Forecasting the exchange rates of Euro to Dollar, Dollar to Yuan, Bitcoin and Gold using Neural Network and Genetic and Gray Wolf Metaheuristic Algorithms

Azar Azari Gharelar — Department of Economic Sciences , Ka.C., Islamic Azad University, Karaj, Iran

Mahmoud Khoddam* — Department of Management, Ka.C., Islamic Azad University, Karaj, Iran

Maryam Gavara — Department of Accounting, Ka.C., Islamic Azad University, Karaj, Iran

Mohammad Maghasedi — Department of Mathematics, Ka.C., Islamic Azad University, Karaj, Iran

Abstract

The aim of this study was to predict the exchange rates of the Euro to Dollar, Dollar to Yuan, Bitcoin, and gold using neural networks and combining them with metaheuristic algorithms, specifically Genetic Algorithm and Grey Wolf Optimization. This research is quantitative in nature, with data on the mentioned exchange rates, gold, and macroeconomic indicators of the United States from 2010 to 2024 being analyzed on a monthly basis. The relationship between variables is examined to address the research questions. The collected data were analyzed using Excel, EViews, MATLAB and Python software. In addition, this study evaluates the performance of metaheuristic algorithms in predicting the selected exchange rates (Euro to Dollar, Dollar to Yuan, Bitcoin) and gold. The evaluation is based on error metrics such as Mean Squared Error, Root Mean Squared Error, R-Squared, and Mean Absolute Error. The results showed that the combination of neural networks with the Genetic Algorithm outperformed the Grey Wolf Optimization algorithm in most metrics.

∗ Corresponding Author: Mahmoud1404@iau.ac.ir

How to Cite: Azari Gharelar, A., Khoddam, M., Gavara, M., Maghasedi, M. (2025). Forecasting the exchange rates of Euro to Dollar, Dollar to Yuan, Bitcoin and Gold using Neural Network and Genetic and Gray Wolf Metaheuristic Algorithms. *Journal of Economic Research*, 25 (98), 00- 00

This combination was able to improve the model's accuracy and efficiency in predicting target variables by reducing errors and increasing the R-squared value. Overall, the combination of neural networks with the Genetic Algorithm provided the best balance between prediction accuracy and model stability when compared to using neural networks individually or combining them with the Grey Wolf Optimization algorithm.

Introduction

Forecasting exchange rates and gold prices is a major economic challenge due to the influence of numerous factors. Traditional time series models have limited ability to account for complex and nonlinear relationships; therefore, researchers have turned to intelligent methods such as neural networks and metaheuristic algorithms, which can better detect hidden market patterns.

Bitcoin and gold are two key financial assets with different characteristics. Bitcoin is affected by supply, demand, and technological policies, while gold is influenced by interest rates and global currency fluctuations. Combining artificial intelligence techniques enhances the accuracy of market behavior forecasting.

In Iran, due to severe currency fluctuations and specific economic conditions, the need for adaptive and intelligent models is increasingly important. This study integrates neural networks with optimization algorithms to propose an efficient hybrid model for simultaneously predicting exchange rates, gold, and cryptocurrencies—supporting more accurate economic analysis and policymaking.

Can the Neural Network model for predicting the price of selected exchange rates and gold be optimized using the Genetic Algorithm?

Can the Neural Network model for predicting the price of selected exchange rates and gold be optimized using the Grey Wolf Algorithm?

Methods and Material

This research is a quantitative applied study using a documentary method to examine relationships between variables. The statistical population consists of monthly data on exchange rates (Euro, Dollar to Yuan), Bitcoin, gold, and US macroeconomic indicators from the beginning of 2010 to the end of August 2024. The study involves

developing a Neural Network model, which is then optimized using metaheuristic algorithms (Genetic and Grey Wolf). Model performance is evaluated using metrics such as RMSE and MAE, with all analyses conducted using Excel and MATLAB.

Results and Discussion

In combining the neural network with the Genetic Algorithm (GA), there is no fixed criterion for determining the number of layers, the number of neurons in the hidden layer, or the type of activation function; therefore, a trial-and-error approach is adopted. After evaluating various input configurations, the optimal model with the lowest error was identified as a neural network–GA hybrid featuring one hidden layer with 10 neurons and a sigmoid activation function. The normalized input and output data were then applied to this optimized structure.

The coefficient of determination (R^2) for the target functions—Euro to Dollar, Dollar to Yuan, Gold, and Bitcoin—was calculated for the training dataset, yielding 0/9165, 0/8824, 0/8931, and 0/9484, respectively. These results indicate a strong correlation between predicted and actual values, corresponding to predictive accuracies of approximately 91%, 88%, 89%, and 94% for the respective target functions, confirming the high efficiency of the neural network–GA hybrid model.

Finally, to evaluate the performance of various algorithms in forecasting the selected exchange rates and gold, four statistical indicators were employed: Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), Coefficient of Determination (R^2), and Mean Absolute Error (MAE). The results for the target functions—Euro to Dollar, Dollar to Yuan, Gold, and Bitcoin—covering the period from 2010 to 2022 are summarized for all algorithms in the following table.

Table 1 *Key indicators of the algorithm*

Structure Type	Objective Function	Dataset	Mean Squared Error (MSE)	Root Mean Squared Error (RMSE)	Mean Absolute Error (MAE)	Coefficient of Determination (R^2)
		Training	0/15	0/388	0/226	0/7231

Neural Network	Euro to Dollar	Test	0/53	0/728	0/632	0/6915
	Dollar to Yuan	Training	0/07	0/266	0/131	0/7121
		Test	0/373	0/61	0/512	0/7645
	Gold	Training	0/085	0/291	0/112	0/8112
		Test	0/243	0/492	0/314	0/7743
	Bitcoin	Training	0/095	0/308	0/131	0/8521
		Test	0/112	0/334	0/142	0/8013
Neural Network + Genetic Algorithm	Euro to Dollar	Training	0/043	0/209	0/091	0/9165
		Test	0/068	0/261	0/123	0/8542
	Dollar to Yuan	Training	0/085	0/291	0/173	0/8824
		Test	0/105	0/324	0/212	0/7723
	Gold	Training	0/048	0/219	0/175	0/8931
		Test	0/069	0/262	0/193	0/8112
	Bitcoin	Training	0/038	0/194	0/139	0/9484
		Test	0/041	0/202	0/142	0/9435
Neural Network + Grey Wolf Optimizer	Euro to Dollar	Training	0/113	0/336	0/383	0/6501
		Test	0/106	0/326	0/267	0/6503
	Dollar to Yuan	Training	0/229	0/479	0/417	0/4947
		Test	0/272	0/522	0/469	0/4121
	Gold	Training	0/336	0/579	0/542	0/4251
		Test	0/379	0/615	0/577	0/4082
	Bitcoin	Training	0/305	0/553	0/478	0/5421
		Test	0/208	0/456	0/394	0/5127

(Source: Researcher's findings)

For combining a neural network with the Grey Wolf Optimizer (GWO) algorithm, there is no fixed criterion for determining the number of layers, the number of neurons in the hidden layer, or the type of activation function; thus, the trial-and-error approach is applied. After testing various input configurations, the best-performing model—with the least error—was identified as a neural network combined with GWO, having one hidden layer with 10 neurons and a sigmoid activation function. The normalized input and output data were fed into this optimized model.

Subsequently, the coefficient of determination (R^2) for the target functions—Euro to Dollar, Dollar to Yuan, Gold, and Bitcoin—was calculated for both training and testing datasets. In the training set, the

R² values were 0/6591, 0/4947, 0/4251, and 0/5421 respectively, indicating that the proposed neural network–GWO model achieved predictive powers of approximately 65/91%, 49/47%, 42/51%, and 54/21% for the respective targets.

Conclusion

The research findings indicate that, based on the implementation and evaluation of hybrid models combining Neural Networks (NN) with Meta-heuristic Algorithms for selected financial variables, the combination of the Neural Network with the Genetic Algorithm (NN-GA) demonstrated superior and more accurate performance compared to the NN-GWO hybrid. Model evaluation used standard metrics: MSE, RMSE, MAE, and R^2.

NN-GA Results: This model performed well across both training and testing datasets. For instance, the test MSE for EUR/USD was 0/068, and for Bitcoin, 0/041. High R^2 values (e.g., 0/8542 for EUR/USD test) and small RMSE/MAE figures confirmed high generalization ability and the avoidance of overfitting. Overall, NN-GA was identified as the most efficient hybrid approach.

NN-GWO Results: While this combination showed acceptable performance, it achieved relatively lower results in certain areas compared to NN-GA. For example, the test MSE for Gold was 0/379 and for CNY/USD was 0/272. Lower R^2 values (such as 0/4062 for Gold in the test set) and high MAE (e.g., 0/577 for Gold) suggest challenges in precise generalization and point towards a need for finer parameter tuning.

Overall Conclusion: The NN-GA combination is established as the most effective hybrid model in this study for developing intelligent price forecasting systems in financial markets.

Keywords: Exchange rates, neural networks, metaheuristic algorithms, Genetic Algorithm, Gray wolf Algorithm

JEL Classification: C53 ،C63 ،E3 ،G13

پیش‌بینی نرخ‌های ارز یورو به دلار، دلار به یوآن، بیتکوین و طلا با استفاده از شبکه عصبی و الگوریتم‌های فراابتکاری ژنتیک و گرگ خاکستری

آذر آذری قره لر | گروه علوم اقتصادی، واحد کرج، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران

محمود خدام * | گروه مدیریت، واحد کرج، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران

مریم گوارا | گروه حسابداری، واحد کرج، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران

محمد مقاصدی | گروه ریاضی، واحد کرج، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران

چکیده

هدف از اجرای تحقیق حاضر، توانایی پیش‌بینی نرخ‌های ارز یورو به دلار، دلار به یوآن، بیتکوین و طلا با استفاده از شبکه عصبی و ترکیب آن با الگوریتم های فراابتکاری ژنتیک و گرگ خاکستری بود. پژوهش حاضر از نظر روش انجام تحقیق، کمی است که اطلاعات و داده‌های نرخ‌های ارز مذکور و طلا و همچنین شاخص‌های کلان اقتصادی کشور آمریکا از ژانویه سال ۲۰۱۰ تا سپتامبر سال ۲۰۲۴ به صورت ماهانه مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته‌اند تا بر اساس آن رابطه بین متغیرها برای بررسی سوالات تحقیق بررسی شود. با استفاده از نرم‌افزارهای اکسل، ایویوز، متلب و پایتون، داده‌های جمع‌آوری شده مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته‌اند. همچنین در این پژوهش به منظور بررسی عملکرد الگوریتم‌های فراابتکاری در پیش‌بینی نرخ‌های ارز یورو به دلار، دلار به یوآن، بیتکوین و طلا از شاخص‌های میانگین مربعات خطا، جذر میانگین مربعات خطا، ضریب تعیین و میانگین قدرمطلق خطا، استفاده شده است. نتایج تحقیق نشان داد که ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم ژنتیک در اکثر شاخص‌ها عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم گرگ خاکستری از خود نشان داده است. این ترکیب موفق شده است با کاهش خطاها و افزایش ضریب تعیین، دقت و کارایی مدل را در پیش‌بینی متغیرهای هدف بهبود بخشد. در مجموع ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم ژنتیک نسبت به ارزیابی شبکه عصبی به صورت انفرادی و همچنین نسبت به ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم گرگ خاکستری، بهترین تعادل را میان دقت پیش‌بینی و پایداری مدل برقرار کرده است.

کلیدواژه‌ها: نرخ‌های ارز، شبکه عصبی، الگوریتم های فراابتکاری، الگوریتم ژنتیک، الگوریتم گرگ خاکستری.

طبقه‌بندی JEL: G13 ،E3 ،C63 ،C53

* نویسنده مسئول: m.khoddam@iau.ac.ir

۱. مقدمه

پیش‌بینی نرخ‌های ارز و دارایی‌های مالی در بازارهای پویا و پیچیده امروزی، چالشی بنیادین برای تحلیل‌گران اقتصادی، سرمایه‌گذاران و سیاست‌گذاران است. با تغییر ماهیت بازارهای مالی جهانی، مدل‌های کلاسیک سری زمانی[۱]-با وجود کاربرد گسترده- در مواجهه با ویژگی‌های ذاتی داده‌های مالی نظیر عدم ایستایی[۲] خوشه‌بندی نوسانات[۳] و روابط غیرخطی[۴] با محدودیت‌های ساختاری جدی روبه‌رو هستند (Khan et al., 2023؛ Sarangi et al., 2022). به‌ویژه در تحلیل‌های چندمتغیره، این مدل‌ها غالبا در شناسایی وابستگی‌های متقابل میان دارایی‌های کلیدی از جمله اثرات متقابل نرخ‌های ارز (مانند یورو به دلار[۵] و دلار به یوآن[۶] بر قیمت طلا و دارایی‌های دیجیتال، دچار خطا می‌شوند (Erem, 2023).

برای غلبه بر این محدودیت‌ها، رویکردهای مبتنی بر هوش مصنوعی -به‌ویژه شبکه‌های عصبی[۷]- به دلیل توانایی استثنایی در مدل‌سازی توابع پیچیده و استخراج الگوهای پنهان از داده‌های غیرخطی، مورد توجه قرار گرفته‌اند (هاشمی دیزج و همکاران، ۱۴۰۰). با این حال، شبکه‌های عصبی در فرآیند آموزش معمولا با چالش گرفتار شدن در بهینه‌های محلی[۸] مواجه هستند که منجر به کاهش دقت پیش‌بینی در مواجهه با تغییرات ساختاری بازار می‌شود. از این رو، پژوهش حاضر از یک رویکرد ترکیبی[۹] بهره می‌برد؛ به گونه‌ای که الگوریتم‌های فرااابتکاری[۱۰] وظیفه بهینه‌سازی ساختاری و پارامتری شبکه عصبی را بر عهده می‌گیرند (ایرانمنش و همکاران، ۱۴۰۰ و نشاط، ۱۴۰۳). در این راستا، با به‌کارگیری همزمان الگوریتم ژنتیک[۱۱] برای جست‌وجوی گسترده در فضای پارامترها[۱۲] و الگوریتم

---

1 Time-series models
2 Non-stationarity
3 Volatility Clustering
4 Non-linear dependencies
5 EUR/USD
6 USD/CNY
7 Artificial Neural Networks
8 Local Optima
9 Hybrid Approach
10 Meta-heuristic algorithms
11 Genetic Algorithm (GA)
12 Search Space

گرگ خاکستری[1] برای دقت بالا در رسیدن به نقطه بهینه[2] تلاش شده است تا تعادلی بهینه میان جست‌وجوی جهانی و دقت محلی ایجاد شود (صمصامی و همکاران، ۱۴۰۲).

بر اساس مبانی نظری بهینه‌سازی، انتظار می‌رود به‌کارگیری الگوریتم‌های فراابتکاری موجب کاهش احتمال گرفتار شدن شبکه عصبی در بهینه‌های محلی و بهبود فرآیند تنظیم وزن‌ها و پارامترهای شبکه شود. از این رو، انتظار می‌رود مدل‌های ترکیبی نسبت به شبکه عصبی منفرد از دقت پیش‌بینی بالاتری برخوردار باشند. با این حال، به دلیل تفاوت سازوکار جست‌وجو در الگوریتم ژنتیک و الگوریتم گرگ خاکستری، مشخص نیست کدام یک در پیش‌بینی متغیرهای مالی عملکرد بهتری خواهد داشت و این موضوع نیازمند بررسی تجربی است. همچنین متغیرهای ورودی پژوهش بر مبنای مبانی نظری اقتصاد کلان، مطالعات پیشین و نظر خبرگان از طریق روش دلفی فازی انتخاب شده‌اند تا مهم‌ترین عوامل اثرگذار بر بازارهای ارز، طلا و بیت‌کوین در مدل لحاظ شوند.

با توجه به پیوند عمیق میان بازارهای سنتی و بازارهای نوظهور مالی، ضرورت مدل‌سازی همزمان این دارایی‌ها بیش از پیش احساس می‌شود. این پژوهش با توجه به شرایط اقتصاد ایران و در عین حال با بهره‌گیری از داده‌های بازارهای بین‌المللی با هدف ارزیابی اثربخشی رویکردهای ترکیبی شبکه عصبی– الگوریتم ژنتیک[3] و شبکه عصبی– الگوریتم گرگ خاکستری[4] در بهبود دقت پیش‌بینی نرخ‌های ارز، قیمت طلا و بیت‌کوین تدوین شده است (فتحی‌نیا و همکاران، ۱۴۰۱ و عامری و همکاران، ۱۴۰۴). علاوه بر این، مطالعه حاضر به تبیین ماهیت روابط متقابل و میزان وابستگی میان نوسانات بیت‌کوین، قیمت طلا و نرخ‌های ارز کلان در بستر بازارهای جهانی می‌پردازد (Zhou & Zhu, 2025 و گودرزی فراهانی و همکاران، ۱۴۰۱).

