

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*

PhD Student in Financial Engineering,
Islamic Azad University, Karaj, Iran
([Appendix 1](#))

Mahmoud Khoddam

Assistant Professor, Department of Financial
Management, Islamic Azad University,
Karaj, Iran

Maryam Gavara

Assistant Professor, Department of
Accounting, Islamic Azad University, Karaj,
Iran

Mohammad Maghasedi

Associate Professor Department of
Mathematics, 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. This combination was able to improve the model's accuracy and efficiency in predicting target variables by reducing errors and increasing the

* Corresponding Author: azar.azarigharelar@iau.ac.ir

How to Cite: xxxxxxxx

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.

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

JEL Classification: C53 ,C63 ,E3 ,G13

پیش بینی نرخ‌های ارز یورو به دلار، دلار به یوان، بیتکوین و طلا با استفاده از شبکه عصبی و الگوریتم‌های فراابتکاری ژنتیک و گرگ خاکستری

آذر آذری قره لر  * دانشجوی دکتری رشته مهندسی مالی، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران

محمود خدام  استادیار دانشکده بازار و کسب و کار، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران

مریم گوارا  استادیار گروه حسابداری، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران

محمد مقاصدی  دانشیار گروه ریاضی، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران

چکیده

هدف از اجرای تحقیق حاضر، توانایی پیش بینی نرخ‌های ارز یورو به دلار، دلار به یوان، بیتکوین و طلا با استفاده از شبکه عصبی و ترکیب آن با الگوریتم‌های 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 بصورت ماهانه مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته اند تا بر اساس آن رابطه بین متغیرها برای بررسی سوالات تحقیق بررسی شود. با استفاده از نرم افزارهای اکسل، ایویوز، متلب و پایتون، داده‌های جمع آوری شده مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته‌اند. همچنین در این پژوهش بمنظور بررسی عملکرد الگوریتم‌های فراابتکاری در پیش‌بینی نرخ‌های ارز یورو به دلار، دلار به یوان، 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، الگوریتم‌های فراابتکاری، الگوریتم ژنتیک، الگوریتم گرگ خاکستری

طبقه بندی JEL: C53, C63, E3, G13

مقاله حاضر برگرفته از رساله دکتری رشته مهندسی مالی دانشگاه آزاد اسلامی واحد کرج است.

* نویسنده مسئول: azar.azarigharelar@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، علی‌رغم کاربرد گسترده، در مواجهه با ویژگی‌های ذاتی داده‌های مالی نظیر عدم ایستایی^۲، خوشه‌بندی نوسانات^۳ و روابط غیرخطی^۴، با محدودیت‌های ساختاری جدی روبرو هستند (Khan et al., 2023)؛ Sarangi et al., 2022). به‌ویژه در تحلیل‌های چندمتغیره، این مدل‌ها غالباً 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 معمولاً 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 فراابتکاری^{۱۰} وظیفه بهینه‌سازی ساختاری و پارامتری شبکه عصبی را بر عهده می‌گیرند (ایرانمنش و همکاران، ۱۴۰۰؛ نشاط، ۱۴۰۳). در این راستا، با به‌کارگیری همزمان الگوریتم ژنتیک^{۱۱} برای جستجوی گسترده در فضای پارامترها^{۱۲} و الگوریتم گرگ خاکستری^{۱۳} برای

-
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
 13. Grey Wolf Optimizer (GWO)

دقت بالا در رسیدن به نقطه بهینه^۱، تلاش شده است تا تعادلی بهینه میان جستجوی جهانی و دقت محلی ایجاد شود (صمصامی و همکاران، ۱۴۰۲).

بر اساس مبانی نظری بهینه‌سازی، انتظار می‌رود به کارگیری 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 جستجو 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^۲ و شبکه عصبی- الگوریتم گرگ خاکستری^۳ در بهبود دقت پیش‌بینی نرخ‌های ارز، قیمت طلا و بیت‌کوین تدوین شده است (فتحی‌نیا و همکاران، ۱۴۰۱؛ 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؛ 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 که با روش دلفی فازی انتخاب شده‌اند و ارزیابی توان پیش‌بینی این مدل‌ها

1. global optimum

2. GA-ANN

3. GWO-ANN

برای چهار بازار مهم شامل یورو به دلار، دلار به یوان، طلا و بیت کوین در یک چارچوب واحد است.

بدین ترتیب این پژوهش به دنبال پاسخگویی به دو سوال زیر می‌باشد:

۱. عملکرد شبکه عصبی مصنوعی بهینه‌شده با الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی نرخ ارز،

قیمت طلا و بیت کوین چگونه است؟

۲. عملکرد شبکه عصبی مصنوعی بهینه‌شده با الگوریتم گرگ خاکستری در پیش‌بینی

نرخ ارز، قیمت طلا و بیت کوین چگونه است؟

از منظر نظری، انتظار می‌رود به کارگیری 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 بیت کوین 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 پیشنهادها و آتی و سیاستی اختصاص یافته است.

۲. ادبیات موضوع و پیشینه پژوهش

در دهه‌های اخیر، پیش‌بینی نرخ ارز، قیمت طلا و رمزارزهایی مانند بیت کوین 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. از سوی دیگر، تعامل متقابل بازار ارز، بازار طلا و بازار رمزارزها موجب شده است رفتار این دارایی‌ها تحت تأثیر مجموعه‌ای از عوامل کلان اقتصادی، متغیرهای پولی و مالی، شوک‌های سیاسی، تحولات بین‌المللی 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؛ Zhou & Zhu, 2025).

