



Providing a Model for Predicting the Financial behavior of Currency Pairs in the Forex Market

Elahe Hadizadeh 

Ph.D. Candidate, Department of Industrial Management, Rasht Branch, Islamic Azad University, Rasht, Iran. E-mail: elahe.hadizad@phd.iaurasht.ac.ir

Mohammad Taleghani * 

*Corresponding Author, Associate Prof., Department of Industrial Management, Rasht Branch, Islamic Azad University, Rasht, Iran. E-mail: taleghani@iaurasht.ac.ir

Soghra Barari Nokashti 

Assistant Prof., Department of Accounting, Rasht Branch, Islamic Azad University, Rasht, Iran. E-mail: barari@iaurasht.ac.ir

Abstract

Objective: The present paper aims to achieve a suitable model for predicting the behavior of major currency pairs in the Forex market based on the chaos theory and a hybrid algorithm.

Methods: This is an applied research study. The statistical population of the current study included the major currency pairs present in the Forex market having the largest trading shares (dollars, pounds, euros, and yen). The population comprised a total of 3,888 views i.e. 1,296 views for each currency pair. The trading period lasted from the beginning of January 2017 until the end of 2021. After examining the data and establishing the existence of chaos among the data, using two BDS tests and Lyapunov maximum view, three combined models were tested to achieve the best and most reliable status.

Results: According to the results obtained from the BDS test and the maximum view of Lyapunov, there was chaos in the data of the three examined currency pairs. In addition, the chaos model with perceptron multilayer and elite non-dominant sorting genetic algorithm performed better than other models in this study. The values of the Tails inequality coefficient and DM test statistics also

indicated the hybrid superiority of the chaos model with perceptron multilayer and elite non-dominant genetic sorting algorithm.

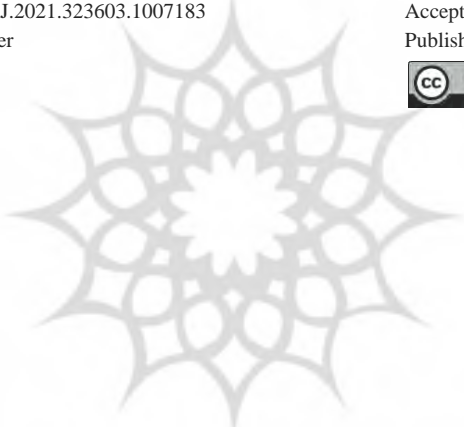
Conclusion: The results proved the chaos model with perceptron multilayer and elite non-dominant sorting genetic algorithm to be superior to the other two hybrid models.

Keywords: Behavior prediction, Forex, Modeling, Hybrid.

Citation: Hadizadeh, Elahe; Taleghani, Mohammad & Barari Nokashti, Soghra (2022). Providing a Model for Predicting the Financial behavior of Currency Pairs in the Forex Market. *Financial Research Journal*, 24(2), 257-282. <https://doi.org/10.22059/FRJ.2021.323603.1007183> (in Persian)

Financial Research Journal, 2022, Vol. 24, No.2, pp. 257-282
Published by University of Tehran, Faculty of Management
<https://doi.org/10.22059/FRJ.2021.323603.1007183>
Article Type: Research Paper
© Authors

Received: May 17, 2021
Received in revised form: August 11, 2021
Accepted: September 29, 2021
Published online: August 30, 2022



پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
رتال جامع علوم انسانی

ارائه الگویی برای پیش‌بینی رفتار مالی جفت ارزها در بازار فارکس

الهه هادی‌زاده

دانشجوی دکتری، گروه مدیریت صنعتی، واحد رشت، دانشگاه آزاد اسلامی، رشت، ایران. رایانامه: elahe.hadizad@phd.iaurasht.ac.ir

محمد طالقانی*

* نویسنده مسئول، دانشیار، گروه مدیریت صنعتی، واحد رشت، دانشگاه آزاد اسلامی، رشت، ایران. رایانامه: taleghani@iaurasht.ac.ir

صغری براری نوکاشتی

استادیار، گروه حسابداری، واحد رشت، دانشگاه آزاد اسلامی، رشت، ایران. رایانامه: barari@iaurasht.ac.ir

چکیده

هدف: مقاله حاضر با هدف دستیابی به مدلی مناسب برای پیش‌بینی رفتار جفت ارزهای اصلی در بازار فارکس، بر اساس نظریه آشوب و الگوریتم هیبرید صورت پذیرفته است.