نوآوری این پژوهش، ارائه یک الگوریتم جدید نیست، زیرا ترکیب شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک پیشتر در مطالعات مختلف پیشنهاد شده است. نوآوری پژوهش حاضر در طراحی و مقایسه تجربی دو چارچوب ترکیبی مبتنی بر شبکه عصبی– الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی– الگوریتم گرگ خاکستری، استفاده همزمان از متغیرهای منتخب اقتصاد کلان ایالات متحده امریکا که با روش دلفی فازی انتخاب شده‌اند و ارزیابی توان پیش‌بینی

---

1 Grey Wolf Optimizer (GWO)
2 global optimum
3 GA-ANN
4 GWO-ANN

این مدل‌ها برای چهار بازار مهم شامل یورو به دلار، دلار به یوآن، طلا و بیت‌کوین در یک چارچوب واحد است.

این پژوهش به دنبال پاسخگویی به دو سوال زیر می‌باشد:

- عملکرد شبکه عصبی مصنوعی بهینه‌شده با الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی نرخ ارز، قیمت طلا و بیت‌کوین چگونه است؟
- عملکرد شبکه عصبی مصنوعی بهینه‌شده با الگوریتم گرگ خاکستری در پیش‌بینی نرخ ارز، قیمت طلا و بیت‌کوین چگونه است؟

از منظر نظری، انتظار می‌رود به‌کارگیری الگوریتم‌های فراابتکاری در فرآیند آموزش شبکه عصبی با بهینه‌سازی وزن‌ها و پارامترهای شبکه، احتمال گرفتار شدن در بهینه‌های محلی را کاهش داده و قابلیت تعمیم مدل را در مواجهه با داده‌های غیرخطی و پرنوسان بازارهای مالی افزایش دهد. بر همین اساس، پژوهش حاضر با مقایسه دو رویکرد شبکه عصبی– الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی– الگوریتم گرگ خاکستری درصدد بررسی این فرض است که کدام‌یک از این الگوریتم‌های بهینه‌سازی می‌تواند عملکرد دقیق‌تری در پیش‌بینی نرخ‌های ارز، قیمت طلا و بیت‌کوین ارائه کند.

ساختار مقاله به این صورت است که پس از مقدمه، در بخش دوم به مرور ادبیات پژوهش و تبیین مبانی نظری پرداخته می‌شود. سپس، در بخش سوم، روش‌شناسی پژوهش و مدل‌سازی ریاضی تشریح می‌گردد. در بخش چهارم، یافته‌های حاصل از اجرای مدل‌ها ارائه و تحلیل می‌شود و در نهایت، بخش پنجم به جمع‌بندی، نتیجه‌گیری و بخش ششم به ارائه پیشنهادهای آتی و سیاستی اختصاص یافته است.

۲. ادبیات موضوع و پیشینه پژوهش

در دهه‌های اخیر، پیش‌بینی نرخ ارز، قیمت طلا و رمزارزهایی مانند بیت‌کوین به یکی از مهم‌ترین موضوعات اقتصاد مالی و مدیریت سرمایه‌گذاری تبدیل شده است. اهمیت این متغیرها تنها به نقش آنها در بازارهای مالی محدود نمی‌شود، بلکه نوسانات آنها بر تصمیم‌های سرمایه‌گذاری، مدیریت ریسک، سیاست‌های پولی، ثبات مالی و تخصیص بهینه منابع نیز اثرگذار است. علاوه بر این، تعامل متقابل بازار ارز، بازار طلا و بازار رمزارزها موجب شده است رفتار این دارایی‌ها تحت تاثیر مجموعه‌ای از عوامل کلان اقتصادی، متغیرهای پولی و مالی، شوک‌های سیاسی، تحولات بین المللی و رفتار سرمایه‌گذاران قرار گیرد. همین ویژگی سبب شده است که پیش‌بینی این متغیرها با استفاده از مدل‌های خطی

و سنتی با محدودیت‌هایی مواجه باشد و پژوهشگران به سمت بهره‌گیری از روش‌های نوین یادگیری ماشین و هوش مصنوعی حرکت کنند (اورنگیان و همکاران، ۱۴۰۲ و Zhou & Zhu, 2025).

در همین راستا، شاکری و همکاران (۱۳۹۹) نشان می‌دهند که رفتار نرخ ارز تحت تاثیر ساختار اطلاعاتی بازار و نحوه انتشار اطلاعات اقتصاد کلان قرار دارد و درک این پیچیدگی‌ها برای تحلیل و پیش‌بینی نرخ ارز ضروری است.

یافته‌های طالبلو و همکاران (۱۴۰۳) بیانگر آن است که نوسانات نرخ ارز با سایر بازارهای مالی دارای ارتباطات پویا و سرریز تلاطم بوده و نمی‌توان رفتار آن را مستقل از سایر بازارهای دارایی تحلیل کرد. این شواهد، استفاده از مدل‌هایی را که توانایی استخراج روابط پیچیده و غیرخطی را دارند، بیش از پیش ضروری می‌سازد. از این‌رو، با رشد توان محاسباتی و توسعه روش‌های محاسبات نرم، استفاده از رویکردهای مبتنی بر هوش مصنوعی به‌ویژه شبکه های عصبی مصنوعی و الگوریتم‌های بهینه‌سازی فراابتکاری در دستور کار محققان قرار گرفته است. شبکه‌های عصبی مصنوعی با الهام از عملکرد نورون‌های مغز انسان، توانایی قابل‌توجهی در یادگیری روابط غیرخطی و پیچیده دارند.

از منظر نظری، برتری و مزیت اصلی و بالقوه روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به مدل‌های کلاسیک اقتصاد سنجی متعارف، ناشی از توانایی آنها در استخراج روابط غیرخطی، وابستگی‌های زمانی و تعاملات پیچیده میان متغیرهای اقتصادی است. در بازارهای مالی، تغییرات قیمت دارایی‌ها معمولاً حاصل برهم‌کنش هم‌زمان متغیرهای کلان اقتصادی، انتظارات سرمایه‌گذاران، شوک‌های سیاسی و عوامل رفتاری است؛ بنابراین، مدل‌هایی که بتوانند این روابط پیچیده را بدون تحمیل فروض محدودکننده مدل‌های خطی شناسایی کنند، ظرفیت بیشتری برای پیش‌بینی دارند.

این رویکردها قادرند با یادگیری الگوهای پنهان و پیچیده در داده های تاریخی، مدلی انعطاف‌پذیر و تطبیق‌پذیر برای پیش‌بینی دقیق‌تر ارائه دهند (فتحی‌نیا و همکاران، ۱۴۰۱). شبکه‌های عصبی مصنوعی با الهام از عملکرد نورون‌های مغز انسان، توانایی قابل توجهی در یادگیری روابط غیرخطی و پیچیده دارند. در حوزه مالی، این ویژگی آن‌ها را به ابزارهایی قدرتمند برای مدل‌سازی دینامیک‌های ناپایدار و متغیر بازارهای ارز و کالا تبدیل کرده است (Ruan et al., 2024). با این حال، یکی از چالش‌های اصلی در استفاده از شبکه‌های عصبی، تعیین بهینه پارامترهایی چون وزن‌ها، بایاس‌ها و ساختار شبکه است. انتخاب نامناسب این پارامترها می‌تواند به گیر افتادن در بهینه های محلی، بیش‌برازش یا

کم‌برازش مدل منجر شود. به منظور رفع این چالش، ترکیب شبکه‌های عصبی با الگوریتم‌های بهینه‌سازی فراابتکاری به عنوان راهکاری موثر مطرح شده است (نظری و همکاران، ۱۴۰۳).

الگوریتم‌های فراابتکاری مثل ژنتیک و گرگ خاکستری با استفاده از اصول طبیعی و اجتماعی، جست‌وجوی هدایت‌شده‌ای در فضای پارامترها انجام می‌دهند. الگوریتم ژنتیک یکی از پرکاربردترین الگوریتم‌های فراابتکاری است که با جست‌وجوی تکاملی در فضای پاسخ، امکان دستیابی به ترکیب بهینه پارامترهای شبکه عصبی را فراهم می‌کند. در مقابل، الگوریتم گرگ خاکستری با الگوبرداری از رفتار جمعی گرگ‌ها در فرآیند شکار از سازوکار اکتشاف و بهره‌برداری برای جست‌وجوی بهینه استفاده می‌کند. ترکیب این الگوریتم‌ها با شبکه عصبی می‌تواند ضمن کاهش احتمال گرفتار شدن در بهینه‌های محلی، دقت و پایداری پیش‌بینی را نیز افزایش دهد (Zhou & and Worden et al., 2023 .(Zhu, 2022

از منظر نظری، پژوهش حاضر بر مبنای نظریه سیستم‌های پیچیده، نظریه آشوب و مالی رفتاری استوار است. بر اساس نظریه سیستم‌های پیچیده، بازارهای مالی حاصل تعامل تعداد زیادی عامل اقتصادی هستند که رفتار آنها به روابط غیرخطی، وابستگی متقابل و پویایی‌های زمانی منجر می‌شود. نظریه آشوب نیز بیان می‌کند که تغییرات کوچک در شرایط اولیه می‌تواند به نوسانات بزرگ در قیمت دارایی‌ها بینجامد. علاوه بر این، نظریه مالی رفتاری بر نقش سوگیری‌های شناختی، هیجانات و انتظارات سرمایه‌گذاران در ایجاد انحراف قیمت‌ها از ارزش‌های بنیادی تاکید دارد. بنابراین انتظار می‌رود مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی و یادگیری ماشین به دلیل توانایی در استخراج الگوهای پنهان و روابط غیرخطی، نسبت به مدل‌های سنتی عملکرد مناسب‌تری در پیش‌بینی قیمت دارایی‌های مالی داشته باشند (صمصامی و همکاران،۱۴۰۲ و Flores et al., 2022).

ترکیب ساختارهای شبکه‌های عصبی با الگوریتم‌های بهینه‌سازی چندنقطه‌ای، مدلی جامع‌تر و قدرتمندتر برای پیش‌بینی بازارهای مالی ایجاد می‌کند. تحقیق حاضر بر پایه تعامل هوش مصنوعی، بهینه‌سازی فراابتکاری، سیستم‌های پیچیده و یادگیری ماشینی استوار است و با هدف افزایش دقت، پایداری و کارایی، مدلی کارآمد و انعطاف‌پذیر برای پیش‌بینی نرخ ارز، طلا و رمزارزها در بازارهای نوسانی و غیرقطعی ارائه می‌دهد (اورنگیان و همکاران، ۱۴۰۲).

پیش‌بینی دارایی‌های مالی زمانی از اعتبار بیشتری برخوردار است که علاوه بر بهره‌گیری از روش‌های پیشرفته یادگیری ماشین، انتخاب متغیرهای ورودی نیز بر مبانی نظری اقتصاد و شواهد تجربی استوار باشد. از این رو، در این پژوهش، انتخاب بازارهای مورد بررسی و متغیرهای توضیحی تنها بر مبنای ویژگی‌های آماری داده‌ها انجام نشده، بلکه مبتنی بر مبانی نظری، مطالعات پیشین و در ادامه از طریق فرآیند دلفی فازی و اجماع خبرگان غربالگری و نهایی شده‌اند (شاکری و همکاران، ۱۳۹۹؛ گرگیچ‌مقدم و همکاران، ۱۴۰۴ و Köse et al., 2025).

نرخ برابری یورو به دلار یکی از مهم‌ترین شاخص‌های بازار ارز بین‌المللی است که تحت تاثیر تفاوت نرخ‌های بهره، تورم، رشد اقتصادی، سیاست‌های پولی و جریان تجارت بین‌الملل قرار دارد. بر اساس نظریه برابری قدرت خرید و برابری نرخ بهره، تغییر در متغیرهای بنیادین اقتصاد کلان موجب تغییر ارزش نسبی یورو در برابر دلار می‌شود. از این رو، استفاده از متغیرهای اقتصاد کلان در پیش‌بینی این جفت‌ارز از پشتوانه نظری و تجربی برخوردار است (شاکری و همکاران، ۱۳۹۹؛ Date & Maunthrooa, 2025 and Ruan et al., 2024).

نرخ برابری دلار به یوآن علاوه بر عوامل اقتصاد کلان از سیاست‌های ارزی دولت چین، وضعیت تجارت خارجی، ذخایر ارزی و روابط اقتصادی چین و ایالات متحده نیز تاثیر می‌پذیرد. رشد جایگاه چین در اقتصاد جهانی موجب شده است که این جفت‌ارز به یکی از شاخص‌های مهم تحلیل بازارهای مالی تبدیل شود و بررسی آن امکان ارزیابی عملکرد مدل را در بازارهای دارای سازوکار ارزی متفاوت فراهم سازد (طالبلو و همکاران، ۱۴۰۳ و Zhou & Zhu, 2025).

طلا به عنوان مهم‌ترین دارایی امن، معمولا تحت تاثیر نرخ بهره، نرخ تورم، شاخص دلار، قیمت نفت، شاخص نوسان بازار[1] و نااطمینانی‌های اقتصادی قرار دارد؛ در مقابل، بیت‌کوین علاوه بر عوامل فوق از احساسات سرمایه‌گذاران، میزان پذیرش فناوری و شرایط بازار دارایی‌های دیجیتال نیز تاثیر می‌پذیرد. مطالعات نشان می‌دهد رابطه این دو دارایی ثابت نبوده و بسته به شرایط اقتصادی تغییر می‌کند؛ از این رو، بررسی هم‌زمان آن‌ها امکان ارزیابی توان مدل در پیش‌بینی دارایی‌های سنتی و نوظهور را فراهم می‌آورد

---

1 VIX

(گرگیچ مقدم و همکاران، ۱۴۰۴؛ Cohen & Aiche, 2023 and Köse et al., 2025).

بررسی مطالعات پیشین نشان می‌دهد پژوهش‌های متعددی به پیش‌بینی نرخ ارز، طلا یا رمزارزها با استفاده از شبکه‌های عصبی، یادگیری ماشین یا الگوریتم‌های فراابتکاری پرداخته‌اند، اما اغلب این مطالعات یا تنها بر یک دارایی متمرکز بوده‌اند یا متغیرهای بنیادی موثر بر قیمت دارایی‌ها را به صورت جامع وارد مدل نکرده‌اند و یا مقایسه نظام‌مندی میان الگوریتم‌های مختلف بهینه‌سازی در کنار شبکه عصبی ارائه نداده‌اند. از این رو، همچنان خلأ پژوهشی در ارائه یک چارچوب یکپارچه برای پیش‌بینی هم‌زمان دارایی‌های منتخب با بهره‌گیری از متغیرهای اقتصادی موثر و مقایسه الگوریتم‌های فراابتکاری وجود دارد که پژوهش حاضر درصدد پوشش آن است.

بر این اساس، متغیرهای اولیه پژوهش با اتکا به مبانی نظری و مطالعات پیشین استخراج شدند و در ادامه به منظور انتخاب متغیرهای نهایی از فرآیند دلفی فازی و نظر خبرگان استفاده شد که جزئیات آن در بخش روش‌شناسی پژوهش ارائه شده است.

مطالعات پیشین را می‌توان در چهار گروه اصلی طبقه‌بندی کرد: ۱- مطالعات مرتبط با پیش‌بینی نرخ ارز، ۲- مطالعات مرتبط با پیش‌بینی قیمت طلا، ۳- مطالعات مرتبط با پیش‌بینی رمزارزها و بیت‌کوین و ۴- مطالعات مرتبط با بهینه‌سازی مدل‌های هوش مصنوعی با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری.

جدول (۱) خلاصه مهم‌ترین مطالعات داخلی و خارجی در هر حوزه را نشان می‌دهد.