در همین راستا، شاکری و همکاران (۱۳۹۹) نیز نشان می‌دهند که رفتار نرخ ارز تحت تأثیر ساختار اطلاعاتی بازار و نحوه انتشار اطلاعات اقتصاد کلان قرار دارد و درک این پیچیدگی‌ها برای تحلیل و پیش‌بینی نرخ ارز ضروری است. همچنین، 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 دارای 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 شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم‌های بهینه‌سازی فراابتکاری، در دستور کار محققان قرار گرفته است. شبکه‌های عصبی مصنوعی، با الهام از عملکرد نورون‌های مغز انسان، توانایی قابل توجهی 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 داده‌های 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 بهینه‌های محلی، بیش‌برازش یا کم‌برازش مدل منجر شود. به‌منظور 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، جستجوی 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 (Worden et al., 2023؛ Zhou & 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. از سوی دیگر، نظریه مالی رفتاری بر نقش سوگیری‌های شناختی، هیجانات و انتظارات سرمایه‌گذاران در ایجاد انحراف قیمت‌ها از ارزش‌های بنیادی تأکید 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؛ 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 مبنای نظری اقتصاد و شواهد تجربی استوار باشد. از این‌رو، در این پژوهش، انتخاب بازارهای مورد بررسی و متغیرهای توضیحی صرفاً بر مبنای ویژگی‌های آماری داده‌ها انجام نشده، بلکه مبتنی بر مبنای 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؛ کوسه و همکاران، ۲۰۲۵).

نرخ برابری یورو به دلار یکی از مهم‌ترین شاخص‌های بازار ارز بین‌المللی است که تحت تأثیر 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 این‌رو، استفاده از متغیرهای اقتصاد کلان در پیش‌بینی این جفت‌ارز از پشتوانه نظری و تجربی برخوردار است (شاکری و همکاران، ۱۳۹۹؛ Date & Maunthrooa, 2025؛ 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 تأثیر 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؛ Zhou & Zhu, 2025).

طلا به عنوان مهم‌ترین دارایی امن، معمولاً تحت تأثیر نرخ بهره، نرخ تورم، شاخص دلار، قیمت نفت، شاخص نوسان بازار^۱ و نااطمینانی‌های اقتصادی قرار دارد؛ در مقابل، بیت‌کوین علاوه بر عوامل فوق، از احساسات سرمایه‌گذاران، میزان پذیرش فناوری و شرایط بازار دارایی‌های دیجیتال نیز تأثیر می‌پذیرد. مطالعات نشان می‌دهد رابطه این دو دارایی ثابت نبوده و بسته به شرایط اقتصادی تغییر می‌کند؛ از این‌رو، بررسی هم‌زمان آن‌ها امکان ارزیابی توان

مدل در پیش‌بینی دارایی‌های سنتی و نوظهور را فراهم می‌آورد (گرگیچ مقدم و همکاران، ۱۴۰۴؛ Köse et al., 2025, Cohen & Aiche, 2023).

بررسی مطالعات پیشین نشان می‌دهد اگرچه 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 مؤثر 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 مؤثر 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 ^۱	شبکه عصبی ایستا با ساختار مناسب، دقت مطلوبی در پیش‌بینی نرخ ارز ارائه داد و نسبت به برخی ساختارهای دیگر عملکرد بهتری داشت.

نویسنده	سال	متغیرهای اصلی	روش / الگوریتم	مهم‌ترین یافته پژوهش
منصوری و همکاران	۱۳۹۹	نرخ ارز	الگوی رشد لجستیک هاروی ^۱ و مدل غیرخطی	افزودن جزء غیرخطی موجب بهبود برازش مدل و افزایش دقت 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 خودرگرسیون یکپارچه ^۲ - فیلتر کالمن ^۳	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؛ 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 ^۵	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:				

1. Harvey's Logistic Growth Model
2. Fuzzy ARIMA
3. Kalman Filter
4. Particle Swarm Optimization (PSO)
5. Time Varying Parameter Vector Autoregression (TVP-VAR)

نویسنده	سال	متغیرهای اصلی	روش / الگوریتم	مهم‌ترین یافته پژوهش
اسلام و حسین ^۱	۲۰۲۱	داده‌های نرخ ارز	شبکه عصبی ترکیبی واحد بازگشتی ^۲	شبکه عصبی بازگشتی ترکیبی نسبت به مدل‌های پایه خطای کمتری در پیش‌بینی نرخ ارز داشت.
کوهن و آیش ^۳	۲۰۲۳	VIX، بازار سهام، اوراق قرضه، کالاها همچون گاز طبیعی و نقره	روش‌های یادگیری ماشین مجموعه‌ای ^۴ (XGBoost، GBRT، Random Forest)	مدل‌های یادگیری ماشین، به‌ویژه XGBoost و GBRT، دقت بالایی در پیش‌بینی قیمت طلا ارائه کردند.
وی و همکاران ^۵	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 پیش‌بینی قیمت بیت‌کوین، مدل‌های یادگیری ماشین نسبت به روش‌های سنتی از دقت بالاتری برخوردارند.
لیو و همکاران ^۶	۲۰۲۴	۲۹ متغیر اقتصاد کلان	روش‌های یادگیری ماشین مجموعه‌ای	انتخاب متغیرهای مؤثر و یادگیری گروهی موجب بهبود پیش‌بینی نرخ ارز شد.
دیت و مانثروآ ^۷	۲۰۲۵	نرخ ارز	فیلتر کالمن	مدل فضای حالت مبتنی بر فیلتر کالمن در پیش‌بینی کوتاه‌مدت نرخ ارز عملکرد مطلوبی داشت.