روش: این پژوهش از نوع کاربردی است. جفت ارزهای اصلی حاضر در بازار فارکس، دلار/ین، دلار/پوند و دلار/یورو هستند و بیشترین سهم معاملاتی را به خود اختصاص داده‌اند؛ از این رو برای اجرای پژوهش حاضر، این جفت ارزها به‌عنوان جامعه آماری انتخاب شد و در مجموع ۳۸۸۸ مشاهده (برای هر جفت ارز ۱۳۹۶ مشاهده) را دربرگرفت. بازه زمانی معاملات از ابتدای ژانویه ۲۰۱۷ تا انتهای سال ۲۰۲۱ بود. پس از بررسی داده‌ها و احراز وجود آشوب در میان داده‌ها که با استفاده از دو آزمون BDS و حداکثر نمای لیاپانوف صورت پذیرفت، به آزمون مدل‌های سه‌گانه ترکیبی برای دستیابی به بهترین و مطمئن‌ترین حالت پیش‌بینی‌کننده اقدام شد.

یافته‌ها: یافته‌ها نشان می‌دهد که در داده‌های هر سه جفت ارز بررسی‌شده با توجه به آزمون BDS و حداکثر نمای لیاپانوف، وجود آشوب تأیید می‌شود. همچنین مدل آشوب همراه با چندلایه پرسپترون و الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی غیرمسلط نخبه، نسبت به سایر مدل‌های مطرح در این پژوهش، عملکرد بهتری داشته است. مقادیر ضریب نابرابری تیلز و آمار آزمون DM نیز برتری هیبریدی مدل آشوب همراه با چندلایه پرسپترون و الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی غیرمسلط نخبه را نشان می‌دهد.

نتیجه‌گیری: یافته‌ها نشان داد که مدل آشوب همراه با چندلایه پرسپترون و الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی غیرمسلط نخبه، از دو مدل ترکیبی دیگر بهتر است.

کلیدواژه‌ها: پیش‌بینی رفتار، فارکس، مدل‌سازی، هیبریدی.

استناد: هادی‌زاده، الهه؛ طالقانی، محمد و براری نوکاشتی، صغری (۱۴۰۱). ارائه الگویی برای پیش‌بینی رفتار مالی جفت ارزها در بازار فارکس. *تحقیقات مالی*، ۲۴(۱)، ۲۵۷-۲۸۲.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۲/۲۷

تاریخ ویرایش: ۱۴۰۰/۰۵/۲۰

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۷/۰۷

تاریخ انتشار: ۱۴۰۱/۰۶/۰۸

doi: <https://doi.org/10.22059/FRJ.2021.323603.1007183>

تحقیقات مالی، ۱۴۰۱، دوره ۲۴، شماره ۱، صص. ۲۵۷-۲۸۲

ناشر: دانشکده مدیریت دانشگاه تهران

نوع مقاله: علمی پژوهشی

© نویسندگان

مقدمه

بازار ارز فارکس، بازار معاملات ارزی با گستره‌ای جهانی است. بنابر اعلام بانک بین‌المللی تسویه حساب^۱، میانگین مبادلات در بازار فارکس طی سال ۲۰۱۹ برابر با ۶/۶ تریلیون دلار در روز بوده است. این بازار سال‌ها قبل با توجه به نیازمندی بین کشورها به مبادلات تجاری و تبدیل ارزها به هم خلق شد؛ ولی بعد از مدتی، به‌عنوان فرصتی برای سرمایه‌گذاری در کانون توجه قرار گرفت. به‌وجود آمدن سیستم ارز شناور، زمینه‌ی ایجاد بازار فارکس را فراهم نمود. این بازار به‌صورت شبانه‌روزی فعال است و هیچ مرز و محدودیت فیزیکی ندارد و در سراسر یک روز کاری از مراکز مهم مالی از شرق به غرب منتقل می‌شود (حاجی غیائی فرد و نیکو مرام، ۱۳۹۸).