جدول ۱. مطالعات داخلی و خارجی پیشین انجام شده

نویسنده	سال	متغیرهای اصلی	روش / الگوریتم	مهم‌ترین یافته پژوهش
مطالعات داخلی				
هاشمی و همکاران	۱۳۹۹	نرخ ارز، داده‌های تاریخی نرخ ارز	مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی[1]	شبکه عصبی ایستا با ساختار مناسب، دقت مطلوبی در پیش‌بینی نرخ ارز ارائه داد و نسبت به برخی ساختارهای دیگر عملکرد بهتری داشت.
منصوری و همکاران	۱۳۹۹	نرخ ارز	الگوی رشد لجستیک هاروی[2] و مدل غیرخطی	افزودن جزء غیرخطی موجب بهبود برازش مدل و افزایش دقت

1 ANN - Artificial Neural Network
2 Harvey's Logistic Growth Model

				پیش‌بینی نسبت به برخی مدل‌های رقیب شد.
شاکری و همکاران	۱۳۹۹	اطلاعات اقتصاد کلان و نرخ ارز	شبیه‌سازی مبتنی بر ریزساختار بازار ارز	افزایش شفافیت اطلاعات اقتصاد کلان موجب کاهش نوسانات نرخ ارز و بهبود رفتار بازار شد.
خاشعی و همکاران	۱۴۰۱	نرخ ارز	سیستم استنتاج عصبی- فازی و مدل میانگین متحرک خودرگرسیو یکپارچه[1]- فیلتر کالمن[2]	مدل پیشنهادی در شرایط کمبود داده، نیز توانست نرخ ارز را با دقت مناسبی پیش‌بینی کند.
اورنگیان و همکاران	۱۴۰۲	نقدینگی، تورم، قیمت نفت، نرخ بیکاری	اقتصادسنجی + یادگیری ماشین	نقدینگی، تورم و قیمت نفت مهم‌ترین متغیرهای اثرگذار بر پیش‌بینی نرخ ارز بودند.
عباسی و همکاران	۱۴۰۳	نرخ ارز	الگوریتم‌های فراابتکاری بهینه‌سازی ازدحام ذرات[3] گرگ خاکستری و ژنتیک	الگوریتم‌های فراابتکاری دقت پیش‌بینی را افزایش دادند و PSO بهترین عملکرد را داشت.
طالبلو و همکاران	۱۴۰۳	نرخ ارز، شاخص صنایع بورسی	خودرگرسیون برداری با پارامترهای متغیر با زمان[4]	سرریز تلاطمات میان نرخ ارز و بازار سهام در طول زمان متغیر بوده و وابستگی پویایی میان بازارها وجود دارد.
گرگیچ مقدم و همکاران	۱۴۰۴	نااطمینانی نرخ ارز، تورم، رشد اقتصادی	مدل اقتصادسنجی	نااطمینانی متغیرهای کلان اقتصادی اثر معناداری بر رفتار اقتصادی خانوارها داشته و اهمیت متغیرهای کلان را نشان می‌دهد.
مطالعات خارجی				
اسلام و حسین[5]	۲۰۲۱	داده‌های نرخ ارز	شبکه عصبی ترکیبی واحد بازگشتی[6]	شبکه عصبی بازگشتی ترکیبی نسبت به مدل‌های پایه خطای کمتری در پیش‌بینی نرخ ارز داشت.

1 Fuzzy ARIMA
2 Kalman Filter
3 Particle Swarm Optimization (PSO)
4 Time Varying Parameter Vector Autoregression (TVP-VAR)
5 Islam, M. S. & Hossain, E.
6 Time Varying Parameter Vector Autoregression (Hybrid RNN)

کوهن و آیش[1]	۲۰۲۳	VIX، بازار سهام، اوراق قرضه، کالاها همچون گاز طبیعی و نقره	روش‌های یادگیری ماشین مجموعه‌ای[2] (XGBoost ، GBRT، Random Forest)	مدل‌های یادگیری ماشین، به‌ویژه XGBoostو GBRT ، دقت بالایی در پیش‌بینی قیمت طلا ارائه کردند.
وی و همکاران[3]	۲۰۲۳	بازده و قیمت تاریخی بیت‌کوین، شاخص‌های نوسان بازار، شاخص‌های احساسات، داده‌های متنی و اخبار، داده‌های رسانه‌های اجتماعی	روش‌های یادگیری ماشین مجموعه‌ای (Random Forest، LSTM)	نشان دادند در پیش بینی قیمت بیتکوین، مدل‌های یادگیری ماشین نسبت به روش‌های سنتی از دقت بالاتری برخوردارند.
لیو و همکاران[4]	۲۰۲٤	۲۹ متغیر اقتصاد کلان	روش‌های یادگیری ماشین مجموعه‌ای	انتخاب متغیرهای مؤثر و یادگیری گروهی موجب بهبود پیش‌بینی نرخ ارز شد.
دیت و مانتروآ[5]	۲۰۲۵	نرخ ارز	فیلتر کالمن	مدل فضای حالت مبتنی بر فیلتر کالمن در پیش‌بینی کوتاه‌مدت نرخ ارز عملکرد مطلوبی داشت.
ژو و ژو[6]	۲۰۲۵	نرخ ارز	مدل یادگیری عمیق ترکیبی[7] و روش تجزیه بازسازی عمیق	مدل ترکیبی یادگیری عمیق نسبت به مدل‌های منفرد دقت و پایداری بیشتری در پیش‌بینی نرخ ارز نشان داد.
کوسه و همکاران[8]	۲۰۲۵	قیمت طلا، شاخص دلار، نفت، نرخ بهره، VIX	روش‌های یادگیری ماشین مجموعه‌ای (TFT، LSTM، XGBoost)	مدل TFT بهترین عملکرد را در پیش‌بینی قیمت بیت‌کوین داشت و متغیرهای کلان نقش مهمی در بهبود دقت پیش‌بینی ایفا کردند.

مرور مطالعات پیشین نشان می‌دهد که بخش قابل توجهی از پژوهش‌ها بر پیش‌بینی یک بازار مالی خاص، نظیر نرخ ارز، قیمت طلا یا رمزارزها، متمرکز بوده‌اند و در بسیاری

1 Cohen, G. & Aiche, A.
2 Ensemble Learning
3 Wei, M., et al.
4 Liu, S., et al.
5 Date, P. & Maunthrooa, J.
6 Zhou, Y. & Zhu, X.
7 Hybrid Deep Learning
8 Köse, N., et al.

از آن‌ها تنها از یک الگوریتم یادگیری ماشین یا یک الگوریتم فراابتکاری استفاده شده است. همچنین بخش قابل توجهی از مطالعات، نقش هم‌زمان متغیرهای بنیادی اقتصاد کلان و مقایسه عملکرد الگوریتم‌های مختلف بهینه‌سازی در کنار شبکه‌های عصبی را مورد توجه قرار نداده‌اند.

از این رو، هنوز خلأ پژوهشی در ارائه یک چارچوبی به نسبت جامع برای پیش‌بینی هم‌زمان دارایی‌های منتخب با استفاده از متغیرهای اقتصادی و مقایسه کارایی الگوریتم‌های فراابتکاری وجود دارد. بر این اساس، پژوهش حاضر با توسعه یک چارچوب مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی و دو الگوریتم فراابتکاری ژنتیک و گرگ خاکستری به مقایسه عملکرد این الگوریتم‌ها در پیش‌بینی نرخ ارز، قیمت طلا و قیمت بیت‌کوین و ارزیابی نقش متغیرهای اقتصادی منتخب، در بهبود دقت پیش‌بینی می‌پردازد.

بر این اساس، پژوهش حاضر با بهره‌گیری از شبکه عصبی مصنوعی و دو الگوریتم فراابتکاری ژنتیک و گرگ خاکستری، درصدد مقایسه عملکرد این الگوریتم‌ها در پیش‌بینی نرخ ارز، قیمت طلا و بیت‌کوین و همچنین ارزیابی نقش متغیرهای اقتصادی منتخب در بهبود دقت پیش‌بینی است. در ادامه، روش‌شناسی پژوهش، فرآیند انتخاب متغیرها و نحوه طراحی مدل پیشنهادی تشریح می‌شود.

۳. روش شناسی پژوهش

۳-۱. متغیرهای پژوهش

پژوهش حاضر از نظر ماهیت، پژوهشی کمی است. با این حال، به منظور انتخاب متغیرهای ورودی از روش دلفی فازی به‌عنوان یک ابزار تصمیم‌گیری مبتنی بر نظر خبرگان استفاده شده است. این پژوهش به این دلیل که روابط میان متغیرها را توسعه می‌دهد از نظر هدف، تحقیق کاربردی است و از نظر روش اسنادی است. داده‌های مورد استفاده در بخش کمی این پژوهش شامل نرخ‌های برابری یورو به دلار، دلار به یوآن، قیمت طلا، قیمت بیت‌کوین و شاخص‌های منتخب اقتصاد کلان ایالات متحده امریکا در دوره زمانی ژانویه ۲۰۱۰ تا پایان سپتامبر ۲۰۲۴ با تناوب ماهانه است. جدول (۲)، مشخصات متغیرها و منابع استخراج داده‌های مورد استفاده اعم از متغیرهای توضیحی و وابسته را نشان می‌دهد. انتخاب شاخص‌های اقتصاد کلان ایالات متحده با توجه به نقش محوری این کشور در نظام مالی بین‌المللی و به منظور حفظ یکپارچگی داده‌ها، افزایش قابلیت مقایسه میان متغیرهای اقتصاد کلان و بازارهای مالی بین‌المللی و ارتقای قابلیت تفسیر نتایج پژوهش انجام شده است. با

توجه به اینکه دلار آمریکا ارز پایه در هر دو جفتارز مورد بررسی بوده و همچنین قیمت جهانی طلا و بیت‌کوین بیشتر بر حسب دلار گزارش می‌شود، استفاده از شاخص‌های اقتصاد کلان ایالات متحده می‌تواند چارچوب مشترکی برای تحلیل و مقایسه رفتار این چهار بازار مالی فراهم کند.

جدول ۲. متغیرهای پژوهش و منبع استخراج آن‌ها

نام متغیر	عنوان لاتین متغیر	نماد	واحد	سایت اخذ اطلاعات
متغیرهای توضیحی				
ضریب تغییرات قیمت دلار	CV	x_1	واحد	www.investing.com
نرخ تورم آمریکا	U.S. Consumer Price Index (CPI) MoM	x_2	درصد	www.investing.com
نرخ بهره آمریکا	Federal Funds Effective Rate (FEDFUNDS)	x_3	درصد	fred.stlouisfed.org
رشد اقتصادی آمریکا	Gross Domestic Product(GDP)	x_4	درصد	data.worldbank.org
شامخ (تغییرات در فعالیتهای اقتصادی نسبت به ماه های گذشته)	US Final Manufacturing PMI	x_5	واحد	www.pmi.spglobal.com
تعداد شاغلان سالانه	All Employees, Total Nonfarm (PAYEMS)	x_6	هزار نفر	fred.stlouisfed.org
نرخ بیکاری	US Unemployment Rate	x_7	درصد	www.forexfactory.com
شاخص قیمت مصرف شخصی	US Core PCE Price Index m m	x_8	درصد	www.forexfactory.com
مجوزهای ساخت و ساز	US Building Permits	x_9	تعداد میلیون	www.forexfactory.com
سفارشات کالاهای با دوام	US Durable Goods Orders m/m	x_{10}	درصد	www.forexfactory.com
شاخص بورس نیویورک	NYSE Composite Index	x_{11}	درصد	www.investing.com
قیمت نفت آمریکا (برنت)	WTI/USD Historical Data	x_{12}	دلار	www.investing.com
میزان تولید نفت آمریکا (شل)	U.S. Field Production of Crude Oil	x_{13}	هزار بشکه	www.eia.gov

قیمت طلا	XAU/USD - Gold Spot US Dollar	x_{14}	دلار	www.investing.com
تراز تجاری	US Trade Balance	x_{15}	میلیارد دلار	www.forexfactory.com
تعداد افراد درگیر کرونا	corona virus	x_{16}	تعداد	data.who.int
متغیرهای وابسته				
یورو به دلار	EUR/USD	EUR-USD	واحد	www.investing.com
دلار به یوآن	USD/CNY	USD-CNY	واحد	www.investing.com
طلا	Gold	Gold	واحد	www.investing.com
بیتکوین	BTC	BTCOIN	واحد	www.investing.com

۳-۲. روش دلفی فازی

به منظور تصمیم‌گیری و اجماع بر مسائلی که اهداف و پارامترها به صراحت مشخص نیستند، روش دلفی فازی منجر به نتایج بسیار ارزنده‌ای می شود. ویژگی مهم این روش ارائه چارچوبی انعطاف‌پذیر است که بسیاری از موانع مربوط به عدم دقت و صراحت را تحت پوشش قرار می‌دهد. در این پژوهش، تمامی خبرگان و اساتید انتخابی، فعال در بخش مدیریت مالی هستند. با توجه به اینکه برای روش دلفی فازی بر اساس اصل کفایت نمونه ۱۶ نفر خبره از نظر علمی کفایت می‌کند در این تحقیق نیز ۱۶ نفر از خبرگان برای انجام روش دلفی فازی انتخاب است. شرایط ورود خبرگان به تحقیق حاضر، ۱- سابقه کاری بیشتر از ۱۰ سال، ۲- تخصص در حوزه ارزی و بین الملل و یا عضویت در هیئت علمی دانشگاه و ۳- آشنایی کامل با مفاهیم اقتصادی در نظر گرفته شد. در نهایت پس از طی چند مرحله، متغیرهای اصلی پروژه مطابق با جدول (۳) تعیین گردیدند.

جدول ۳: اختلاف میانگین فازی زدایی شده مرحله دوم و سوم پرسشنامه مقایسات زوجی

ردیف	شاخص	میانگین فازی زدایی شده مرحله ۳	اختلاف با میانگین فازی زدایی مرحله قبلی
۱	ضریب تغییرات دلار در سال قبل	۰/۸۳	۰/۰۷۷
۲	نرخ تورم آمریکا	۰/۸۷	۰/۰۵۹
۳	نرخ بهره آمریکا	۰/۸۶	۰/۰۳۰
٤	رشد اقتصادی آمریکا	۰/۸۵	۰/۰٤۱
٥	شامخ (تغییرات در فعالیتهای اقتصادی نسبت به ماه های گذشته)	۰/۸۶	۰/۰٤۱
٦	تعداد شاغلان سالانه	۰/۸۵	۰/۰٥۳

۷	نرخ بیکاری	۰/۸۱	۰/۰۵۹
۸	شاخص قیمت مصرف شخصی	۰/۸٤	۰/۰۵۳
۹	مجوزهای ساخت و ساز	۰/۸۲	۰/۰۵۳
۱۰	سفارشات کالاهای با دوام	۰/۸۷	۰/۰٤۷
۱۱	شاخص بورس نیویورک	۰/۸۵	۰/۰۵۳
۱۲	قیمت نفت آمریکا (برنت)	۰/۹٤	۰/۰۰٦
۱۳	میزان تولید نفت آمریکا (شل)	۰/۹۰	۰/۰۳۰
۱٤	قیمت طلا	۰/۹۱	۰/۰۳۰
۱۵	تراز تجاری	۰/۹٤	۰/۰۳٦
۱٦	تعداد افرادی که درگیر کرونا شده اند	۰/۸۸	۰/۰٤۸

منبع: یافته‌های پژوهش

با توجه به دیدگاه‌های ارائه شده در مرحله سوم و مقایسه آن با نتایج مرحله دوم انجام شده در روش دلفی فازی، اختلاف میانگین قطعی عوامل بین دو مرحله، کمتر از آستانه کم (۰/۱) است؛ بنابراین، فرآیند نظرسنجی متوقف می‌شود و اعضای گروه خبره با تمامی عوامل موافق بوده‌اند و این مولفه‌ها بر اساس تکنیک دلفی فازی مورد قبول واقع شدند.

با توجه به اینکه دوره زمانی پژوهش (۲۰۱۰ تا ۲۰۲۴) شامل وقوع شوک‌های مهم اقتصادی از جمله همه‌گیری کووید-۱۹، جنگ روسیه و اوکراین و نوسانات شدید بازار دارایی‌های مالی است به منظور انعکاس بخشی از این تغییرات ساختاری، متغیر «تعداد مبتلایان به کووید-۱۹» به عنوان یکی از متغیرهای ورودی مدل در کنار سایر متغیرهای اقتصاد کلان وارد فرآیند یادگیری شبکه عصبی شد. هدف از این اقدام، فراهم کردن امکان یادگیری اثر شوک‌های فراگیر بر رفتار بازارها، بدون تفکیک مصنوعی دوره‌های زمانی و کاهش حجم نمونه آموزشی بود.

از آنجا که هدف اصلی پژوهش، توسعه یک مدل پیش‌بینی مبتنی بر یادگیری ماشین است، تمرکز بر بهبود عملکرد پیش‌بینی مدل بوده و نه بر برآورد پارامترهای ساختاری اقتصادسنجی؛ بنابراین، کنترل آثار بخش قابل توجهی از شوک‌های اقتصادی از طریق متغیرهای توضیحی و ارزیابی عملکرد مدل بر داده‌های خارج از نمونه انجام شده است.

۳-۳. شبکه عصبی

در این پژوهش، ساختار شبکه عصبی شامل تعداد لایه‌ها، تعداد نورون‌های لایه پنهان و سایر پارامترهای مدل از طریق فرآیند آزمون و خطا و با هدف حداقل‌سازی خطای پیش‌بینی تعیین شد. پس از آموزش و ارزیابی عملکرد مدل، معماری بهینه برای هر یک

از مدل‌های پیشنهادی انتخاب گردید. مشخصات کامل معماری نهایی و پارامترهای بهینه هر مدل در بخش یافته‌های پژوهش و جداول تعبیه شده در بخش یاد شده، ارائه شده است. به عبارت دیگر، پس از جمع آوری اطلاعات به عنوان ورود شبکه عصبی و همچنین مقادیر تابع هدف شبکه عصبی شامل قیمت یورو به دلار، دلار به یوآن، طلا و بیتکوین است به ارائه مدل شبکه عصبی پرداخته شد. پس از طراحی مدل شبکه عصبی ارائه شده با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری ژنتیک و الگوریتم گرگ خاکستری به بهینه‌سازی مدل پرداخته و شاخص‌هایی جهت بررسی عملکرد مدل‌ها ارائه می‌شود.