1. Islam & Hossain
2. Time Varying Parameter Vector Autoregression (Hybrid RNN)
3. Cohen & Aiche
4. Ensemble Learning
5. Wei et al.
6. Liu et al.
7. Date & Maunthrooa

نویسنده	سال	متغیرهای اصلی	روش / الگوریتم	مهم‌ترین یافته پژوهش
ژو و ژو ^۱	۲۰۲۵	نرخ ارز	مدل یادگیری عمیق ترکیبی ^۲ 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 ^۳	۲۰۲۵	قیمت طلا، شاخص دلار، نفت، نرخ بهره، VIX	روش‌های یادگیری ماشین مجموعه‌ای (LSTM، TFT، 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 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 این‌رو، هنوز خلأ پژوهشی در ارائه یک چارچوبی نسبتاً 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.

-
1. Zhou & Zhu
 2. Hybrid Deep Learning
 3. Köse et al.

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 به عنوان یک ابزار تصمیم‌گیری مبتنی بر نظر خبرگان استفاده شده است. این پژوهش، بدین دلیل که روابط میان متغیرها را توسعه می‌دهد، از نظر هدف، تحقیق کاربردی است و از نظر روش اسنادی می‌باشد. داده‌های مورد استفاده در بخش کمی این پژوهش شامل نرخ‌های برابری یورو به دلار، دلار به یوان، قیمت طلا، قیمت بیت کوین و شاخص‌های منتخب اقتصاد کلان ایالات متحده 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 بیت کوین عمده‌تاً 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)	US Final Manufacturing PMI	x_5	واحد	www.pmi.spglobal.com

نام متغیر	عنوان لاتین متغیر	نماد	واحد	سایت اخذ اطلاعات
نسبت به ماه های گذشته)				
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	BTCCOIN	واحد	www.investing.com

۳/۲. روش دلفی فازی

به منظور تصمیم گیری و اجماع بر مسائلی که اهداف و پارامترها به صراحت مشخص نیستند، روش دلفی فازی منجر به نتایج بسیار ارزنده ای می شود. ویژگی مهم این روش ارائه

چارچوبی انعطاف پذیر است که بسیاری از موانع مربوط به عدم دقت و صراحت را تحت پوشش قرار می دهد. در این تحقیق، کلیه خبرگان و اساتید انتخابی، فعال در بخش مدیریت مالی می باشند. 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
۴	رشد اقتصادی آمریکا	۰.۸۵	۰.۰۴۱
۵	شامخ (تغییرات در فعالیتهای اقتصادی نسبت به ماه های گذشته)	۰.۸۶	۰.۰۴۱
۶	تعداد شاغلان سالانه	۰.۸۵	۰.۰۵۳
۷	نرخ بیکاری	۰.۸۱	۰.۰۵۹
۸	شاخص قیمت مصرف شخصی	۰.۸۴	۰.۰۵۳
۹	مجوزهای ساخت و ساز	۰.۸۲	۰.۰۵۳
۱۰	سفارشات کالاهای با دوام	۰.۸۷	۰.۰۴۷
۱۱	شاخص بورس نیویورک	۰.۸۵	۰.۰۵۳
۱۲	قیمت نفت آمریکا (برنت)	۰.۹۴	۰.۰۰۶
۱۳	میزان تولید نفت آمریکا (شل)	۰.۹۰	۰.۰۳۰
۱۴	قیمت طلا	۰.۹۱	۰.۰۳۰
۱۵	تراز تجاری	۰.۹۴	۰.۰۳۶
۱۶	تعداد افرادی که درگیر کرونا شده اند	۰.۸۸	۰.۰۴۸

(منبع: یافته های 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) می‌باشد، 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 آورد 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 مذکور، ارائه شده است. بعبارت دیگر، پس از جمع‌آوری اطلاعات به عنوان ورود شبکه عصبی و همچنین مقادیر تابع هدف شبکه عصبی شامل قیمت یورو به دلار، دلار به یوآن، طلا و بیت‌کوین می‌باشد 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 بیت کوین، یک مدل پیش‌بینی معجزا 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 زیر نمایش داد:

$$\begin{aligned} \text{EUR/USD} &= f(X) && \text{رابطه (۱)} \\ \text{USD/CNY} &= f(X) && \text{رابطه (۲)} \\ \text{Gold} &= f(X) && \text{رابطه (۳)} \\ \text{Bitcoin} &= f(X) && \text{رابطه (۴)} \end{aligned}$$

که در آن:

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_{16})$$

از آنجا که قیمت طلا به‌عنوان یکی از متغیرهای توضیحی در مدل‌های پیش‌بینی نرخ برابری EUR/USD، نرخ برابری USD/CNY و قیمت بیت کوین در نظر گرفته شده است، این متغیر در برآزش 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 به‌عنوان یکی از متغیرهای توضیحی در مدل‌های پیش‌بینی ارز و بیت کوین، مبتنی بر شواهد نظری و تجربی مبنی بر نقش طلا به‌عنوان یکی از مهم‌ترین دارایی‌های مرجع در بازارهای مالی بین‌المللی و تأثیر آن بر رفتار سایر بازارهای دارایی است.

اگرچه 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 بیت کوین 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 زیر صرفاً 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.

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

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

در پژوهش حاضر، از الگوریتم‌های فراابتکاری صرفاً به عنوان روش بهینه‌سازی پارامترهای شبکه عصبی استفاده شده است. در این چارچوب، الگوریتم ژنتیک با قابلیت جستجوی 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 به طور مستقیم ارزیابی شود.