در بازار فارکس بازیگران مختلفی از جمله بانک‌ها، صندوق‌های پوشش ریسک و بیمه، شرکت‌ها و نهادهای مالی با دو هدف تجارت و یا سفته‌بازی اقدام به تبدیل ارزهای مختلف به یکدیگر می‌نمایند. با گسترش تکنولوژی و اینترنت هر فرد حقیقی یا حقوقی به‌عنوان یک معامله‌گر (تریدر) می‌تواند به‌صورت برخط و لحظه‌ای وارد بازار شده و به آن دسترسی داشته باشند.

تغییر نرخ برابری ارزها در بازار، روزانه حدود ۱ درصد است؛ اما با استفاده از اعتبار اهرمی، سرمایه‌گذاران می‌توانند در دامنه، ۱ تا ۵۰۰ برابر سرمایه خود را در معامله به‌کار بگیرند که این امر موجب می‌شود معامله‌گران خرد، رغبت و انگیزه حضور در معاملات را در خود احساس کنند. ریسک ناشی از سود یا زیان استفاده از اهرم مالی با درجات مختلف فقط برعهده معامله‌گر خواهد بود. در صورت سوددهی معامله با استفاده از اهرم معاملاتی تمامی آن متعلق به معامله‌گر است؛ ولی در صورت عکس این اتفاق، یعنی وقوع ضرر، کل زیان از سرمایه کسر خواهد شد. چنانچه زیان از کل سرمایه بیشتر باشد، به‌طور اتوماتیک حساب از سوی کارگزار بسته خواهد شد. معامله‌گر نیز کل سرمایه خود را از دست می‌دهد. طبق تجارب قبلی، اغلب معامله‌گران خرد در بازار فارکس متضرر شده و کل حساب خود را از دست می‌دهند. برخی آمارهای مرتبط حاکی از آن است که ۹۰ تا ۹۵ درصد معامله‌گران سفته‌باز، فقط طی شش‌ماه تا یک سال، کل سرمایه خود را در این بازار از دست می‌دهند (دراکلن^۲، ۲۰۰۸).

وظیفه چالش‌برانگیز در پیش‌بینی سری زمانی مالی، ایجاد مدل پیش‌بینی صحیحی است که تغییرات پنهان و آشکار در داده‌ها را به تصویر بکشد. در این زمینه، مدل‌های پیش‌بینی ترکیبی (هیبریدی) در الگوهای مدل‌سازی، که با ترکیب مدل‌های مختلف پیش‌بینی در حالات مختلف، با ارائه پیش‌بینی‌های برتر در مقایسه با نمونه‌های مستقل خود، عملکرد بهتری را نشان می‌دهند. حال مسئله‌ای که طرح می‌شود این است که چگونه می‌توان با به‌کارگیری نظریه آشوب و آزمون‌های آن (آزمون BDS و آزمون حداکثر نمای لیاپانوف) به مدل هیبریدی مناسب جهت پیش‌بینی رفتار جفت ارزهای اصلی در بازار فارکس دست یافت؟

پیشینه پژوهش

الگوریتم‌های تکاملی چندهدفه (MOEA)، شامل بهینه‌سازی ازدحام ذرات چندهدفه (MOPSO) و الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی غیرمسلط نخبه (NSGA-II) در حل مسائل بهینه‌سازی چندهدفه، از عملکرد مناسبی برخوردارند. الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی غیرمسلط نخبه، الگوریتم مرتب‌سازی نامشخص را بهبود بخشیده و پیچیدگی محاسباتی را کاهش می‌دهد. در این مقاله هیبریدهای سه‌مرحله‌ای، شامل آشوب همراه با چندلایه پرستون، به‌علاوه بهینه‌سازی ازدحام ذرات چندهدفه^۱ در کانون توجه قرار گرفته و برای پیش‌بینی سری زمانی مالی، از جمله جفت ارزهای دلار/ین، دلار/پوند و دلار/یورو استفاده شده است. در گذشته، وجود آشوب در رفتارهای سری زمانی نوعی اختلال در نظر گرفته می‌شد (کاپیتانیاک^۲، ۲۰۰۵: ۳ به نقل از شاکری، همایونی‌فر، فلاحی و شعرفاف تبریزی، ۱۳۹۴).