در این پژوهش برای هر یک از متغیرهای وابسته شامل نرخ برابری EUR/USD، نرخ برابری USD/CNY، قیمت طلا و قیمت بیت‌کوین، یک مدل پیش‌بینی مجزا طراحی شده است. از دیدگاه اقتصادی، فرض بر این است که قیمت هر یک از این دارایی‌ها تابعی از مجموعه‌ای از متغیرهای اقتصاد کلان، شرایط بازارهای مالی و شوک‌های اقتصادی است. با توجه به ماهیت غیرخطی روابط میان این متغیرها، به‌جای استفاده از یک تابع خطی از پیش تعیین‌شده، شبکه عصبی وظیفه یادگیری این روابط را بر عهده دارد. بنابراین، رابطه عمومی هر یک از دارایی‌های مورد مطالعه را می‌توان به‌صورت رابطه‌های (۱) تا (۴) نمایش داد.

$$EUR/USD=f(X) \quad (۱)$$

$$USD/CNY=f(X) \quad (۲)$$

$$Gold=f(X) \quad (۳)$$

$$Bitcoin=f(X) \quad (۴)$$

که در آن:

$$X=(x_1.x_1.\dots.x_{16})$$

از آنجا که قیمت طلا به‌عنوان یکی از متغیرهای توضیحی در مدل‌های پیش‌بینی نرخ برابری EUR/USD، نرخ برابری USD/CNY و قیمت بیت‌کوین در نظر گرفته شده

است، این متغیر در برازش روابط (۱)، (۲) و (۴) مورد استفاده قرار گرفت. با این حال، در مدل پیش‌بینی قیمت طلا (رابطه (۳))، متغیر قیمت طلا از مجموعه متغیرهای ورودی حذف شد؛ زیرا ورود هم‌زمان این متغیر به‌عنوان متغیر وابسته و متغیر توضیحی، منجر به ایجاد هم‌پوشانی اطلاعات و خدشه در فرآیند برآورد مدل می‌شود. از این رو، مدل پیش‌بینی قیمت طلا با استفاده از ۱۵ متغیر توضیحی برآورد شده است. انتخاب قیمت طلا به عنوان یکی از متغیرهای توضیحی در مدل‌های پیش‌بینی ارز و بیت‌کوین، مبتنی بر شواهد نظری و تجربی مبنی بر نقش طلا به‌عنوان یکی از مهم‌ترین دارایی‌های مرجع در بازارهای مالی بین‌المللی و تاثیر آن بر رفتار سایر بازارهای دارایی است.

برای هر یک از دارایی‌های مورد مطالعه یک مدل مستقل برآورد شده است، مجموعه متغیرهای توضیحی به‌گونه‌ای انتخاب شده‌اند که مهم‌ترین عوامل مشترک اقتصاد کلان و مالی مؤثر بر بازارهای ارز، طلا و بیت‌کوین را پوشش دهند. از این رو، اثرات مشترک این عوامل بر رفتار بازارهای مختلف در فرآیند یادگیری شبکه عصبی منعکس شده و امکان مقایسه عملکرد مدل‌ها در شرایط اقتصادی مشابه فراهم می‌شود. به منظور معرفی متغیرهای ورودی، رابطه (۵) فقط نمایش مفهومی مجموعه متغیرهای توضیحی است و بیانگر ساختار خطی مدل نیست؛ زیرا در مرحله برآورد، روابط میان متغیرها توسط شبکه عصبی به صورت غیرخطی استخراج می‌شود.

$$y = \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4 + \beta_5 x_5 + \beta_6 x_6 + \beta_7 x_7 + \beta_8 x_8 + \beta_9 x_9 + \beta_{10} x_{10} + \beta_{11} x_{11} + \beta_{12} x_{12} + \beta_{13} x_{13} + \beta_{14} x_{14} + \beta_{15} x_{15} + \beta_{16} x_{16} \qquad (۵)$$

در این پژوهش چهار مدل مستقل برای پیش‌بینی چهار متغیر وابسته شامل نرخ برابری EUR/USD، نرخ برابری USD/CNY، قیمت طلا و قیمت بیت‌کوین برآورد شده است. در هر مدل، یکی از دارایی‌های مورد اشاره به‌عنوان متغیر هدف (Y) و مجموعه متغیرهای منتخب اقتصاد کلان (X) به‌عنوان متغیرهای توضیحی در نظر گرفته شده‌اند.

در پژوهش حاضر، از الگوریتم‌های فراابتکاری فقط به عنوان روش بهینه‌سازی پارامترهای شبکه عصبی استفاده شده است. در این چارچوب، الگوریتم ژنتیک با قابلیت جست‌وجوی سراسری و الگوریتم گرگ خاکستری با ایجاد تعادل میان اکتشاف و بهره‌برداری، وزن‌ها و بایاس‌های شبکه عصبی را بهینه می‌کنند تا احتمال گرفتار شدن در

بهینه‌های محلی کاهش یافته و دقت پیش‌بینی افزایش یابد. از آنجا که هدف این پژوهش مقایسه عملکرد مدل‌های پیش‌بینی است از ارائه مباحث تفصیلی الگوریتم‌ها خودداری شده و تنها ساختار اجرایی و نتایج حاصل از آن‌ها گزارش شده است.

با توجه به اینکه هدف این پژوهش مقایسه عملکرد دو الگوریتم فراابتکاری در بهینه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی است، چارچوب مقایسه به صورت آگاهانه به مدل‌های مبتنی بر شبکه عصبی محدود شد تا اثر نوع الگوریتم بهینه‌سازی بر دقت پیش‌بینی به‌طور مستقیم ارزیابی شود.

جهت بررسی عملکرد مدل‌ها از شاخص‌های میانگین مربعات خطا[1] جذر میانگین مربعات خطا[2] ضریب تعیین[3] و میانگین قدرمطلق خطا[4] استفاده می‌شود که در ادامه رابطه هر کدام از این شاخص‌ها تعریف می‌شود. تمامی تجزیه و تحلیل‌های این تحقیق با استفاده از نرم‌افزارهای اکسل[5] پایتون[6] متلب[7] و ایویوز[8] انجام گرفته است. شاخص‌های میانگین مربعات خطا ، جذر میانگین مربعات خطا ، ضریب تعیین و میانگین قدرمطلق خطا که در پژوهش از آن‌ها استفاده شده است، به صورت مجموعه روابط (۶) تعریف می‌شوند. این مجموعه روابط شامل Target، مقادیر تابع هدف؛ یعنی نرخ ارز و یا طلا و y، مقادیر نرخ ارز و یا طلای برآورد شده توسط مدل می‌باشد.

$$\text{میانگین مربعات خطا} = \frac{\sum(\text{Target}-y)^2}{n} \qquad (۶)$$

$$\text{جذر میانگین مربعات خطا} = \sqrt{\frac{\sum(\text{Target}-y)^2}{n}}$$

$$\text{میانگین قدرمطلق خطا} = \frac{\Sigma|\text{Target}-y|}{n}$$

$$R^2 = \text{Correlation}(\text{Target} - y)$$

1MSE
2RMSE
3R^2
4MAE
5Excel
6Python
7Matlab
8Eviews

در این پژوهش، مقایسه عملکرد مدل‌ها بر مبنای شاخص‌های متداول ارزیابی دقت پیش‌بینی شامل RMSE ، MAE و R^2 انجام شده است؛ زیرا هدف اصلی پژوهش، مقایسه کارایی دو الگوریتم فراابتکاری در بهینه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی بوده است.

٤. یافته‌ها

٤-١. آمار توصیفی متغیرهای پژوهش

به منظور شناخت بهتر جامعه مورد پژوهش و آشنایی بیشتر با متغیرهای پژوهش، قبل از تجزیه و تحلیل داده‌های آماری، لازم است این داده‌ها توصیف شوند. بنابراین، پیش از آزمون فرضیه‌های تحقیق، آمار توصیفی متغیرهای مورد استفاده در تحقیق مورد بررسی قرار گرفت. میانگین به عنوان یکی از پارامترهای مرکزی، نشان‌دهنده مرکز ثقل جامعه است. به عبارت دیگر، مبین این امر است که اگر به جای تمامی مشاهدات جامعه میانگین آن قرار داده شود هیچ تغییری در جمع کل داده‌های جامعه ایجاد نمی‌گردد. همچنین بیشینه، بیشترین عدد متغیر در جامعه آماری و کمینه کمترین عدد متغیر در جامعه‌ی آماری را نشان می دهد. نتایج آمار توصیفی در جدول (۵) ارایه شده است.

جدول ۵. آمار توصیفی

شرح	میانگین	میانه	بیشترین	کمترین	انحراف استاندارد
یورو به دلار	۱/۱۹۳	۱/۱۵۹	۱/٤٦٨	۰/۹۸۱	۰/۱۱۷
دلار به یوآن	٦/٦۱۷	٦/٥۸۹	۷/۳۰۷	٦/۰٥۱	۰/۳۳۸
طلا	۱٥۲۷	۱٤۲۱	۲٦٤۲	۱۰٦۱	۳۲٦
بیتکوین	۱۲۲۷۳	۱۹۰۳	٦۷۷۱۳	۱۲	۱۸۳۰٦
ضریب تغییرات دلار در سال قبل	۲/۱۸٤	۲/۰٥۰	۳/۸۹۰	۰/۹۱۰	۰/٦۸۷
نرخ تورم آمریکا	۰/۲۰٥	۰/۲۰۰	۱/۳۰۰	-۰/۸۰۰	۰/۲۹۹
نرخ بهره آمریکا	۱/۱۷۱	۰/۱۹۰	٥/۳۳۰	۰/۰٥۰	۱/٦۷۲
رشد اقتصادی آمریکا	۰/۰۰۸	۰/۰۰۸	۰/۱۱۱	-۰/۱۰٥	۰/۰۲۱
شامخ (تغییرات در فعالیت‌های اقتصادی نسبت به ماه‌های گذشته)	٥۳/٤۲۷	٥۳/۳۰۰	٦۳/٤۰۰	۳٦/۱۰۰	۳/٤۹۳
تعداد شاغلان سالانه	۱٥۰،٤٦٤	۱٥۱،۱۳۲	۱٦۱،۸٦٦	۱۳۳،۱۸٥	۷،۳٥٤
نرخ بیکاری	۰/۰٥۹	۰/۰٥۰	۰/۱٤۷	۰/۰۳٤	۰/۰۲۳
شاخص شاخص قیمت مصرف شخصی	۰/۰۰۲	۰/۰۰۱	۰/۰۰۷	-۰/۰۰٤	۰/۰۰۱
مجوزهای ساخت و ساز	۱/۱۸۷	۱/۲۳۰	۱/۹۰۰	۰/٥۲۰	۰/۳٤۹

سفارشات کالاهای با دوام	۰/۰۰٤	۰/۰۰٤	۰/۲۲٦	-۰/۱۸۲	۰/۰٤٤
شاخص بورس نیویورک	۱۱،۸۹۲	۱۱،٤۹۳	۱۹،٥۱٦	٦،٤۷۰	۳،۱٦٤
قیمت نفت آمریکا	۷۱/٦۳	۷۳/۹٤	۱۱٦/۲۰	۸/٦۲	۲۲/٥۸
میزان تولید نفت آمریکا (شل)	۲۹۱،۰۰۱	۲۸۹،٤٤۰	٤۲۱،٥٤۸	۱۳،٤۰۱	۷۸،۷۱٦
تراز تجاری	-٥۲/٥۱	-٤۷/٦۰	-۳٤/۲۰	-۱۰۹/۸۰	۱۳/۷٦
تعداد افرادی که درگیر کرونا شده‌اند	٥۸٤،۳۸۹	۰	۲۰،٤٤٤،۷٦٤	۰	۱،۹۰۱،۸۰٤
قیمت طلا	۱،٥۲۷	۱،٤۲۱	۲،٦٤۲	۱،۰٦۱	۳۲٦

منبع: یافته‌های پژوهش

٤-۲. ترکیب الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی جهت پیش بینی نرخ های ارز منتخب تحقیق و طلا

در طراحی مدل ترکیبی الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی باید اندازه مجموعه داده‌های آموزش و آزمون، نرمال‌سازی داده‌ها، تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نورون‌ها در هر لایه، الگوریتم‌های یادگیری، تابع تبدیل، تابع عملکرد و نرخ یادگیری تعیین شود. از آنجایی که روش سیستماتیکی برای این تعیین‌ها وجود ندارد، بهترین طراحی از طریق تجربه و آزمون و خطا به دست می‌آید. داده‌های ورودی ابتدا با استفاده از رابطه (۷) نرمال‌سازی می‌شوند تا در بازه‌ای معمولا بین ۱ و ۱- قرار گیرند؛ این کار از بروز اثرات متفاوت تغییرات داده‌ها روی نورون‌ها جلوگیری می کند و باعث بهبود توان پیش‌بینی مدل می‌شود (سرمدیان و همکاران، ۱۳۸۹).

$$y = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} * 2 - 1 \qquad (۷)$$

جدول ٦. معماری ترکیب الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی

پارامترهای شبکه عصبی	مشخصات
ورودی	ماتریس ۱٦ عضوی شامل ضریب تغییرات دلار در سال قبل، نرخ تورم آمریکا، نرخ بهره آمریکا، رشد اقتصادی آمریکا، شامخ (تغییرات در فعالیت‌های اقتصادی نسبت به ماه‌های گذشته)، تعداد شاغلان سالانه، نرخ بیکاری، شاخص شاخص قیمت مصرف شخصی، مجوزهای ساخت و ساز، سفارشات کالاهای با دوام، شاخص بورس نیویورک، قیمت نفت آمریکا، میزان تولید نفت آمریکا (شل)، قیمت طلا، تراز تجاری، تعداد افرادی که درگیر کرونا شده‌اند (توجه شود در پیش‌بینی قیمت طلا این بردار ۱۵ عضوی است).
خروجی	ارزهای پیش‌بینی شامل: یورو به دلار، دلار به یوآن، طلا و بیتکوین است.
تعداد داده‌های آموزشی	۱۷۷ دیتا

مجموعه آموزشی	۸۰ درصد از کل داده‌ها
مجموعه تست	۲۰ درصد از کل داده‌ها
تعداد کل لایه‌ها	۲ لایه
تعداد لایه‌های پنهان	۱ لایه
تعداد نرون‌های لایه پنهان	۱۰ نرون لایه پنهان
الگوریتم آموزش	الگوریتم مبتنی بر الگوریتم ژنتیک(GA)
توابع انتقال لایه‌ها	تابع انتقال سیگموئید در لایه پنهان و تابع انتقال سیگموئید در لایه خروجی
شاخص عملکرد	میانگین مربعات خطا، میانگین قدرمطلق خطا، جذر میانگین مربعات خطا ، ضریب تعیین

منبع: یافته‌های پژوهش

در تمامی مدل‌های مورد استفاده در این پژوهش، داده‌ها بر اساس ترتیب زمانی و بدون هیچ‌گونه نمونه‌گیری تصادفی به دو بخش آموزش و آزمون تقسیم شدند؛ به‌گونه‌ای که مشاهدات ابتدای دوره زمانی (معادل ۸۰ درصد داده‌ها) برای آموزش مدل و مشاهدات انتهایی دوره (۲۰ درصد داده‌ها) برای ارزیابی عملکرد آن مورد استفاده قرار گرفتند. به این ترتیب، در فرآیند آموزش هیچ‌گونه اطلاعات مربوط به دوره‌های آتی وارد مدل نشده و ساختار زمانی داده‌ها به طور کامل حفظ شده است. این شیوه تقسیم‌بندی، مطابق رویه متداول در مدل‌سازی سری‌های زمانی و مطالعات مبتنی بر یادگیری ماشین بوده و از بروز سوگیری ناشی از استفاده از اطلاعات آینده (Look-ahead Bias) جلوگیری می‌کند. انتخاب نسبت ۸۰ به ۲۰ نیز با هدف ایجاد تعادل میان یادگیری موثر مدل و ارزیابی دقیق عملکرد آن انجام شده است؛ به‌گونه‌ای که استفاده از ۸۰ درصد داده‌ها، امکان یادگیری مناسب الگوهای پنهان را فراهم کرده و ۲۰ درصد باقیمانده به عنوان مجموعه‌ای مستقل برای ارزیابی توان تعمیم مدل روی داده‌های خارج از نمونه[1] مورد استفاده قرار گرفته است. همچنین در این پژوهش از مجموعه اعتبارسنجی[2] استفاده نشد؛ زیرا در ساختار ترکیبی شبکه عصبی با الگوریتم‌های فراابتکاری، فرآیند بهینه‌سازی وزن‌ها و بایاس‌های شبکه به‌صورت یک مسئله بهینه‌سازی جهانی انجام می‌شود و معیار توقف الگوریتم بر اساس مقدار تابع هدف تعیین می‌گردد، نه بر مبنای خطای مجموعه اعتبارسنجی. از این رو، ارزیابی نهایی عملکرد مدل تنها بر اساس مجموعه آزمون مستقل انجام شده است.