جهت بررسی عملکرد مدل‌ها از شاخص‌های میانگین مربعات خطا^۱، جذر میانگین مربعات خطا^۲، ضریب تعیین^۳ و میانگین قدرمطلق خطا^۴ استفاده می‌شود که در ادامه رابطه هر کدام از این شاخص‌ها تعریف می‌شود. کلیه تجزیه و تحلیل‌های این تحقیق با استفاده از نرم افزارهای اکسل^۵، پایتون^۶، متلب^۷ و ایویوز^۸ 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، بصورت زیر تعریف می‌شوند. در روابط ذیل Target، مقادیر تابع هدف یعنی نرخ ارز و یا طلا و Y، مقادیر نرخ ارز و یا طلای برآورد شده توسط مدل می‌باشد.

$$\begin{aligned} \text{میانگین مربعات خطا} &= \frac{\sum (Target - y)^2}{n} \\ \text{جذر میانگین مربعات خطا} &= \sqrt{\frac{\sum (Target - y)^2}{n}} \\ \text{میانگین قدرمطلق خطا} &= \frac{\sum |Target - y|}{n} \\ R^2 &= \text{Correlation}(Target - y) \end{aligned}$$

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.

۴. یافته‌ها

۴/۱. 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

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

فرضیه‌های تحقیق، آمار توصیفی متغیرهای مورد استفاده در تحقیق مورد بررسی قرار گرفت. میانگین به عنوان یکی از پارامترهای مرکزی، نشان‌دهنده‌ی مرکز ثقل جامعه بوده و به عبارتی 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 می‌دهد. نتایج آمار توصیفی در جدول ۵ ارائه شده است.

جدول ۵. آمار توصیفی

شرح	میانگین	میانه	بیشترین	کمترین	انحراف استاندارد
یورو به دلار	۱/۱۹۳	۱/۱۵۹	۱/۴۶۸	۰/۹۸۱	۰/۱۱۷
دلار به یوآن	۶/۶۱۷	۶/۵۸۹	۷/۳۰۷	۶/۰۵۱	۰/۳۳۸
طلا	۱۵۲۷	۱۴۲۱	۲۶۴۲	۱۰۶۱	۳۲۶
بیتکوین	۱۲۲۷۳	۱۹۰۳	۶۷۷۱۳	۱۲	۱۸۳۰۶
ضریب تغییرات دلار در سال قبل	۲/۱۸۴	۲/۰۵۰	۳/۸۹۰	۰/۹۱۰	۰/۶۸۷
نرخ تورم آمریکا	۰/۲۰۵	۰/۲۰۰	۱/۳۰۰	-۰/۸۰۰	۰/۲۹۹
نرخ بهره آمریکا	۱/۱۷۱	۰/۱۹۰	۵/۳۳۰	۰/۰۵۰	۱/۶۷۲
رشد اقتصادی آمریکا	۰/۰۰۸	۰/۰۰۸	۰/۱۱۱	-۰/۱۰۵	۰/۰۲۱
شامخ (تغییرات در فعالیت‌های اقتصادی نسبت به ماه‌های گذشته)	۵۳/۴۲۷	۵۳/۳۰۰	۶۳/۴۰۰	۳۶/۱۰۰	۳/۴۹۳
تعداد شاغلان سالانه	۱۵۰۴۶۴	۱۵۱۱۳۲	۱۶۱۸۶۶	۱۳۳۱۸۵	۷۳۵۴
نرخ بیکاری	۰/۰۵۹	۰/۰۵۰	۰/۱۴۷	۰/۰۳۴	۰/۰۲۳
شاخص شاخص قیمت مصرف شخصی	۰/۰۰۲	۰/۰۰۱	۰/۰۰۷	-۰/۰۰۴	۰/۰۰۱
مجوزهای ساخت و ساز	۱/۱۸۷	۱/۲۳۰	۱/۹۰۰	۰/۵۲۰	۰/۳۴۹
سفارشات کالاهای با دوام	۰/۰۰۴	۰/۰۰۴	۰/۲۲۶	-۰/۱۸۲	۰/۰۴۴
شاخص بورس نیویورک	۱۱۸۹۲	۱۱۴۹۳	۱۹۵۱۶	۶۴۷۰	۳۱۶۴
قیمت نفت آمریکا	۷۱/۶۳	۷۳/۹۴	۱۱۶/۲۰	۸/۶۲	۲۲/۵۸
میزان تولید نفت آمریکا (شل)	۲۹۱۰۰۱	۲۸۹۴۴۰	۴۲۱۵۴۸	۱۳۴۰۱	۷۸۷۱۶
تراز تجاری	-۵۲/۵۱	-۴۷/۶۰	-۳۴/۲۰	-۱۰۹/۸۰	۱۳/۷۶
تعداد افرادی که درگیر کرونا شده‌اند	۵۸۴۳۸۹	۰	۲۰۴۴۴۷۶۴	۰	۱۹۰۱۸۰۴
قیمت طلا	۱۵۲۷	۱۴۲۱	۲۶۴۲	۱۰۶۱	۳۲۶

(منبع: یافته‌های پژوهش)

۴/۲. 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 داده های آموزش و آزمون، نرمال سازی داده ها، تعداد لایه های پنهان، تعداد نوروها در هر لایه، الگوریتم های یادگیری، تابع تبدیل، تابع عملکرد و نرخ یادگیری تعیین شود. از آنجائیکه روش سیستماتیک برای این تعیین ها وجود ندارد، بهترین طراحی از طریق تجربه و آزمون و خطا به دست می آید. داده های ورودی ابتدا با استفاده از رابطه ای نرمال سازی می شوند تا در بازه های معمولاً بین -۱ و ۱ قرار گیرند؛ این کار از بروز اثرات متفاوت تغییرات داده ها روی نوروها جلوگیری می کند و باعث بهبود توان پیش بینی مدل می شود (سرمیدان و همکاران، ۱۳۸۹).

$$y = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} * 2 - 1$$

جدول ۶. معماری ترکیب الگوریتم ژنتیک 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، شاخص (تغییرات در فعالیت های اقتصادی نسبت به ماه های 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 شده اند (توجه شود در پیش بینی قیمت طلا این بردار ۱۵ عضوی است).
خروجی	ارزهای پیش بینی شامل: یورو به دلار، دلار به یوان، طلا و بیت کوین است.
تعداد داده های آموزشی	۱۷۷ دیتا
مجموعه آموزشی	۸۰ درصد از کل داده ها
مجموعه تست	۲۰ درصد از کل داده ها
تعداد کل لایه ها	۲ لایه