بازارهای مالی و پولی محلی مناسب برای به‌کارگیری نظریه آشوب است؛ زیرا نظریه‌های موجود در اقتصاد مالی و پولی حاکی از آن هستند که متغیرهای پولی، مانند نرخ ارز، تصادفی بوده و در نتیجه، تغییرات آنها پیش‌بینی‌ناپذیر است. در صورت کشف نظم نهایی در روند متغیرهای پولی امکان دستیابی به سود فراهم می‌شود. در فرایند مدیریت ریسک مالی، پرتفوی سهام شرکت‌های سرمایه‌گذاری مؤثر است. از این رو، شناخت ساختار قیمت این کالا و مدل‌سازی آن همواره مورد توجه پژوهش‌های اقتصادی بوده و تلاش‌هایی نیز برای بررسی علت نوسانات و پیش‌بینی آن صورت گرفته است (شاکری و همکاران، ۱۳۹۴). سری‌های زمانی در کوتاه‌مدت قابلیت پیش‌بینی دارند که این امر با استفاده از آزمون‌هایی همچون حداکثر نمای لیاپانوف و BDS در دسترس است.

پیشینه تحقیقات در این زمینه بیانگر نکاتی است که در راستای پژوهش حاضر قابل توجه هستند. سیف، جمشیدی نوید، قنبری و اسماعیل‌پور (۱۴۰۰) در مقاله‌ای با عنوان «پیش‌بینی روند بورس سهام ایران با استفاده از نوسان‌نمای موج الیوت و شاخص قدرت نسبی» به این نتیجه رسیده‌اند که در شاخص بورس اوراق بهادار تهران، شناسایی امواج الیوت امکان‌پذیر است و الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم، قادرند، روند شاخص کل را برای آینده با دقت بالای ۹۰ درصد پیش‌بینی کنند.

پیمانی فروشانی، حسین‌ارضا، صالحی و صالحی (۱۳۹۹) در مقاله‌ای با عنوان «بازدهی معامله‌ها براساس نمودارهای شمعی در بورس اوراق بهادار تهران» که در مجله تحقیقات مالی به چاپ رسیده است، به این نتیجه رسیده‌اند که بدون مدنظر قرار دادن روند یا گردش معامله‌ها، شمع فروش در دوره نگهداری ۱۰ روزه و شمع‌های خرید در دوره نگهداری ۱۰ روزه، بیشترین بازدهی را (بیش از هزینه‌های معامله‌ها) به همراه دارند. با بررسی نمودارهای روندهای صعودی و نزولی، عملکرد نمودارها افزایش خواهد یافت. همچنین با در نظر گرفتن گردش معامله‌ها، بهترین بازدهی، مربوط به شمع خرید در روند صعودی و در گروه شرکت‌های با ارزش معامله‌های متوسط و دوره نگهداری ۱۰ روزه است. از سوی دیگر، نتایج پژوهش دلیلی بر توصیه به اتخاذ دیدگاه کوتاه‌مدت در دوره‌های نزولی است با توجه به نتایج، سرمایه‌گذاران می‌توانند

1. Chaos + MLP + MOPSO
2. Kapitanayak

بر مبنای افق زمانی مد نظر خود و بر اساس شرایط صعودی و نزولی و از بین شرکت‌های با گردش معامله‌های مختلف از الگوی منتخب ذکر شده برای کسب بازدهی در بورس اوراق بهادار تهران استفاده کنند.

چاوشی، تهرانی و عباسیان (۱۳۹۹) در مقاله‌ای با عنوان «طراحی مدلی برای رتبه‌بندی صندوق‌های سرمایه‌گذاری در ایران با استفاده از رویکرد ارزیابی ریسک سیستمی براساس مدل‌های CoVaR و MES، SES، LTD» انجام دادند. آنها با استفاده از روش تحلیل ترکیبی رگرسیون چندکی (کواتیل) - تاپسیس، ریسک سیستمی را با چهار مدل ارزش در معرض خطر شرطی (ΔCoVaR)، زیان مورد انتظار سیستمی (SES)، سهم حاشیه‌ای زیان مورد انتظار (MES) و وابستگی دنباله پایین (LTD) در صندوق‌ها ارزیابی کردند و بیشترین تأثیر و کمترین تأثیر صندوق‌ها در سیستم مشخص شد. وجه اشتراک این پژوهش با مقاله حاضر، رسیدن به مدلی مناسب جهت ارائه معامله‌گران حاضر در بورس‌های مختلف است.