1 Out-of-Sample
2 Validation Set

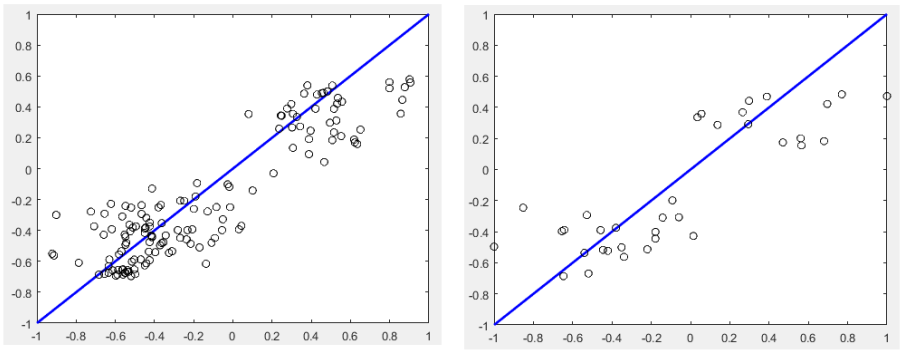
از آنجا که هدف اصلی پژوهش، توسعه و مقایسه مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر یادگیری ماشین است، تمرکز پژوهش بر بهبود دقت پیش‌بینی مدل بوده است و نه بر برآورد پارامترهای ساختاری اقتصادسنجی. از این رو، آثار بخش قابل توجهی از شوک‌های اقتصادی از طریق متغیرهای توضیحی منتخب مدل لحاظ شد و برای ارزیابی قابلیت تعمیم مدل، عملکرد آن بر داده‌های خارج از نمونه مورد بررسی قرار گرفت. داده‌ها نیز به‌صورت کاملا ترتیبی و بدون استفاده از اطلاعات آینده به مجموعه‌های آموزش و آزمون تقسیم شدند تا از بروز سوگیری زمانی[1] جلوگیری شود.

همچنان که گفته شد برای ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم ژنتیک، معیار ثابتی برای تعیین تعداد لایه، تعداد نرون در لایه میانی و نوع تابع فعال‌سازی برای لایه میانی وجود ندارد و تنها راه‌حل استفاده از روش آزمون و خطا است. به همین دلیل بعد از آزمون ورودی‌های مختلف شبکه که در جدول (۶) نمایان است در نهایت بهترین نوع شبکه که کمترین میزان خطا را دارد ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم ژنتیک با نوع تابع فعال‌سازی سیگموئید و تعداد لایه میانی یک و تعداد نرون ۱۰ انتخاب شد. داده‌های ورودی و خروجی گفته شده پس از نرمالایز شدن در ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم ژنتیک با مشخصات گفته شده قرار داده شدند.

در ادامه مقدار ضریب تعیین مقادیر توابع هدف؛ یعنی یورو به دلار، دلار به یوآن، طلا و بیتکوین و برآورد شده توسط ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم ژنتیک در دو مجموعه آموزش و تست برای کلیه توابع هدف در نمودارهای (۱)، (۲)، (۳) و (۴) نشان داده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، ضریب تعیین در مجموعه داده‌های آموزش برای توابع هدف یورو به دلار، دلار به یوآن، طلا و بیتکوین به ترتیب برابر ۰/۹۱۶۵، ۰/۸۸۲۴، ۰/۸۹۳۱ و ۰/۹۴۸۴ است. این نتایج نشان می‌دهد که مدل ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک قادر است به‌ترتیب ۹۱/۶۵، ۸۸/۲۴، ۸۹/۳۱ و ۹۴/۸۴ درصد از تغییرات متغیرهای هدف را در مجموعه داده‌های آموزش تبیین کند. بنابراین، مقادیر بالای ضریب تعیین بیانگر برازش مناسب مدل و توانایی مطلوب آن در یادگیری الگوهای موجود در داده‌های آموزشی است.

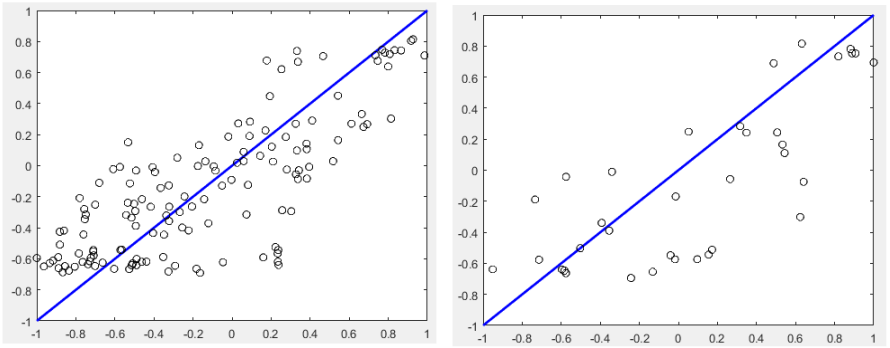
نمودار ۱. خط رگرسیونی مجموعه داده‌های آموزش و تست یورو به دلار

1 Look-ahead Bias



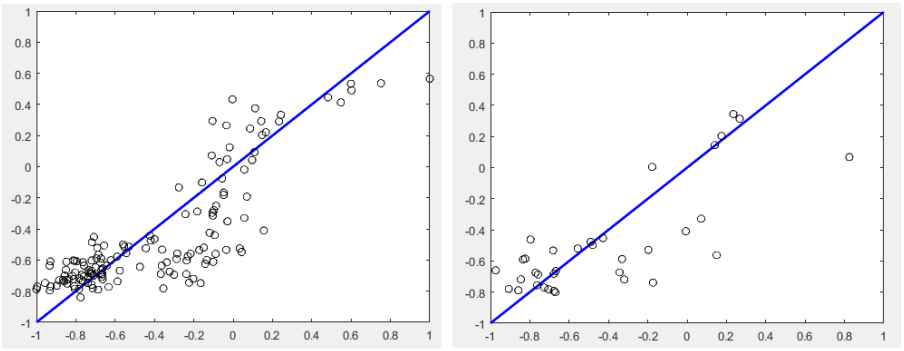
منبع: یافته‌های پژوهش

نمودار ۲. خط رگرسیونی مجموعه داده‌های آموزش و تست دلار به یوآن



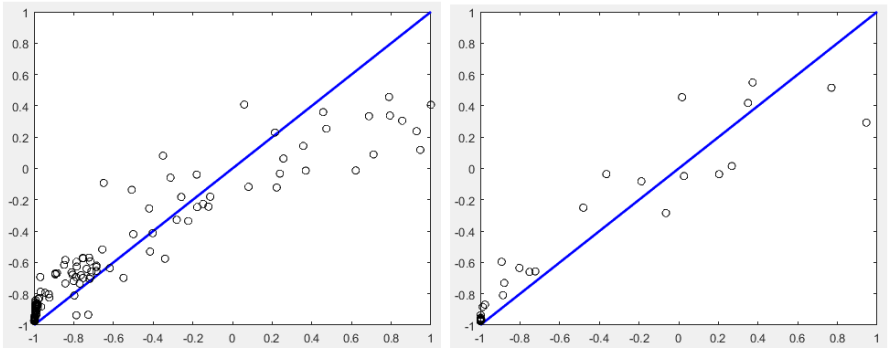
منبع: یافته‌های پژوهش

نمودار ۳. خط رگرسیونی مجموعه داده‌های آموزش و تست طلا



منبع: یافته‌های پژوهش

نمودار ٤. خط رگرسیونی مجموعه داده‌های آموزش و تست بیتکوین



منبع: یافته‌های پژوهش

در نهایت جهت بررسی عملکرد ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی توابع هدف یورو به دلار، دلار به یوآن، طلا و بیتکوین از شاخص‌های شامل میانگین مربعات خطا، جذر میانگین مربعات خطا، ضریب تعیین و میانگین قدرمطلق خطا استفاده شد. نتایج مربوط به اطلاعات و داده‌های توابع هدف یورو به دلار، دلار به یوآن، طلا و بیتکوین از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۲ در جدول (۸) قابل رویت می‌باشد.

همانطور که از جدول (۸) ملاحظه می‌شود، شاخص عملکرد میانگین مربعات خطا در مجموعه داده‌های آموزش برای توابع هدف یورو به دلار، دلار به یوآن، طلا و بیتکوین به ترتیب برابر ۰/۰۴۳، ۰/۰۸۵، ۰/۰۴۸ و ۰/۰۳۸ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر ۰/۰۶۸، ۰/۱۰۵، ۰/۰۶۹ و ۰/۰۴۱ می‌باشد که نشان می‌دهد ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم ژنتیک در هر دو مجموعه خوب عمل کرده است. همچنین مقدار شاخص‌های جذر میانگین مربعات خطا، ضریب تعیین و میانگین قدرمطلق خطا به ترتیب در مجموعه داده‌های آموزش برای یورو به دلار برابر ۰/۲۰۹، ۰/۹۱۶۵ و ۰/۰۹۱ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر ۰/۲۶۱، ۰/۸۵۴۲ و ۰/۱۲۳ می‌باشد. همچنین مقدار شاخص‌ها به ترتیب در مجموعه داده‌های آموزش برای دلار به یوآن برابر ۰/۲۹۱، ۰/۸۸۲۴ و ۰/۱۷۳ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر ۰/۳۲۴، ۰/۷۷۲۳ و ۰/۲۱۲ است و مقدار شاخص‌ها به ترتیب در مجموعه داده‌های آموزش برای طلا برابر ۰/۲۱۹، ۰/۸۹۳۱ و ۰/۱۷۵ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر ۰/۲۶۲، ۰/۸۱۱۲ و ۰/۱۹۳ است. در نهایت مقدار شاخص‌ها به ترتیب در مجموعه داده‌های آموزش برای بیتکوین برابر ۰/۱۹۴، ۰/۹۴۸۴ و ۰/۱۳۹ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر ۰/۲۰۲، ۰/۹۴۳۵ و ۰/۱۴۲ است که این تفاوت در شاخص‌ها در مجموعه داده‌های آزمایش و تست طبیعی و مقدار مطلوبی دارد.

با توجه به شاخص‌های ارائه شده، عملکرد مدل ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی مقادیر مربوط به توابع هدف یورو به دلار، دلار به یوآن، طلا و بیتکوین در هر دو مجموعه داده‌های آموزش و تست به‌طور مطلوب ارزیابی شده است. شاخص میانگین مربعات خطا که نشان‌دهنده میانگین خطای مربعی است، مقادیر کوچکی را در هر دو مجموعه داده ارائه می‌دهد که بیانگر دقت بالای مدل است. شاخص جذر میانگین مربعات خطا نیز که ریشه میانگین مربعات خطا را نشان می‌دهد، تفاوت کمی بین داده‌های آموزش و تست دارد که نشان‌دهنده تعمیم‌پذیری مدل است. شاخص ضریب تعیین که بیانگر قدرت تبیین مدل است، مقادیر بالایی دارد (نزدیک به ۱) که نشان‌دهنده توانایی مدل در توضیح تغییرات داده‌هاست. در نهایت، شاخص میانگین قدرمطلق خطا که میانگین قدرمطلق خطاها را نمایش می‌دهد نیز مقادیر قابل قبولی را نشان می‌دهد و اختلاف کمی بین داده های آموزش و تست دارد. این نتایج نشان می‌دهد که مدل موردنظر توانسته است به طور موثری بهینه شود و دقت پیش‌بینی مطلوبی را ارائه دهد. علاوه بر این، تطابق مقادیر شاخص‌ها در دو مجموعه داده نشان‌دهنده پایداری مدل و جلوگیری از بروز مشکل بیش‌برازش است. به طور کلی، ترکیب شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک برای پیش‌بینی سری‌های زمانی مورد نظر، رویکرد موثری بوده و نتایج بیانگر عملکرد قابل قبول مدل در تمامی توابع هدف مورد بررسی هستند.

٤-٣. ترکیب الگوریتم گرگ خاکستری و شبکه عصبی جهت پیش‌بینی نرخ‌های ارز منتخب تحقیق و طلا

در طراحی مدل ترکیبی الگوریتم گرگ خاکستری و شبکه عصبی باید اندازه مجموعه یادگیری و آزمایشی، نرمال کردن داده‌ها، تعداد لایه‌های پنهان شبکه، تعداد نرون‌های هر لایه، الگوریتم‌های یادگیری، تابع تبدیلی، تابع عملکرد، نرخ یادگیری مشخص گردد. در تعیین این موارد، روش‌های سیستماتیکی وجود ندارد. بنابراین بهترین طراحی شبکه با استفاده از تجربه و آزمایش و خطا به دست می‌آید. در این تحقیق پس از تعیین مجموعه داده‌های تست و آموزشی، داده‌های ورودی به شبکه با استفاده از رابطه (۷) نرمالایز شد. در صورتی که داده‌ها به صورت خام وارد شبکه شود- به علت تغییرات زیاد داده‌ها- تاثیر متفاوتی - روی شبکه می‌گذارد؛ به طوری که برخی از نرون‌ها خیلی زود به حد اتش رسیده درحالی‌که برخی دیگر از نرون‌ها حتی به آستانه فعالیت نیز نرسیده‌اند و این باعث خواهد شد که توان پیش‌بینی مدل کاهش یابد (منهاج، ۱۳۸۴). بنابراین، در ابتدا، داده‌ها با

استفاده از رابطه (۷) استاندارد می‌شوند؛ یعنی بین یک دامنه عددی که معمولا ۱ و ۱- است، قرار می‌گیرند (سرمدیان و همکاران، ۱۳۸۹).

جدول ۷. معماری ترکیب الگوریتم گرگ خاکستری(GWO) و شبکه عصبی

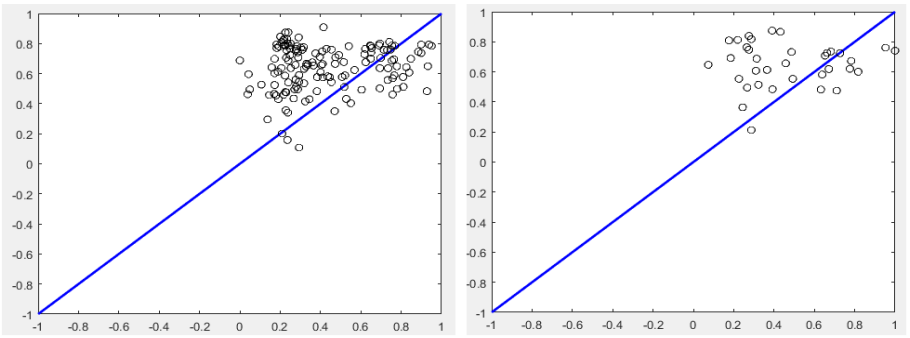
پارامترهای شبکه عصبی	مشخصات
ورودی	ماتریس ۱۶ عضوی شامل ضریب تغییرات دلار در سال قبل، نرخ تورم آمریکا، نرخ بهره آمریکا، رشد اقتصادی آمریکا، شامخ (تغییرات در فعالیت‌های اقتصادی نسبت به ماه‌های گذشته)، تعداد شاغلان سالانه، نرخ بیکاری، شاخص قیمت مصرف شخصی، مجوزهای ساخت و ساز، سفارشات کالاهای با دوام، شاخص بورس نیویورک، قیمت نفت آمریکا، میزان تولید نفت آمریکا(شل)، قیمت طلا، تراز تجاری، تعداد افرادی که درگیر کرونا شده‌اند(توجه شود در پیش‌بینی قیمت طلا این بردار ۱۵ عضوی است).
خروجی	ارزهای پیش‌بینی شامل: یورو به دلار، دلار به یوآن، طلا و بیتکوین است.
تعداد داده‌های آموزشی	۱۷۷ دیتا
مجموعه آموزشی	۸۰ درصد از کل داده‌ها
مجموعه تست	۲۰ درصد از کل داده‌ها
تعداد کل لایه‌ها	۲ لایه
تعداد لایه‌های پنهان	۱ لایه
تعداد نرون‌های لایه پنهان	۱۰ نرون لایه پنهان
الگوریتم آموزش	الگوریتم مبتنی بر گرگ خاکستری(GWO)
توابع انتقال لایه‌ها	تابع انتقال سیگموئید در لایه پنهان و تابع انتقال سیگموئید در لایه خروجی
شاخص عملکرد	میانگین مربعات خطا ، میانگین قدرمطلق خطا، جذر میانگین مربعات خطا ، ضریب تعیین

منبع: یافته‌های پژوهش

چنان که گفته شد برای ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم گرگ خاکستری، معیار ثابتی برای تعیین تعداد لایه، تعداد نرون در لایه میانی و نوع تابع فعال‌سازی برای لایه میانی وجود ندارد و تنها راه حل استفاده از روش آزمون و خطا است. به همین دلیل بعد از آزمون ورودی‌های مختلف شبکه که در جدول (۷) نمایان است، در نهایت بهترین نوع شبکه که کمترین میزان خطا را دارد ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم گرگ خاکستری با نوع تابع فعال‌سازی سیگموئید و تعداد لایه میانی یک و تعداد نرون ۱۰ انتخاب گردید. داده‌های ورودی و خروجی گفته شده پس از نرمالایز شدن در ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم گرگ خاکستری با مشخصات گفته شده قرار داده شدند.