پارامترهای شبکه عصبی	مشخصات
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. بدین ترتیب، در فرآیند آموزش هیچ‌گونه اطلاعات مربوط به دوره‌های آتی وارد مدل نشده و ساختار زمانی داده‌ها به‌طور 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 مؤثر 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 به‌عنوان مجموعه‌ای مستقل، برای ارزیابی توان تعمیم مدل بر روی داده‌های خارج از نمونه^۱ مورد استفاده قرار گرفته است. همچنین، در این پژوهش از مجموعه اعتبارسنجی^۲ 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. ازاین‌رو، ارزیابی نهایی عملکرد مدل صرفاً بر اساس مجموعه آزمون مستقل انجام شده است.

1. Out-of-Sample

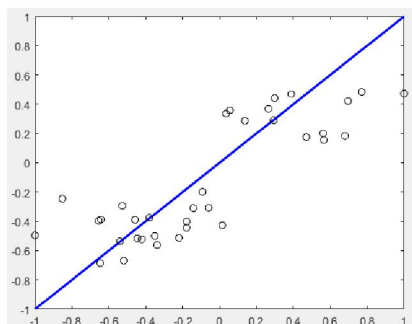
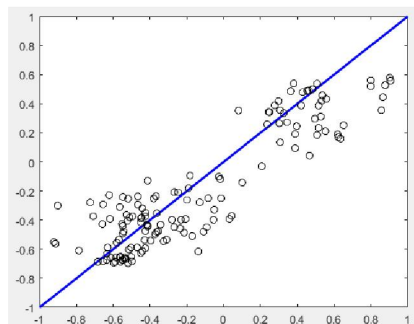
2. Validation Set

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 به صورت کاملاً ترتیبی و بدون استفاده از اطلاعات آینده به مجموعه‌های آموزش و آزمون تقسیم شدند تا از بروز سوگیری زمانی^۱ 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 فعال سازی 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 شماره ۶ نمایان است، در نهایت بهترین نوع شبکه که کمترین میزان خطا را دارد ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم ژنتیک با نوع تابع فعال سازی 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 ژنتیک با مشخصات گفته شده قرار داده شدند.

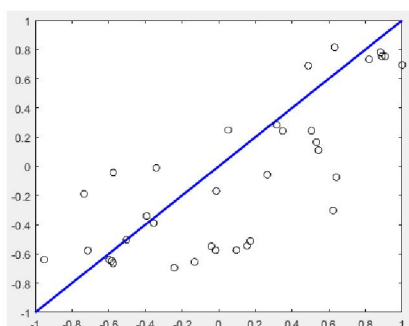
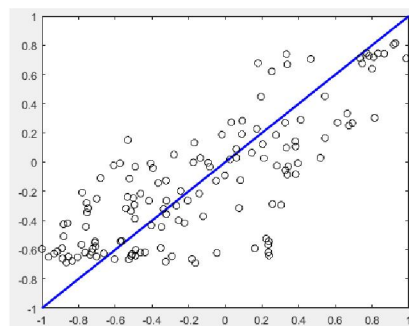
در ادامه مقدار ضریب تعیین مقادیر توابع هدف یعنی یورو به دلار، دلار به یوآن، طلا و بیتکوین و برآورد شده توسط ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم ژنتیک در دو مجموعه‌ی آموزش و تست برای کلیه توابع هدف در شکل‌های زیر نشان داده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، ضریب تعیین در مجموعه‌ی داده‌های آموزش برای توابع هدف یورو به دلار، دلار به یوآن، طلا و بیتکوین به ترتیب برابر ۰/۹۱۶۵، ۰/۸۸۲۴، ۰/۸۹۳۱ و ۰/۹۴۸۴ می‌باشد. این نتایج نشان می‌دهد که مدل ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک قادر است به ترتیب 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 مجموعه‌ی داده‌های آموزش و تست یورو به دلار



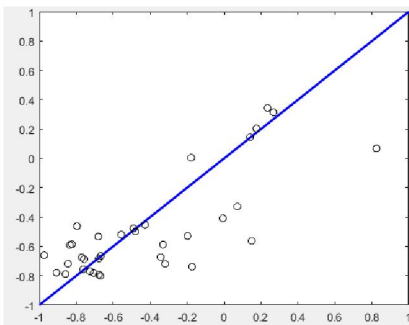
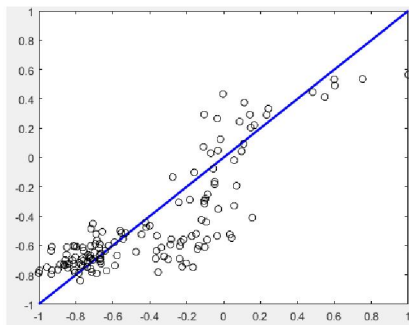
(منبع: یافته‌های پژوهش)

نمودار ۲. خط رگرسیونی مجموعه‌ی داده‌های آموزش و تست دلار به یوان



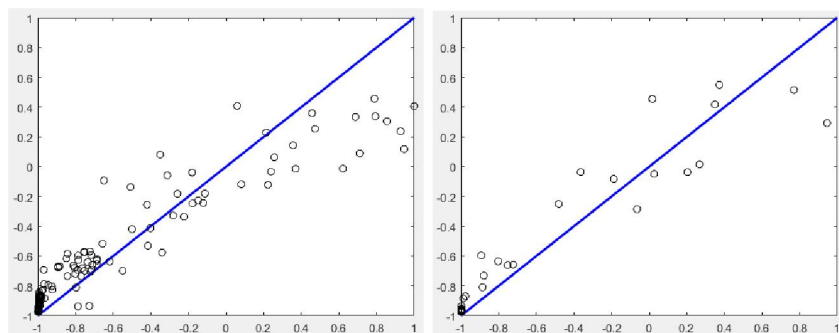
(منبع: یافته‌های پژوهش)