طباطبایی و پاک گوهر (۱۳۹۹) در مقاله‌ای با عنوان «مدل‌سازی سری زمانی مقادیر فرین براساس رویکرد تحلیل طیفی» به این نتیجه رسیدند که با استفاده از یافته‌های حاصل از روش ارائه شده، چرخه ۴۶۰ روزه می‌تواند مناسب‌ترین و باکیفیت‌ترین چرخه در شناسایی نوسان موجود در سری زمانی بررسی شده باشد. همچنین، بر اساس این چرخه، پارامترهای الگوی سینوسی برآورد شده، معنادارند. آزمون نکویی برازش نیز نشان داد که می‌توان ۷۸ درصد از تغییرات بازدهی را به کمک الگوی ارائه شده، شناسایی کرد و به‌کارگیری رویکرد ترکیبی تحلیل سری زمانی و طیف نگار، برای توصیف رفتار سری زمانی بازدهی سهام شرکت‌ها، صلاحیت لازم را دارد. از این رو، می‌توان از الگوی ارائه شده برای پیش‌بینی و تحلیل در بازار سرمایه بهره برد. وجه اشتراک هر دو مقاله، رسیدن به این نقطه است که هیچ داده‌ای در نوسان‌های بازارهای بورسی دنیا تصادفی نیست و از الگوهای خاصی پیروی می‌کند؛ اما در مقاله حاضر، الگوی هیبریدی ترکیبی توانسته است بیش از درصد به‌دست‌آمده در مقاله طباطبایی و پاک گوهر توانایی پیش‌بینی نوسان‌ها را داشته باشد.

طالبی، آقابابایی و سعیدی کوشا (۱۳۹۹) در مقاله‌ای تحت عنوان «بررسی کم واکنشی بورس تهران پس از رخداد‌های شدید بازار» به این نتیجه رسیدند که وجود کم واکنشی کوتاه مدت در بورس تهران، ممکن است از وجود سقف نوسان روزانه ۵ درصدی بازار نشئت گرفته باشد. فارغ از علت به‌وجود آمدن این پدیده، سرمایه‌گذاران می‌توانند با اتخاذ موقعیتی مناسب، در روزهای پس از وقوع رخداد شدید، به کسب سود بیشتر از بازار بپردازند. بر اساس یافته‌های این پژوهش، پس از وقوع رخداد‌های شدید بورس تهران، شاهد وقوع پدیده کم واکنشی بودیم. این پدیده، به‌خصوص در روزهای ابتدایی پس از وقوع رخداد‌های شدید منفی، شدیدتر بود. اتخاذ موقعیت مومنتوم توانست به کسب بازدهی مازاد در مقایسه با بازدهی بازار منجر شود. همچنین در هیچ یک از حالات بررسی شده، وجود بیش واکنشی کوتاه‌مدت ثابت نشد. حاجی‌غیائی فرد و نیکو مرام (۱۳۹۸) در مطالعه خود به آسیب‌شناسی مکانیزم انجام معاملات در بازار ارز جهانی (فارکس) و ارائه مدل پیشنهادی بازار متشکل ارزی مبتنی بر واقعیت اقتصادی کشور پرداختند که نتیجه مطالعه آنها نشان می‌دهد بررسی مکانیزم معاملات در بازار فارکس می‌تواند به‌عنوان یک راه حل مناسب برای سیاست‌های ارزی در جهت ایجاد مدل مناسب بازار ارز کشور در نظر گرفته شود.

نیکوسخن (۱۳۹۷) با استفاده از داده‌های شاخص کل قیمت و بازده نقدی در بورس اوراق بهادار تهران طی بازه ۱۰ساله مدلی ترکیبی با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی چندهدفه برای کمینه‌سازی خطای پیش‌بینی و انتخاب متغیرهای ورودی بهینه ارائه کرد و نشان داد که این مدل در مقایسه با مدل ARIMA از دقت پیش‌بینی بیشتری برخوردار است.