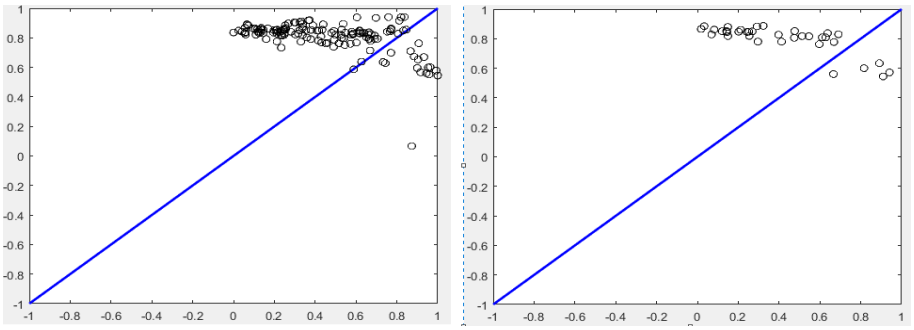
در ادامه مقدار ضریب تعیین مقادیر توابع هدف؛ یعنی یورو به دلار، دلار به یوآن، طلا و بیتکوین و برآورد شده توسط ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم گرگ خاکستری در دو مجموعه‌ی آموزش و تست برای کلیه توابع هدف در نمودارهای (۵)، (۶)، (۷) و (۸) نشان داده شده است. همان طورکه ملاحظه می‌شود، ضریب تعیین در مجموعه داده‌های آموزش برای توابع هدف یورو به دلار، دلار به یوآن، طلا و بیتکوین به ترتیب برابر ۶۵۹۱/، ۰/۴۹۴۷، ۰/۴۲۵۱ و ۰/۵۴۲۱ می‌باشد. این نتایج نشان می‌دهد که مدل ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم گرگ خاکستری قادر است به‌ترتیب ۶۵۹۱/، ۰/۴۹۴۷، ۰/۴۲۵۱ و ۰/۵۴۲۱ درصد از تغییرات متغیرهای هدف را در مجموعه داده‌های آموزش تبیین کند.

نمودار ۵. خط رگرسیونی مجموعه داده‌های آموزش و تست یورو به دلار



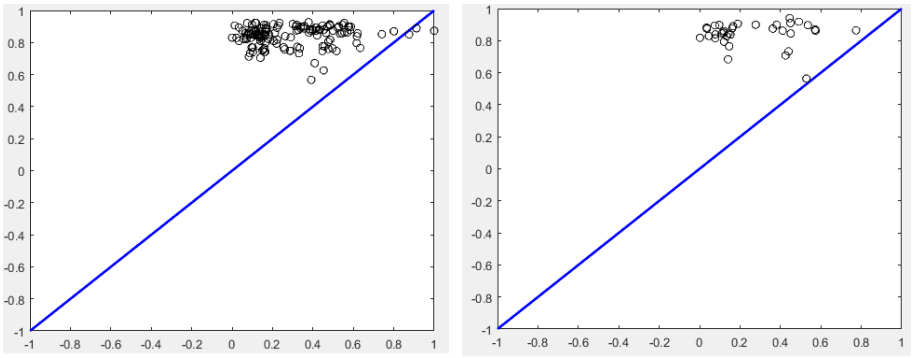
منبع: یافته‌های پژوهش

نمودار ٦. خط رگرسیونی مجموعه داده‌های آموزش و تست دلار به یوآن



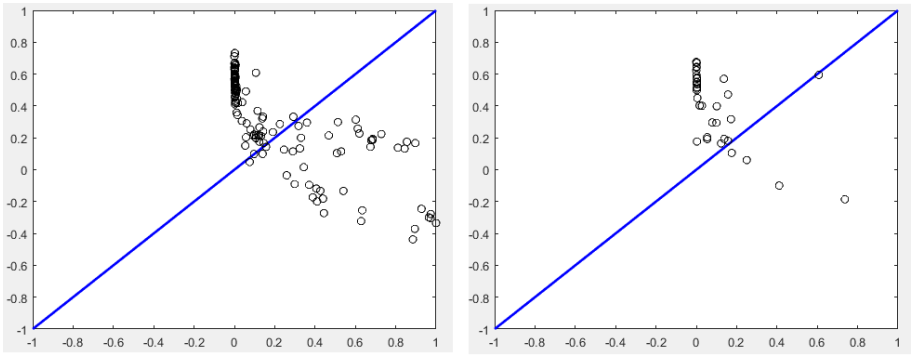
منبع: یافته‌های پژوهش

نمودار ۷. خط رگرسیونی مجموعه داده‌های آموزش و تست طلا



منبع: یافته‌های پژوهش

نمودار ۸ خط رگرسیونی مجموعه داده‌های آموزش و تست بیتکوین



منبع: یافته‌های پژوهش

در نهایت جهت بررسی عملکرد ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم گرگ خاکستری در پیش‌بینی توابع هدف یورو به دلار، دلار به یوآن، طلا و بیتکوین از شاخص‌های شامل میانگین مربعات خطا، جذر میانگین مربعات خطا، ضریب تعیین و میانگین قدرمطلق خطا استفاده شد. نتایج مربوطه در جدول (۸) ارائه شده است.

همانگونه که در جدول (۸) ملاحظه می‌شود، شاخص عملکرد میانگین مربعات خطا در مجموعه داده‌های آموزش برای توابع هدف یورو به دلار، دلار به یوآن، طلا و بیتکوین به ترتیب برابر ۰/۱۱۳ ، ۰/۲۲۹ ، ۰/۳۳۶ و ۰/۳۰۵ می‌باشد و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر ۰/۱۰۶ ، ۰/۲۷۲ ، ۰/۳۷۹ و ۰/۲۰۸ می‌باشد که نشان می‌دهد ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم گرگ خاکستری در هر دو مجموعه خوب عمل کرده است. همچنین مقدار شاخص‌های جذر میانگین مربعات خطا، ضریب تعیین و میانگین قدرمطلق خطا به ترتیب در مجموعه داده‌های آموزش برای یورو به دلار برابر ۰/۳۳۶ ، ۰/۶۵۹۱ و ۰/۲۸۳ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر ۰/۳۲۶، ۰/۶۵۰۳ و ۰/۲۶۷ می‌باشد. همچنین مقدار شاخص‌ها به ترتیب در مجموعه داده‌های آموزش برای دلار به یوآن برابر ۰/۴۷۹،

۰/۴۹۴۷ و ۰/۴۱۷ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر ۰/۵۲۲، ۰/۴۱۲۱ و ۰/۴۶۹ می‌باشد و مقدار شاخص‌ها به ترتیب در مجموعه داده‌های آموزش برای طلا برابر ۰/۵۷۹، ۰/۴۲۵۱ و ۰/۵۴۲ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر ۰/۶۱۵، ۰/۴۰۶۲ و ۰/۵۷۷ می‌باشد. در نهایت مقدار شاخص‌ها به ترتیب در مجموعه داده‌های آموزش برای بیتکوین برابر ۰/۵۵۳، ۰/۵۴۲۱ و ۰/۴۷۸ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر ۰/۴۵۶، ۰/۵۱۲۷ و ۰/۳۹۴ می‌باشد که این تفاوت در شاخص‌ها در مجموعه داده‌های آزمایش و تست طبیعی و مقدار مطلوبی دارد.

نتایج ارائه‌شده نشان می‌دهد که ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم گرگ خاکستری (GWO) عملکرد قابل قبولی در پیش‌بینی توابع هدف یورو به دلار، دلار به یوآن، طلا و بیتکوین داشته است. با این حال، مقادیر شاخص‌های خطا مانند میانگین مربعات خطا و جذر میانگین مربعات خطا -به‌ویژه در داده‌های تست- بیانگر عملکرد نسبی پایین مدل در برخی از توابع هدف به‌ویژه طلا و دلار به یوآن است. برای مثال، مقدار میانگین مربعات خطا در داده‌های تست برای طلا برابر با ۰/۳۷۹ و برای دلار به یوآن برابر با ۰/۲۷۲ است که نشان‌دهنده چالش‌های مدل در تعمیم‌دهی دقیق به داده‌های ناآشناست. شاخص ضریب تعیین نیز بیانگر این است که مدل برای برخی توابع هدف، مانند دلار به یوآن و طلا، قدرت پیش‌بینی کمتری داشته و تنها بخش محدودی از تغییرات داده‌ها را توضیح داده است. به طور خاص، مقدار ضریب تعیین برای طلا در داده‌های تست برابر با ۰/۴۰۶۲ است که نشان‌دهنده افت قابل‌توجه مدل در این تابع هدف است. علاوه بر این، شاخص میانگین قدرمطلق خطا که نشان‌دهنده میانگین خطای مطلق مدل است در داده‌های تست برای توابع هدف طلا و دلار به یوآن نسبتا بالا بوده و به ترتیب برابر با ۰/۵۷۷ و ۰/۴۶۹ است. این مقادیر بیانگر خطای قابل توجه در پیش‌بینی مقادیر دقیق است و بر عملکرد پایین مدل در این موارد تاکید دارد. این نتایج می‌تواند به دلایلی نظیر پیچیدگی بالای داده‌ها، محدودیت الگوریتم گرگ خاکستری در یافتن بهینه‌ترین مقادیر پارامترها یا نیاز به تنظیم دقیق‌تر شبکه عصبی باشد.

برای بهبود عملکرد، پیشنهاد می‌شود از الگوریتم‌های بهینه‌سازی دیگر یا ترکیبی از الگوریتم‌ها، مانند ترکیب گرگ خاکستری با الگوریتم ژنتیک یا ازدحام ذرات، استفاده شود. در مجموع، ترکیب گرگ خاکستری با شبکه عصبی توانایی مناسبی در برخی موارد نشان داده، اما عملکرد کلی بهینه نبوده و نیازمند ارتقاء با روش‌های پیشرفته‌تر است.

بررسی نمودارهای رگرسیونی مجموعه‌های آموزش و آزمون در کنار شاخص‌های کمی ارزیابی عملکرد، امکان تفسیر دقیق‌تر کیفیت برازش مدل‌ها را فراهم می‌کند. در نمودارهای مربوط به مدل ترکیبی شبکه عصبی–الگوریتم گرگ خاکستری -به‌ویژه برای طلا و دلار به یوآن- پراکندگی نقاط پیرامون خط برازش نسبت به مدل ترکیبی شبکه عصبی–الگوریتم ژنتیک بیشتر است که بیانگر کاهش دقت پیش‌بینی و توان تعمیم مدل در داده‌های آزمون است. این مشاهده با مقادیر پایین‌تر ضریب تعیین و مقادیر بالاتر شاخص‌های خطا کاملا همخوانی دارد و نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که الگوریتم گرگ خاکستری در داده‌ها و تنظیمات مورد استفاده در این مطالعه، نتوانسته است همانند الگوریتم ژنتیک پارامترهای شبکه عصبی را به‌گونه‌ای تنظیم کند که به همان سطح از دقت پیش‌بینی دست یابد.

الگوریتم گرگ خاکستری در این پژوهش نتوانسته است همانند الگوریتم ژنتیک پارامترهای شبکه عصبی را به صورت بهینه تنظیم کند. بنابراین، تفسیر بصری نمودارهای رگرسیونی نیز با نتایج حاصل از شاخص‌های کمی ارزیابی عملکرد سازگار بوده و برتری مدل ترکیبی شبکه عصبی– الگوریتم ژنتیک را تایید می‌کند. از این رو، نمودارهای رگرسیونی در این پژوهش تنها به عنوان ابزار تکمیلی تفسیر نتایج مورد استفاده قرار گرفته‌اند و مبنای اصلی ارزیابی عملکرد مدل‌ها، شاخص‌های کمی استاندارد شامل R^2 ، RMSE، MSE و MAE بوده است (Hastie et al., 2021؛ Makridakis et al., 2022).

با این حال، انتظار انطباق کامل نقاط با خط برازش در مسائل پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی واقع‌بینانه نیست؛ زیرا بازارهای ارز، طلا و بیت‌کوین ذاتا تحت تاثیر شوک‌های اقتصادی، تغییرات سیاست‌های پولی، تحولات ژئوپلیتیکی، تغییر انتظارات سرمایه‌گذاران و سایر شکست‌های ساختاری قرار دارند. از این رو، کیفیت مدل فقط بر اساس شکل ظاهری نمودارهای رگرسیونی ارزیابی نمی‌شود، بلکه شاخص‌های کمی نظیر ضریب تعیین (R^2)، میانگین مربعات خطا (MSE)، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین قدرمطلق خطا (MAE) نیز به‌طور همزمان ملاک قضاوت قرار می‌گیرند (Worden et al., 2023 and Sharma et al., 2025). در این پژوهش نیز قضاوت نهایی درباره عملکرد مدل‌ها بر مبنای مجموعه این شاخص‌ها انجام شده و نتایج نشان می‌دهد که مدل ترکیبی شبکه عصبی- الگوریتم ژنتیک از نظر دقت و قابلیت تعمیم، عملکرد بهتری نسبت به مدل مبتنی بر الگوریتم گرگ خاکستری داشته است.

٤-٤. مقایسه عملکرد الگوریتم‌ها بر اساس شاخص‌های تحقیق

در نهایت جهت بررسی عملکرد الگوریتم‌های مختلف در پیش‌بینی نرخ های ارز منتخب تحقیق و طلا از شاخص‌های شامل میانگین مربعات خطا، جذر میانگین مربعات خطا، ضریب تعیین و میانگین قدرمطلق خطا استفاده شد. نتایج مربوط به مقادیر اطلاعات و داده‌های توابع هدف یورو به دلار، دلار به یوآن، طلا و بیتکوین از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۲ برای کلیه الگوریتم‌ها بصورت جدول (۸) می‌باشد.

جدول ۸. شاخص‌های اصلی الگوریتم

نوع ساختار	تابع هدف	مجموعه‌ی داده‌ها	میانگین مربعات خطا	جذر میانگین مربعات خطا	میانگین قدرمطلق خطا	ضریب تعیین (R^2)
شبکه عصبی	یورو به دلار	آموزش	۰/۱۵۰	۰/۳۸۸	۰/۲۲۶	۰/۷۲۳۱
		تست	۰/۵۳۰	۰/۷۲۸	۰/۶۳۲	۰/۶۹۱۵
	دلار به یوآن	آموزش	۰/۰۷۰	۰/۲۶۶	۰/۱۳۱	۰/۷۱۲۱
		تست	۰/۳۷۳	۰/۶۱۰	۰/۵۱۲	۰/۷۶۴۵
	طلا	آموزش	۰/۰۸۵	۰/۲۹۱	۰/۱۱۲	۰/۸۱۱۲
		تست	۰/۲۴۳	۰/۴۹۲	۰/۳۱۴	۰/۷۷۴۳
	بیتکوین	آموزش	۰/۰۹۵	۰/۳۰۸	۰/۱۳۱	۰/۸۵۲۱
		تست	۰/۱۱۲	۰/۳۳۴	۰/۱۴۲	۰/۸۰۱۳
ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم ژنتیک	یورو به دلار	آموزش	۰/۰۴۳	۰/۲۰۹	۰/۰۹۱	۰/۹۱۶۵
		تست	۰/۰۶۸	۰/۲۶۱	۰/۱۲۳	۰/۸۵۴۲
	دلار به یوآن	آموزش	۰/۰۸۵	۰/۲۹۱	۰/۱۷۳	۰/۸۸۲۴
		تست	۰/۱۰۵	۰/۳۲۴	۰/۲۱۲	۰/۷۷۲۳
	طلا	آموزش	۰/۰۴۸	۰/۲۱۹	۰/۱۷۵	۰/۸۹۳۱
		تست	۰/۰۶۹	۰/۲۶۲	۰/۱۹۳	۰/۸۱۱۲
	بیتکوین	آموزش	۰/۰۳۸	۰/۱۹۴	۰/۱۳۹	۰/۹۴۸۴
		تست	۰/۰۴۱	۰/۲۰۲	۰/۱۴۲	۰/۹۴۳۵
ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم گرگ خاکستری	یورو به دلار	آموزش	۰/۱۱۳	۰/۳۳۶	۰/۳۸۳	۰/۶۵۰۱
		تست	۰/۱۰۶	۰/۳۲۶	۰/۲۶۷	۰/۶۵۰۳
	دلار به یوآن	آموزش	۰/۲۲۹	۰/۴۷۹	۰/۴۱۷	۰/۴۹۴۷
		تست	۰/۲۷۲	۰/۵۲۲	۰/۴۶۹	۰/۴۱۲۱
	طلا	آموزش	۰/۳۳۶	۰/۵۷۹	۰/۵۴۲	۰/۴۲۵۱
		تست	۰/۳۷۹	۰/۶۱۵	۰/۵۷۷	۰/۴۰۸۲

بیتکوین	آموزش	۰/۳۰۵	۰/۵۵۳	۰/٤۷۸	۰/۵٤۲۱
	تست	۰/۲۰۸	۰/٤۵٦	۰/۳۹٤	۰/۵۱۲۷

منبع: یافته‌های پژوهش

مقایسه همزمان شاخص‌های ارزیابی و نمودارهای رگرسیونی نشان می‌دهد که مدل ترکیبی شبکه عصبی- الگوریتم ژنتیک در تمامی متغیرهای وابسته از پایداری و دقت بیشتری نسبت به دو مدل دیگر برخوردار است. در مقابل، مدل مبتنی بر الگوریتم گرگ خاکستری در برخی متغیرها عملکرد قابل قبولی ارائه کرده است، اما کاهش ضریب تعیین و افزایش پراکندگی نقاط در نمودارهای رگرسیونی به‌ویژه برای طلا و دلار به یوآن، بیانگر محدودیت این الگوریتم در بهینه‌سازی پارامترهای شبکه عصبی در مقایسه با الگوریتم ژنتیک است.