نمودار ۳. خط رگرسیونی مجموعه‌ی داده‌های آموزش و تست طلا



(منبع: یافته‌های پژوهش)

نمودار ۴. خط رگرسیونی مجموعه‌ی داده‌های آموزش و تست بیتکوین



(منبع: یافته‌های پژوهش)

در نهایت جهت بررسی عملکرد ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم ژنتیک در پیش بینی توابع هدف یورو به دلار، دلار به یوان، 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 یوان، طلا و بیتکوین از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۲ در جدول شماره ۸ قابل رویت می‌باشد.

همانطور که از جدول شماره ۸ ملاحظه می‌شود، شاخص عملکرد میانگین مربعات خطا در مجموعه داده‌های آموزش برای توابع هدف یورو به دلار، دلار به یوان، طلا و بیتکوین به ترتیب برابر ۰/۰۴۳، ۰/۰۸۵، ۰/۰۴۸ و ۰/۰۳۸ می‌باشد 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 یوان 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 و 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 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 یوان، 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 داده‌های آموزش و تست دارد. این نتایج نشان می‌دهد که مدل موردنظر توانسته است به‌طور مؤثری بهینه شود و دقت پیش‌بینی مطلوبی را ارائه دهد. از سوی دیگر، 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 مؤثری بوده و نتایج بیانگر عملکرد قابل قبول مدل در تمامی توابع هدف مورد بررسی هستند.

۴/۳. ترکیب الگوریتم گرگ خاکستری و شبکه عصبی جهت پیش‌بینی نرخ

های ارز منتخب تحقیق و طلا

در طراحی مدل ترکیبی الگوریتم گرگ خاکستری و شبکه عصبی، در واقع 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 سیستماتیک 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 زیر نرمالایز شد. در صورتی که داده‌ها به صورت خام وارد شبکه شود، به علت تغییرات زیاد داده‌ها، تاثیر متفاوتی بر روی شبکه گذاشته، به طوری که برخی از نرون‌ها خیلی زود به حد اتش رسیده، درحالی که برخی دیگر از نرون‌ها حتی به آستانه فعالیت نیز نرسیده‌اند و این باعث خواهد شد که توان پیش‌بینی مدل کاهش یابد (منهاج، ۱۳۸۴). لذا در ابتدا، داده‌ها با استفاده از رابطه زیر استاندارد می‌شوند، یعنی بین یک دامنه عددی که معمولا (۱ و -۱) می‌باشد، قرار می‌گیرند (سرمیدان و همکاران، ۱۳۸۹).

$$y = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} * 2 - 1$$

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

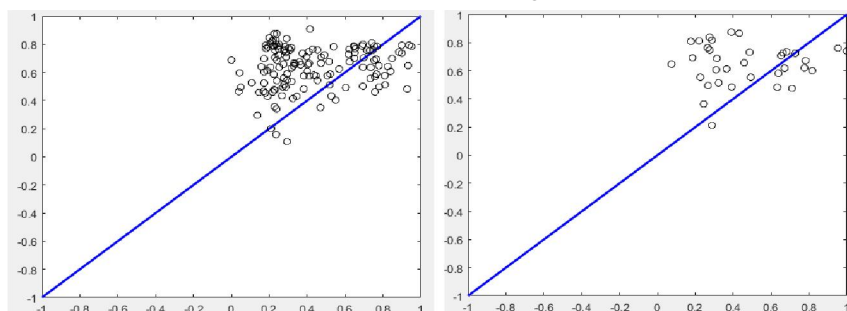
پارامترهای شبکه عصبی	مشخصات
ورودی	ماتریس ۱۶ عضوی شامل ضریب تغییرات دلار در سال قبل، نرخ تورم آمریکا، نرخ بهره آمریکا، رشد اقتصادی آمریکا، شامخ (تغییرات در فعالیتهای اقتصادی نسبت به ماههای گذشته)، تعداد شاغلان سالانه، نرخ بیکاری، شاخص قیمت مصرف شخصی، مجوزهای ساخت و ساز، سفارشات کالاهای با دوام، شاخص بورس نیویورک، قیمت نفت آمریکا، میزان تولید نفت آمریکا (شل)، قیمت طلا، تراز تجاری، تعداد افرادی که درگیر کرونا شده اند (توجه شود در پیش‌بینی قیمت طلا این بردار ۱۵ عضوی است).
خروجی	ارزهای پیش‌بینی شامل: یورو به دلار، دلار به یوان، 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)

همچنان 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 شماره 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.

