Zhang, L. (2015). A combination method for interval forecasting of agricultural commodity futures prices, *Knowledge-Based Systems 77*, 92-102.
31. Yang, X. (2007). A modified particle swarm optimizer with dynamic adaptation Baoding: applied mathematics and Computation 51, June-2007, *Elsevier*, 189, 1205-1213.
32. Yang, Y., Chen, Y., Wang, Y., Li, C. & Li, L. (2016). Modelling a combined method based on ANFIS and neural network improved by DE algorithm: A case study for short-term electricity demand forecasting. *Journal of Applied Soft Computing*, 49: 663-675.
33. Yeh, C., Chi, D.J. & Lin, Y.R. (2014). Going-concern prediction using hybrid random forests and rough set approach. *Journal of Information Sciences*, 254, 98-110.
34. Yoon, H., Jun, S.C., Hyun, Y., Bae, G.O. & Lee, K.K. (2011). A comparative study of artificial neural networks and support vector machines for predicting groundwater levels in a coastal aquifer, *Journal of Hydrology*, 396, 128-138.
35. Zare Mehrjerdi, M.R., Mehrabi Boshrabadi, H., Nezamabadi-pour, H. & Tohidi, A. (2015). Evaluation of artificial neural network-panel data hybrid model in predicting Iran's dried fruits export prices. *Quarterly Journal of Economics Quarterly*, 12(3), 95-116. (In Farsi)
36. Zhang, D., Zang, G., Li, J., Ma, K., & Liu, H. (2018). Prediction of soybean price in China using QR-RBF neural network model. *Journal of Computers and Electronics in Agriculture*. https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.08.016
37. Zolfaghari, M., Sahabi, B. & Bakhtiari, M.J. (2020). Designing a model to predict the returns of the total stock market index (with an emphasis on the combined models of deep learning network and GARCH family models). *Iranian Journal of Financial Engineering and Portfolio Management*, 11(42): 138-171. (In Farsi)