۵. جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

نتایج این پژوهش نشان داد که با استناد به نتایج حاصل از پیاده‌سازی و ارزیابی مدل‌های ترکیبی مختلف مبتنی بر شبکه عصبی و الگوریتم‌های فراابتکاری در پیش‌بینی متغیرهای مالی منتخب، می‌توان با دقت علمی و تحلیلی اعلام نمود که ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم ژنتیک، عملکردی برتر و دقیق‌تر از خود نشان داده است. یافته‌های این پژوهش تنها بیانگر برتری آماری یک مدل پیش‌بینی نیست، بلکه نشان می‌دهد که متغیرهای اقتصاد کلان منتخب قادرند بخش قابل توجهی از تغییرات بازارهای مالی بین‌المللی را نیز تبیین کنند. نرخ بهره، نرخ تورم، رشد اقتصادی، شاخص‌های بازار کار، قیمت نفت، شاخص بورس، تراز تجاری و سایر متغیرهای استفاده شده از مهم‌ترین عوامل تعیین‌کننده انتظارات سرمایه‌گذاران و جریان سرمایه در اقتصاد جهانی هستند. از آنجا که بازارهای ارز، طلا و بیت‌کوین به تغییرات این متغیرها واکنش نشان می‌دهند، استفاده همزمان از این مجموعه متغیرها موجب شده است مدل پیشنهادی علاوه بر برخورداری از دقت آماری مناسب بر مبانی اقتصادی قابل دفاع نیز استوار باشد (شاکری و همکاران، ۱۳۹۹؛ Cohen & Aiche (Köse et al., 2025 and , 2023

ارزیابی مدل‌ها بر اساس معیارهای استاندارد نظیر میانگین مربعات خطا، جذر میانگین مربعات خط ، میانگین قدرمطلق خطا و ضریب تعیین صورت گرفته که از پرکاربردترین شاخص‌های آماری در سنجش کارایی مدل‌های پیش‌بینی در علوم داده و اقتصاد محسوب می‌شوند. با توجه به نتایج شاخص عملکرد میانگین مربعات خطا در مجموعه داده‌های

آموزش برای توابع هدف یورو به دلار، دلار به یوآن، طلا و بیتکوین به ترتیب برابر ۰/۰۴۳، ۰/۰۸۵ ، ۰/۰۴۸ و ۰/۰۳۸ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر ۰/۰۶۸، ۰/۱۰۵ ، ۰/۰۶۹ و ۰/۰۴۱ است که نشان می‌دهد ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم ژنتیک در هر دو مجموعه خوب عمل کرده است. همچنین مقدار شاخص‌های جذر میانگین مربعات خطا، ضریب تعیین و میانگین قدرمطلق خطا به ترتیب در مجموعه داده‌های آموزش برای یورو به دلار برابر ۰/۲۰۹، ۰/۹۱۶۵ و ۰/۰۹۱ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر ۰/۲۶۱، ۰/۸۵۴۲ و ۰/۱۲۳ می‌باشد. مقدار شاخص‌ها به ترتیب در مجموعه داده‌های آموزش برای دلار به یوآن برابر ۰/۲۹۱، ۰/۸۸۲۴ و ۰/۱۷۳ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر ۰/۳۲۴، ۰/۷۷۲۳ و ۰/۲۱۲ می‌باشد و مقدار شاخص‌ها به ترتیب در مجموعه داده‌های آموزش برای طلا برابر ۰/۲۱۹، ۰/۸۹۳۱ و ۰/۱۷۵ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر ۰/۲۶۲، ۰/۸۱۱۲ و ۰/۱۹۳ می‌باشد. در نهایت مقدار شاخص‌ها به ترتیب در مجموعه داده‌های آموزش برای بیتکوین برابر ۰/۱۹۴ ، ۰/۹۴۸۴ و ۰/۱۳۹ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر ۰/۲۰۲، ۰/۹۴۳۵ و ۰/۱۴۲ می‌باشد که این تفاوت در شاخص‌ها در مجموعه داده های آزمایش و تست طبیعی و مقدار مطلوبی دارد.

با توجه به شاخص‌های ارائه شده، عملکرد مدل ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی مقادیر مربوط به توابع هدف یورو به دلار، دلار به یوآن، طلا و بیتکوین در هر دو مجموعه داده‌های آموزش و تست به‌طور مطلوب ارزیابی شده است. شاخص میانگین مربعات خطا که نشان‌دهنده میانگین خطای مربعی است، مقادیر کوچکی را در هر دو مجموعه داده ارائه می‌دهد که بیانگر دقت بالای مدل است. شاخص جذر میانگین مربعات خطا نیز که ریشه میانگین مربعات خطا را نشان می‌دهد، تفاوت کمی بین داده‌های آموزش و تست دارد که نشان‌دهنده تعمیم‌پذیری مدل است. شاخص ضریب تعیین که بیانگر قدرت تبیین مدل است، مقادیر بالایی دارد (نزدیک به ۱) که نشان‌دهنده توانایی مدل در توضیح تغییرات داده‌هاست. در نهایت، شاخص میانگین قدرمطلق خطا که میانگین قدرمطلق خطاها را نمایش می‌دهد، مقادیر قابل قبولی را نشان می‌دهد و اختلاف کمی بین داده‌های آموزش و تست دارد. این نتایج نشان می‌دهد که مدل موردنظر توانسته است به‌طور موثری بهینه شود و دقت پیش‌بینی مطلوبی را ارائه دهد.

علاوه بر این، تطابق مقادیر شاخص‌ها در دو مجموعه داده نشان‌دهنده پایداری مدل و جلوگیری از بروز مشکل بیش‌برازش است. به طور کلی، ترکیب شبکه عصبی و الگوریتم

ژنتیک برای پیش‌بینی سری‌های زمانی مورد نظر، رویکرد موثری بوده و نتایج بیانگر عملکرد قابل قبول مدل در تمامی توابع هدف مورد بررسی هستند.

با توجه به نتایج شاخص شاخص عملکرد میانگین مربعات خطا در مجموعه داده‌های آموزش برای توابع هدف یورو به دلار، دلار به یوآن، طلا و بیتکوین به ترتیب برابر ۰/۱۱۳، ۰/۲۲۹، ۰/۳۳۶ و ۰/۳۰۵ است و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر ۰/۱۰۶، ۰/۲۷۲، ۰/۳۷۹ و ۰/۲۰۸ می‌باشد که نشان می‌دهد ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم گرگ خاکستری در هر دو مجموعه خوب عمل کرده است. همچنین مقدار شاخص‌های جذر میانگین مربعات خطا، ضریب تعیین و میانگین قدرمطلق خطا به ترتیب در مجموعه داده‌های آموزش برای یورو به دلار برابر ۰/۳۳۶، ۰/۶۵۹۱ و ۰/۲۸۳ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر ۰/۳۲۶ ، ۰/۶۵۰۳ و ۰/۲۶۷ است. همچنین مقدار شاخص‌ها به ترتیب در مجموعه داده‌های آموزش برای دلار به یوآن برابر ۰/۴۷۹ ، ۰/۴۹۴۷ و ۰/۴۱۷ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر ۰/۵۲۲ ، ۰/۴۱۲۱ و ۰/۴۶۹ و مقدار شاخص‌ها به ترتیب در مجموعه داده‌های آموزش برای طلا برابر ۰/۵۷۹ ، ۰/۴۲۵۱ و ۰/۵۴۲ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر ۰/۶۱۵ ، ۰/۴۰۶۲ و ۰/۵۷۷ است. در نهایت مقدار شاخص‌ها به ترتیب در مجموعه داده‌های آموزش برای بیتکوین برابر ۰/۵۵۳، ۰/۵۴۲۱ و ۰/۴۷۸ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر ۰/۴۵۶ ، ۰/۵۱۲۷ و ۰/۳۹۴ می‌باشد که این تفاوت در شاخص‌ها در مجموعه داده‌های آزمایش و تست طبیعی و مقدار مطلوبی دارد.

نتایج ارائه‌شده نشان می‌دهد که ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم گرگ خاکستری عملکرد قابل قبولی در پیش‌بینی توابع هدف یورو به دلار، دلار به یوآن، طلا و بیتکوین داشته است. با این حال، مقادیر شاخص‌های خطا مانند میانگین مربعات خطا و جذر میانگین مربعات خطا به‌ویژه در داده‌های تست، بیانگر عملکرد نسبی پایین مدل در برخی از توابع هدف به‌ویژه طلا و دلار به یوآن است. برای مثال، مقدار میانگین مربعات خطا در داده‌های تست برای طلا برابر با ۰/۳۷۹ و برای دلار به یوآن برابر با ۰/۲۷۲ است که نشان‌دهنده چالش‌های مدل در تعمیم‌دهی دقیق به داده‌های ناآشناست. شاخص ضریب تعیین نیز بیانگر این است که مدل برای برخی توابع هدف، مانند دلار به یوآن و طلا، قدرت پیش‌بینی کمتری داشته و تنها بخش محدودی از تغییرات داده‌ها را توضیح داده است. به طور خاص، مقدار ضریب تعیین برای طلا در داده‌های تست برابر با ۰/۴۰۶۲ است که نشان‌دهنده افت قابل توجه مدل در این تابع هدف است. علاوه بر این، شاخص میانگین قدرمطلق خطا که

نشان‌دهنده میانگین خطای مطلق مدل است در داده‌های تست برای توابع هدف طلا و دلار به یوآن نسبتا بالا بوده و به ترتیب برابر با ۰/۵۷۷ و ۰/۴۶۹ است. این مقادیر بیانگر خطای قابل توجه در پیش‌بینی مقادیر دقیق است و بر عملکرد پایین مدل در این موارد تاکید دارد. این نتایج می‌تواند به دلایلی نظیر پیچیدگی بالای داده ها، محدودیت الگوریتم گرگ خاکستری در یافتن بهینه‌ترین مقادیر پارامترها، یا نیاز به تنظیم دقیق‌تر شبکه عصبی باشد.

برای بهبود عملکرد، پیشنهاد می‌شود از الگوریتم‌های بهینه‌سازی دیگر یا ترکیبی از الگوریتم‌ها، مانند ترکیب گرگ خاکستری با الگوریتم ژنتیک یا ازدحام ذرات، استفاده شود. در مجموع، ترکیب گرگ خاکستری با شبکه عصبی توانایی مناسبی در برخی موارد نشان داده، اما عملکرد کلی بهینه نبوده و نیازمند ارتقا با روش‌های پیشرفته‌تر است. به طور کلی از منظر علمی و آماری، می‌توان نتیجه گرفت که ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم ژنتیک در این پژوهش به عنوان کارآمدترین مدل ترکیبی معرفی می‌شود و می‌تواند به عنوان مبنایی برای توسعه سامانه های هوشمند پیش‌بینی قیمت در حوزه بازارهای مالی مورد استفاده قرار گیرد.

نتایج پژوهش همچنین نشان می‌دهد که هرچند برای هر یک از دارایی‌های مورد مطالعه مدل مستقلی برآورد شده است، اما این بازارها از طریق متغیرهای بنیادین مشترک اقتصاد کلان به یکدیگر مرتبط هستند. تغییر در نرخ بهره، تورم، شاخص دلار، قیمت نفت و سایر متغیرهای کلان به طور همزمان بر بازار ارز، طلا و بیت‌کوین اثرگذار است و همین وابستگی موجب می‌شود مدل بتواند بخش مهمی از رفتار مشترک این بازارها را یاد بگیرد. بنابراین، مدل ارائه شده تنها یک ابزار آماری نبوده، بلکه روابط اقتصادی حاکم بر بازارهای مالی را نیز در فرآیند پیش‌بینی منعکس می‌کند (طالبلو و همکاران، ۱۴۰۳؛ گرگیج مقدم و همکاران، ۱۴۰۴ و Ruan et al., 2024)

با وجود عملکرد مناسب مدل‌های پیشنهادی در داده‌های آموزش و آزمون، نتایج این پژوهش در چارچوب دوره زمانی مورد بررسی (ژانویه ۲۰۱۰ تا سپتامبر ۲۰۲۴) قابل تفسیر است. از آنجا که بازارهای مالی به‌ویژه بازار طلا و بیت‌کوین، ممکن است تحت تاثیر شوک‌های ساختاری، بحران‌های ژئوپلیتیکی، تغییرات ناگهانی سیاست‌های پولی و سایر رخدادهای پیش‌بینی‌ناپذیر قرار گیرند، تعمیم نتایج به دوره‌های خارج از نمونه باید با احتیاط انجام شود. از این رو، پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های آتی با به‌روزرسانی مستمر داده‌ها و بازآموزی دوره‌ای مدل، پایداری و قابلیت تعمیم آن در شرایط متغیر بازارهای مالی مورد بررسی قرار گیرد.

از منظر سیاست‌گذاری، نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که سیاست‌گذاران پولی و ارزی نباید بازار ارز، طلا و دارایی‌های نوظهور را به صورت مستقل تحلیل کنند، زیرا این بازارها تحت تاثیر مجموعه‌ای از متغیرهای کلان مشترک قرار دارند و تغییر در هر یک از این متغیرها می‌تواند به انتقال شوک میان بازارهای مختلف منجر شود. همچنین برای سرمایه‌گذاران، استفاده از مدل‌هایی که روابط همزمان متغیرهای اقتصاد کلان را لحاظ می‌کنند، می‌تواند نسبت به اتکا به روندهای گذشته قیمت، مبنای مناسب‌تری برای تصمیم‌گیری و مدیریت ریسک فراهم آورد.

۵-۱. پیشنهادهای پژوهش‌های آتی

با توجه به ماهیت پیش‌بینی‌محور پژوهش حاضر، انجام برخی تحلیل‌های تکمیلی می‌تواند در مطالعات آینده به غنای نتایج و توسعه ادبیات موضوع کمک کند. از این رو، پیشنهاد می‌شود:

- ✓ استفاده از آزمون‌های اقتصادسنجی تکمیلی نظیر آزمون همجمعی، شکست ساختاری و تغییر رژیم به منظور بررسی روابط بلندمدت میان متغیرهای اقتصادی در کنار مدل‌های یادگیری ماشین صورت گیرد.
- ✓ مقایسه مدل‌های ترکیبی مبتنی بر شبکه عصبی با مدل‌های مبنای کلاسیک نظیر Random Walk، ARIMA و VAR می‌تواند در پژوهش‌های آینده، ارزیابی جامع‌تری از مزیت نسبی روش‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی متغیرهای مالی فراهم سازد.
- ✓ به‌کارگیری آزمون‌های آماری مقایسه دقت پیش‌بینی از جمله آزمون Diebold–Mariano در پژوهش‌های آینده به‌عنوان مکمل شاخص‌های عملکرد توصیه می‌شود.
- ✓ طراحی و استقرار سامانه‌های هشدار زودهنگام برای پایش همزمان بازار ارز و طلا
- ✓ بررسی پایداری مدل در دوره‌های بحرانی
- ✓ استفاده از سایر الگوریتم‌های فراابتکاری

تعارض منافع

تعارض منافع وجود ندارد.