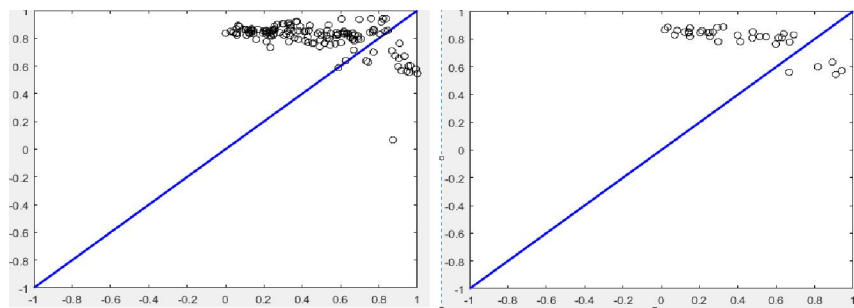
در ادامه مقدار ضریب تعیین مقادیر توابع هدف یعنی یورو به دلار، دلار به یوان، طلا و بیتکوین و برآورد شده توسط ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم گرگ خاکستری در دو مجموعه‌ی آموزش و تست برای کلیه توابع هدف در شکل‌های زیر نشان داده شده است. همان طور که ملاحظه می‌شود، ضریب تعیین در مجموعه‌ی داده‌های آموزش برای توابع هدف یورو به دلار، دلار به یوان، طلا و بیتکوین به ترتیب برابر 0.6591 ، 0.4947 ، 0.4251 و 0.5421 می‌باشد. این نتایج نشان می‌دهد که مدل ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم گرگ خاکستری قادر است به ترتیب 0.6591 ، 0.4947 ، 0.4251 و 0.5421 درصد از تغییرات متغیرهای هدف را در مجموعه داده‌های آموزش تبیین کند.

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



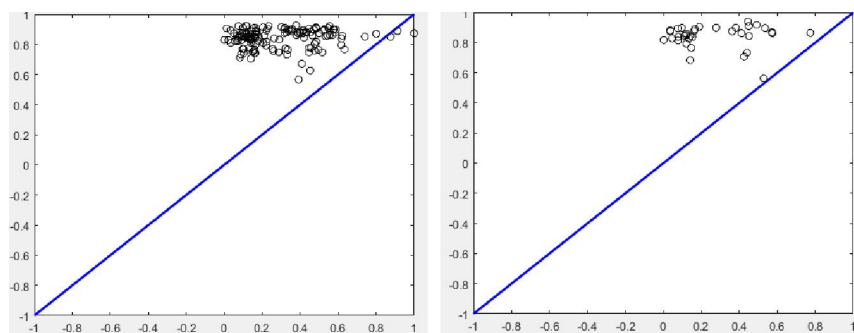
(منبع: یافته‌های پژوهش)

نمودار ۶. خط رگرسیونی مجموعه‌ی داده‌های آموزش و تست دلار به یوان



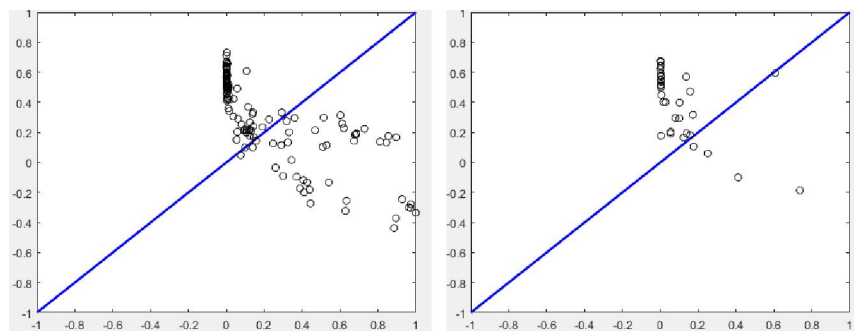
(منبع: یافته‌های پژوهش)

نمودار ۷. خط رگرسیونی مجموعه‌ی داده‌های آموزش و تست طلا



(منبع: یافته‌های پژوهش)

نمودار ۸. خط رگرسیونی مجموعه‌ی داده‌های آموزش و تست بیت‌کوین



(منبع: یافته‌های پژوهش)

در نهایت جهت بررسی عملکرد ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم گرگ خاکستری در پیش بینی 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 شماره ۸ ارائه شده است.

همانگونه که از جدول شماره 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 $0/113$ ، $0/229$ ، $0/336$ و $0/305$ می‌باشد و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر $0/106$ ، $0/272$ ، $0/379$ و $0/208$ 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 $0/336$ ، $0/6591$ و $0/283$ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر $0/326$ ، $0/6503$ و $0/267$ می‌باشد همچنین مقدار شاخص‌ها به ترتیب در مجموعه داده‌های آموزش برای دلار به یوآن برابر $0/4947$ ، $0/479$ و $0/417$ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر $0/522$ ، $0/4121$ و $0/469$ می‌باشد و مقدار شاخص‌ها به ترتیب در مجموعه داده‌های آموزش برای طلا برابر $0/579$ ، $0/4251$ و $0/542$ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر $0/615$ ، $0/4062$ و $0/577$ می‌باشد و در نهایت مقدار شاخص‌ها به ترتیب در مجموعه داده‌های آموزش برای بیتکوین برابر $0/553$ ، $0/5421$ و $0/478$ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر $0/456$ ، $0/5127$ و $0/394$ 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 $0/379$ و برای دلار به یوآن برابر با $0/272$ 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 $0/4062$ 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 نسبتاً بالا بوده و به ترتیب برابر با $0/577$ و $0/469$ است. این مقادیر بیانگر خطای قابل توجه در پیش‌بینی مقادیر دقیق است و بر عملکرد پایین مدل در این موارد تأکید 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، اگرچه 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 کاملاً 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 به گونه‌ای 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 تأیید می‌کند. از این رو، نمودارهای

رگرسیون در این پژوهش صرفاً 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 ذاتاً تحت تأثیر شوک‌های اقتصادی، تغییرات سیاست‌های پولی، تحولات ژئوپلیتیکی، تغییر انتظارات سرمایه‌گذاران و سایر شکست‌های ساختاری قرار دارند. از این رو، کیفیت مدل صرفاً 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 به طور همزمان ملاک قضاوت قرار می‌گیرند (Worden et al., 2023؛ 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.