سپاسگزاری

نویسندگان بر خود لازم می‌دانند مراتب سپاس و قدردانی خویش را از سردبیر محترم، اعضای ارجمند هیئت تحریریه و داوران گران‌قدر، به‌پاس توجه و دقت نظر علمی ایشان

ابراز دارند. همچنین، از دیدگاه‌های ارزشمند و پیشنهادهای سازنده داوران محترم که در بهبود و ارتقای کیفیت علمی مقاله سهم بسزایی داشته‌اند، صمیمانه سپاسگزاری می‌شود.

ORCID

Azar Azari Gharelar https://orcid.org/0009-0000-8160-3759

Mahmoud Khoddam https://orcid.org/0000-0002-2241-1439

Maryam Gavara https://orcid.org/0000-0002-7123-9065

Mohammad Maghasedi https://orcid.org/0000-0001-6551-6620

منابع

اورنگیان، علی، بلوریان، بهزاد و اورنگیان، الهه. (۱۴۰۲). بررسی عوامل مؤثر بر نرخ ارز و پیش‌بینی آن با ترکیب روش‌های اقتصادسنجی و یادگیری ماشین. *فصلنامه اقتصاد محاسباتی*، ۲ (۱)، ۹۷–۱۱۹.

ایرانمنش، سعید و جلایی، سیدعبدالمجید. (۱۴۰۰). بررسی اثر تولید سبز بر رفتار نرخ ارز حقیقی در اقتصاد ایران و کشورهای گروه شانگهای با رهیافت الگوریتم PSO و ARDL و شبکه عصبی پرسپترون چندلایه. *فصلنامه تحقیقات اقتصادی*، ۴۵ (۱۱)، ۱۶–۴۷. https://doi.org/.30495/jae.2020.17802

خاشعی، مهدی و بیجاری، مهدی. (۱۴۰۱). به‌کارگیری مدل میانگین متحرک خودرگرسیون انباشته فازی به منظور پیش‌بینی نرخ ارز. *فصلنامه مواد پیشرفته در مهندسی*، ۲۶ (۲)، ۶۷–۷۵، https://doi.org/20.1001.1.2251600.1386.26.2.11.0

خاشعی، مهدی، مخاطب‌رفیعی، فریماه و بیجاری، مهدی. (۱۴۰۱). به‌کارگیری مدل‌های ترکیبی میانگین متحرک خودرگرسیون انباشته فازی احتمالی به منظور پیش‌بینی نرخ ارز. *نشریه علمی پژوهشی روش‌های عددی در مهندسی*، ۳۱ (۱)، ۹۷–۱۱۳، https://doi.org/20.1001.1.22287698.1391.31.1.7.9

سرمدیان، فریدون، تقی‌زاده مهرجردی، روح‌الله، محمدعسگری، حسین و اکبرزاده، علی. (۱۳۸۹)، مقایسه روش‌های نروفازی، شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چندمتغیره در پیش‌بینی برخی خصوصیات خاک (مطالعه موردی: استان گلستان). *نشریه تحقیقات آب و خاک ایران*، ۴۱ (۲)، ۲۱۱–۲۲۰، https://doi.org/20.1001.1.2008479.1389.41.2.8.9

شاکری، عباس، بهرامی، جاوید و درخشان، حمیدرضا. (۱۳۹۹). بررسی تاثیر شفافیت انتشار اطلاعات اقتصاد کلان بر رفتار نرخ ارز؛ یک شبیه‌سازی. *فصلنامه پژوهشنامه اقتصادی*، ۲۰(۷۶)، ۱–۵۴، https://doi.org/10.22054/joer.2020.11899

صمصامی، امیر و امیرشاهی، سمانه. (۱۴۰۲). ارزیابی نرخ ارز بازار غیررسمی و نرخ ارز رسمی با فرضیه بالاسا–ساموئلسون. *فصلنامه پژوهش‌ها و سیاست‌های اقتصادی*، ۳۱(۱۰۶)، ۱۹۵–۲۱۷، https://doi.org/10.61186/qjerp.31.106.195

طالبلو، رضا، مهاجری، پریسا و صمدی، مائده. (۱۴۰۳). سرریز تلاطمات متغیر در طول زمان بین نرخ ارز و بازار سهام تهران؛ شواهد جدیدی از پاندمی کرونا. *فصلنامه پژوهشنامه اقتصادی*، ۲۴(۹۲)، ۱۳۷–۱۷۱، https://doi.org/10.22054/joer.2025.78828.1209

عامری‌شهرابی، حسین و طیبی‌ثانی، احسان. (۱۴۰۴). بررسی عملکرد روش شبکه عصبی بازگشتی (RNN)حافظه طولانی‌مدت کوتاه‌مدت (LSTM) در پیش‌بینی قیمت سهام. *فصلنامه دانش سرمایه‌گذاری*، ۱۴(۵۵)، ۹۳–۱۱۷، https://doi.org/10.30495/jik.2025.23592

عباسی، فریبا و کیانی‌راد، علی. (۱۴۰۳). پیش‌بینی نرخ ارز با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری. *فصلنامه اقتصاد و الگوسازی*، ۱۵(۲)، ۱۲۱–۱۴۸، https://doi.org/10.48308/jem.2025.237458.1952

فتحی‌نیا، علیرضا و بدیع‌زاده، علی. (۱۴۰۱). پیش‌بینی نرخ ارز با استفاده از روش‌های آینده‌پژوهی و بررسی تاثیر نوسانات ارزی بر عملکرد شرکت‌ها: مطالعه موردی شرکت دخانیات ایران. *فصلنامه مدیریت توسعه و تحول*، (۴۹)، ۱۱۵–۱۲۷.

گودرزی فراهانی، یزدان و عادلی، امیدعلی. (۱۴۰۱). رابطه سیاست پولی و جهش نرخ ارز در ایران. *فصلنامه اقتصاد پولی مالی*، ۲۹(۱)، ۱۱۰–۱۳۶، https://doi.org/10.22067/mfe.2022.73955.1138

گرگیج‌مقدم، بهناز، اسفندیاری، مرضیه و اشرف‌گنجویی، رضا. (۱۴۰۴). بررسی اثر نااطمینانی متغیرهای کلان اقتصادی بر رفتار مصرفی خانوارهای ایرانی. *فصلنامه پژوهشنامه اقتصادی*، ۲۵(۹۶)، ۴۵–۸۶، https://doi.org/10.22054/joer.2026.88541.1296

منهاج، محمدباقر. (۱۳۹۵). مبانی شبکه‌های عصبی (هوش محاسباتی) (جلد اول). *انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر (پلی‌تکنیک تهران)*.

نشاط، نجمه. (۱۴۰۳). تعیین نسبت پویای پوشش ریسک بهینه برای نرخ ارز (دلار) با استفاده از قرارداد آتی طلا و پیش‌بینی آن: رویکرد مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی. *مهندسی فصلنامه صنایع و مدیریت*، ۴۰(۱)، ۱۰۵–۱۱۳، https://doi.org/10.24200/j65.2023.61298.2327

نظری، سامان. (۱۴۰۳). برآورد اثرگذاری سیاست‌های پولی بر نرخ ارز در ایران. *فصلنامه پژوهش‌های جدید در مدیریت و حسابداری*، ۹۰(۱۰)، ۴۶۷–۴۸۷.

هاشمی دیزج، عبدالرحیم، حاضری نیری، هاتف و پوروحدانی، رسول. (۱۴۰۰). مقایسه عملکرد مدل‌های شبکه عصبی برای پیش‌بینی نرخ ارز در ایران. *دوفصلنامه علمی مطالعات و سیاست‌های اقتصادی*، *۷* (۲)، ۵۳-۸۰. https://doi.org/10.22096/esp.2020.43397

References

Abbasi, F., & Kiani-Rad, A. (2024). Forecasting the Exchange Rate Using Meta-Heuristic Algorithms. *Journal of Economics and Modeling*, *15*(2), 121–148. https://doi.org/10.48308/jem.2025.237458.1952 [In Persian]

Ameri-Shahraabi, H., & Tayyebi Sani, E. (2025). Investigating the Performance of the Long Short-Term Memory (LSTM) Recurrent Neural Network (RNN) Method in Stock Price Forecasting. *Journal of Investment Knowledge*, *14*(55), 93–117. https://doi.org/10.30495/jik.2025.23592 [In Persian]

Cohen, G., & Aiche, A. (2023). Forecasting gold price using machine learning methodologies. *Chaos, Solitons & Fractals*, *175*, 114079. https://doi.org/10.1016/j.chaos.2023.114079

Date, P., & Maunthrooa, J. (2025). Modelling and forecasting of exchange rate pairs using the Kalman filter. *Journal of Forecasting*, *44*(2), 606–622. https://doi.org/10.1002/for.3217

Erem, E. (2023). Forecasting exchange rates using artificial neural networks. *Journal of Finance and Economics*, *11*(1), 58–67. https://doi.org/10.12691/jfe-11-2-1

Fathi-Nia, A., & Badi'zadeh, A. (2022). Forecasting Exchange Rate Using Foresight Methods and Investigating the Effect of Exchange Rate Fluctuations on Firm Performance: A Case Study of Iran Tobacco Company. *Journal of Development and Transformation Management*, (49), 115–127. [In Persian]

Flores-Sosa, M., León-Castro, E., Merigó, J. M., & Yager, R. R. (2022). Forecasting the exchange rate with multiple linear regression and heavy ordered weighted average operators. *Knowledge-Based Systems*, 248, 108863, https://doi.org/10.1016/j.knosys.2022.108863

Goudarzi Farahani, Y., & Adeli, O. (2022). The Relationship between Monetary Policy and Exchange Rate Jumps in Iran. *Journal of Monetary and Financial Economics*, *29*(1), 110–136. https://doi.org/10.22067/mfe.2022.73955.1138 [In Persian]

Gorgich Moghaddam, B., Esfandiari, M., & Ashraf Ganjouei, R. (2025). Macroeconomic Uncertainty and Household Consumption in Iran: A Provincial Dynamic Panel GMM Analysis. *Journal of Economic Research*, *25*(96), 45–86. https://doi.org/10.22054/joer.2026.88541.1296 [In Persian]

Hashemi Dizaj, A., Hazeri Niri, H., & Poorvahdani, R. (2021). Comparing the Performance of Neural Network Models for Exchange Rate Forecasting in Iran. *Journal of Economic Studies and Policies*, *7*(2), 53–80. https://doi.org/10.22096/esp.2020.43397 [In Persian]

Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2021). *The Elements of Statistical Learning* (2nd ed.). Springer.

Iranmanesh, S., & Jalaei, S. A. (2021). Investigating the Effect of Green Production on the Real Exchange Rate Behavior in Iran and the Shanghai Cooperation Organization Countries Using PSO, ARDL, and Multilayer Perceptron Neural Network Algorithms. *Journal of Economic Research*, *45*(11), 16–*47*. https://doi.org/10.30495/jae.2020.17802 [In Persian]

Islam, M. S., & Hossain, E. (2021). Foreign exchange currency rate prediction using a GRU-LSTM hybrid network. *Soft Computing Letters*, *3*, 100009. https://doi.org/10.1016/j.socl.2020.100009

Juan, N. P., & Valdecantos, V. N. (2022). Review of the application of artificial neural networks in ocean engineering. *Ocean Engineering*, 259, 111947. https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2022.111947

Khashaei, M., & Bijari, M. (2022). Using a Fuzzy Auto Regressive Integrated Moving Average Model for Exchange Rate Forecasting. *Journal of Advanced Materials in Engineering*, *26*(2), 67–75. https://doi.org/20.1001.1.2251600.1386.26.2.11.0 [In Persian]

Khashaei, M., Mokhatab Rafiei, F., & Bijari, M. (2022). Exchange Market Forecasting Using Hybrid Fuzzy Autoregressive Integrated Moving Average Models with PNNs. *Scientific Research Journal of Numerical Methods in Engineering*, *31*(1), 97–113. https://doi.org/20.1001.1.22287698.1391.31.1.7.9 [In Persian]

Khan, H. A., Ghorbani, S., Shabani, E., & Band, S. S. (2023). Enhancement of neural networks model's predictions of currencies exchange rates by phase space reconstruction and Harris Hawks' optimization. *Computational Economics*. https://doi.org/10.1007/s10614-023-10361-y

Köse, N., Gür, Y. E., & Ünal, E. (2025). Deep learning and machine learning insights into the global economic drivers of the Bitcoin price. *Journal of Forecasting*, *44*(5), 1666–1698. https://doi.org/10.1002/for.3258

Liu, S., Huang, Q., Li, M., & Wei, Y. (2024). A new LASSO-BiLSTM-based ensemble learning approach for exchange rate forecasting. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 127, 107305. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.107305

Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2022). The M5 Accuracy Competition: Results, Findings and Conclusions. *International Journal of Forecasting*, *38*(4), 1346–1364. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.11.013

Minhaj, M. B. (2016). Fundamentals of Neural Networks (Computational Intelligence) (Vol. 1). *Amirkabir University of Technology (Polytechnic of Tehran)*. [In Persian]

Neshat, N. (2024). Determining the Optimal Hedge Ratio for the Exchange Rate (Dollar) Using Gold Futures Contract and Its Prediction: An Artificial Neural Network Modeling Approach. *Journal of Industrial Engineering and Management*, *40*(1), 105–113. https://doi.org/10.24200/j65.2023.61298.2327 [In Persian]

Nazari, S. (2024). Estimating the Effect of Monetary Policies on the Exchange Rate in Iran. *Journal of New Research in Management and Accounting*, *90*(10), 467–487. [In Persian]

Orangian, A., Bolourian, B., & Orangian, E. (2023). Investigating the Determinants of Exchange Rate and Forecasting the Future Trend Using Econometrics and Machine Learning. *Computational Economics Quarterly*, *2*(1), 97–119. [In Persian]

Ruan, Q., Zhang, J., & Lv, D. (2024). Forecasting exchange rate volatility: Is economic policy uncertainty better? *Applied Economics*, *56*(13), 1526–1544. https://doi.org/10.1080/00036846.2023.2176457

Samsami, A., & Amirshahi, S. (2023). Evaluation of the Unofficial Market Exchange Rate and the Official Exchange Rate Based on the Balassa–Samuelson Hypothesis. *Quarterly Journal of Economic Research and Policies*, *31*(106), 195–217. https://doi.org/10.61186/qjerp.31.106.195 [In Persian]

Sarangi, P. K., Chawla, M., Ghosh, P., Singh, S., & Singh, P. K. (2022). FOREX trend analysis using machine learning techniques: INR vs USD currency exchange rate using ANN-GA hybrid approach. *Materials Today: Proceedings*, 49, 3170–3176. https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.10.960

Sarmadian, F., Taghizadeh Mehrjerdi, R., Mohammadaskari, H., & Akbarzadeh, A. (2010). A Comparison of Neuro-Fuzzy, Artificial Neural Network and Multivariate Regression for Prediction of Some Soil Properties (Case Study: Golestan Province). *Iranian Journal of Soil and Water Research*, *41*(2), 211–220. [In Persian]

Shakeri, A., Bahrami, J., & Derakhshan, H. (2020). The Effects of Transparency in Macroeconomic Data Release on Exchange Rate Movements: A Simulation. *Journal of Economic Research*, *20*(76), 1–54. https://doi.org/10.22054/joer.2020.11899 [In Persian]

Sharma, P., Gupta, S., Aneja, R., & Attri, S. (2025). Mapping the landscape of exchange rate forecasting: A bibliometric study of the last three decades (1991–2022). *Managerial Finance*. https://doi.org/10.1108/MF-07-2023-0454

Talabloo, R., Mohajeri, P., & Samadi, M. (2025). Time-Varying Volatility Spillovers between Exchange Rate and Tehran Stock Exchange: New Evidences of the COVID-19 Pandemic. *Journal of Economic Research*, *24*(92), 137–171. https://doi.org/10.22054/joer.2025.78828.1209 [In Persian]

Wei, M., Sermpinis, G., & Stasinakis, C. (2023). Forecasting and trading Bitcoin with machine learning techniques and a hybrid volatility/sentiment leverage. *Journal of Forecasting*, *42*(4), 852–871. https://doi.org/10.1002/for.2922

Worden, K., Tsialiamanis, G., Cross, E. J., & Rogers, T. J. (2023). Artificial neural networks. In Machine Learning in Modeling and Simulation: Methods and Applications (pp. 85–119). *Springer*. https://doi.org/10.1007/978-3-031-28151-1_4

Zhou, Y., & Zhu, X. (2025). Forecasting USD/RMB exchange rate using the ICEEMDAN-CNN-LSTM model. *Journal of Forecasting*, *44*(1), 200–215. https://doi.org/10.1002/for.3190

استناد به این مقاله: آذری قره لر، آذر، خدام، محمود، گوارا، مریم، مقاصدی، محمد. (۱۴۰۴). پیش بینی نرخ‌های ارز یورو به دلار، دلار به یوآن، بیتکوین و طلا با استفاده از شبکه عصبی و الگوریتم‌های فراابتکاری ژنتیک و گرگ خاکستری، *پژوهشنامه اقتصادی*، ۲۵ (۹۸)، ۰۰-۰۰.

Journal of Economic Research is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License