۴/۴. مقایسه عملکرد الگوریتم‌ها بر اساس شاخص‌های تحقیق

در نهایت جهت بررسی عملکرد الگوریتم‌های مختلف در پیش‌بینی نرخ‌های 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 زیر 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 یوان	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 یوان	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 یوان	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	۰/۴۷۸	۰/۵۴۲۱
		تست	۰/۲۰۸	۰/۴۵۶	۰/۳۹۴	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، اگرچه 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. بحث 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 صرفاً 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 استفاده‌شده، 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 مبنای اقتصادی قابل دفاع نیز استوار باشد (شاگری و همکاران، ۱۳۹۹؛ Köse, Cohen & Aiche, 2023; et al., 2025)

ارزیابی مدل‌ها بر اساس معیارهای استاندارد نظیر میانگین مربعات خطا، جذر میانگین مربعات خطا، 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 می‌باشد 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 $0/209$ ، $0/9165$ و $0/091$ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر $0/261$ ، $0/8542$ و $0/123$ می‌باشد. همچنین مقدار شاخص‌ها به ترتیب در مجموعه داده‌های آموزش برای دلار به یوان برابر $0/291$ ، $0/8824$ و $0/173$ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر $0/324$ ، $0/7723$ و $0/212$ می‌باشد و مقدار شاخص‌ها به ترتیب در مجموعه داده‌های آموزش برای طلا برابر $0/219$ ، $0/8931$ و $0/175$ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر $0/262$ ، $0/8112$ و $0/193$ می‌باشد و در نهایت مقدار شاخص‌ها به ترتیب در مجموعه داده‌های آموزش برای بیت‌کوین برابر $0/194$ ، $0/9484$ و $0/139$ و در مجموعه داده‌های تست به ترتیب برابر $0/202$ ، $0/9435$ و $0/142$ می‌باشد 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 یوان، 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 داده‌های آموزش و تست دارد. این نتایج نشان می‌دهد که مدل موردنظر توانسته است به‌طور مؤثری بهینه شود و دقت پیش‌بینی مطلوبی را ارائه دهد. از سوی دیگر، 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 مؤثری 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 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 و 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 ارائه شده 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 نسبتاً 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 تأکید 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، اگرچه 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. بطور کلی از منظر علمی و آماری، می‌توان نتیجه گرفت که ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم ژنتیک در این پژوهش به‌عنوان کارآمدترین مدل ترکیبی معرفی می‌شود و می‌تواند به‌عنوان مبنایی برای توسعه سامانه‌های 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، به‌طور 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 ارائه‌شده صرفاً یک ابزار آماری نبوده بلکه روابط اقتصادی حاکم بر بازارهای مالی را نیز در فرآیند پیش‌بینی منعکس می‌کند (طالب‌لو و همکاران، ۱۴۰۳؛ گرگیچ مقدم و همکاران، ۱۴۰۴؛ 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 تأثیر 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. ازاین‌رو، 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 تأثیر 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.

۶. 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
- ✓ مقایسه مدل‌های ترکیبی مبتنی بر شبکه عصبی با مدل‌های مبنای کلاسیک نظیر ARIMA، Random Walk و VAR می‌تواند در پژوهش‌های آینده، ارزیابی جامع‌تری از مزیت نسبی روش‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی متغیرهای مالی فراهم سازد.
- ✓ به کارگیری آزمون‌های آماری مقایسه دقت پیش‌بینی، از جمله آزمون Diebold-Mariano، در پژوهش‌های آینده به عنوان مکمل شاخص‌های عملکرد
- ✓ طراحی و استقرار سامانه‌های هشدار زودهنگام برای پایش همزمان بازار ارز و طلا است.

✓ بررسی پایداری مدل در دوره‌های بحرانی

✓ استفاده از سایر الگوریتم‌های فراابتکاری

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 جلائی، 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. *تحقیقات اقتصادی*، ۴۵(۱۱)، ۷-۴۷. <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. *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>
- شاگری، عباس، بهرامی، جاوید و درخشان، حمیدرضا. (۱۳۹۹). بررسی تأثیر شفافیت انتشار اطلاعات اقتصاد کلان بر رفتار نرخ ارز؛ یک شبیه‌سازی. *پژوهشنامه اقتصادی*، ۲۰(۷۶)، ۵۴-۱. <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. *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 طولانی مدت کوتاه‌مدت (LSTM) در پیش‌بینی قیمت سهام.

- 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. *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 تأثیر نوسانات ارزی بر عملکرد شرکت‌ها: مطالعه موردی شرکت دخانیات ایران. *مصلنامه مدیریت توسعه و تحول*، ۴۹(۴)، ۱۱۵-۱۲۷.
 گودرزی‌فراهانی، یزدان و عادل، امیدعلی. (۱۴۰۱). رابطه سیاست پولی و جهش نرخ ارز در ایران. *اقتصاد پولی و مالی*، ۲۹، ۱۱۰-۱۳۶ -
<https://doi.org/10.22067/mfe.2022.73955.1138>
 گرگیچ‌مقدم، بهناز، اسفندیاری، مرضیه و اشرف‌گنجویی، رضا. (۱۴۰۴). بررسی اثر نااطمینانی متغیرهای کلان اقتصادی بر رفتار مصرفی خانوارهای ایرانی. *پژوهشنامه اقتصادی*، ۲۵(۹۶)، ۴۵-۸۶،
<https://doi.org/10.22054/joer.2026.88541.1296>
 منهج، محمداقرا. (۱۳۹۵). مبانی شبکه عصبی (هوش محاسباتی). انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر (پلی تکنیک 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 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. *پژوهش‌های جدید در مدیریت و حسابداری*، ۹۰(۱۰)، ۴۶۷-۴۸۷.
 هاشمی‌دیزج، عبدالرحیم، حاضری‌نیری، هاتف و پوروحسانی، 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*. *Monetary and Financial Economics*, 29, 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*. *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*. *Advanced Materials in Engineering*, 26(2), 67–75. [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. [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). 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*. 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*. 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>