رستگار و دستپاک (۱۳۹۶) با بیان اینکه شکاف بین زمان دریافت سیگنال خرید/فروش و آغاز روند تغییر قیمت در بازارهای نوظهور، بستر مناسبی برای پیاده‌سازی سیستم‌های معامله‌ها الگوریتمی ایجاد می‌کند به ارائه مدل معامله‌های با فراوانی زیاد، همراه با مدیریت پویای سبد سهام به روش یادگیری تقویتی در بورس اوراق بهادار تهران پرداختند و نشان دادند که عملکرد مدل ارائه شده در بازارهای نزولی و عادی، بهتر از استراتژی خرید و نگهداری است.

رجبی و خالوزاده (۱۳۹۳) از الگوریتم‌های تکاملی چندهدفه برای حل مسئله بهینه‌سازی چندهدفه سبد سرمایه در بورس اوراق بهادار تهران بهره بردند. آنها الگوریتم ژنتیک چندهدفه با مرتب‌سازی نامغلوب (NSGA-II) و بهینه‌سازی چندهدفه ازدحام ذرات (MOPSO) را با یکدیگر مقایسه کردند. براساس نتایج به دست آمده، الگوریتم ژنتیک چندهدفه با مرتب‌سازی نامغلوب نسبت به بهینه‌سازی چندهدفه ازدحام ذرات، عملکرد بهتری ارائه کرده است.

طیعی، معینی و زمانی (۱۳۹۱) با استفاده از نظریه فرایندهای تصادفی، به مدل‌سازی اجتناب‌ناپذیری زیان اکثریت معامله‌گران در بازار فارکس پرداختند و نتایجی که به دست آوردند، نشان می‌دهد که زیان اکثریت معامله‌گران در بازار فارکس به لحاظ نظری و تجربی اجتناب‌ناپذیر است. ارزیابی تجربی کاربرد مدل فوق با استفاده از داده‌های قیمت جفت ارزها در بازه زمانی ۱ روزه، حد فاصل سال‌های ۲۰۰۹ تا ۲۰۱۰ احتمال زیان بیش از ۹۰ درصد برآورد شده است. ارزشهای افزایش اعتبار اهرمی نیز احتمال زیان اکثر معامله‌گران را افزایش می‌دهد.

مورای و صنعتی^۱ (۲۰۱۸) در پژوهشی دریافتند که بین واکنش بازار سهام به اخبار مثبت در مقابل اخبار منفی، پیرامون یک شرکت اختلاف شایان توجهی وجود دارد. بدین شکل که شوک‌های قیمتی مثبت به صورت معکوس و شوک‌های قیمتی منفی با انحراف نمایان می‌شوند. این بدان معناست که بازار سهام، به اخبار مثبت واکنش بیش از انتظار و به اخبار منفی واکنشی کمتر از انتظار نشان می‌دهد.

پرادپکومار و راوی^۲ (۲۰۱۷) در مطالعه خود با بررسی پیش‌بینی سری زمانی مالی با استفاده از هیبریدهای نظریه آشوب، پرسپترون چندلایه و الگوریتم‌های تکاملی چندهدفی دریافتند که الگوریتم ترکیبی آشوب همراه با چندلایه پرستون، به علاوه الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی غیرمسلط نخبه (Chaos + MLP + NSGA-II) پیش‌بینی‌های بهتری نسبت به سایر مدل‌های ترکیبی سه مرحله‌ای دیگر، از جمله آشوب همراه با چندلایه پرستون و بهینه‌سازی ازدحام ذرات چندهدفه و مدل آشوب همراه با چندلایه پرستون به علاوه ازدحام ذرات به دست آورده است. این در حالی است که مدل‌های ترکیبی دو مرحله‌ای مانند آشوب همراه با ازدحام ذرات، آشوب همراه با بهینه‌سازی ازدحام ذرات چندهدفه و مدل آشوب همراه با الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی غیرمسلط نخبه از منظر میانگین خطای مربع (MSE) و آمار تغییر

1. Murray & Sanati

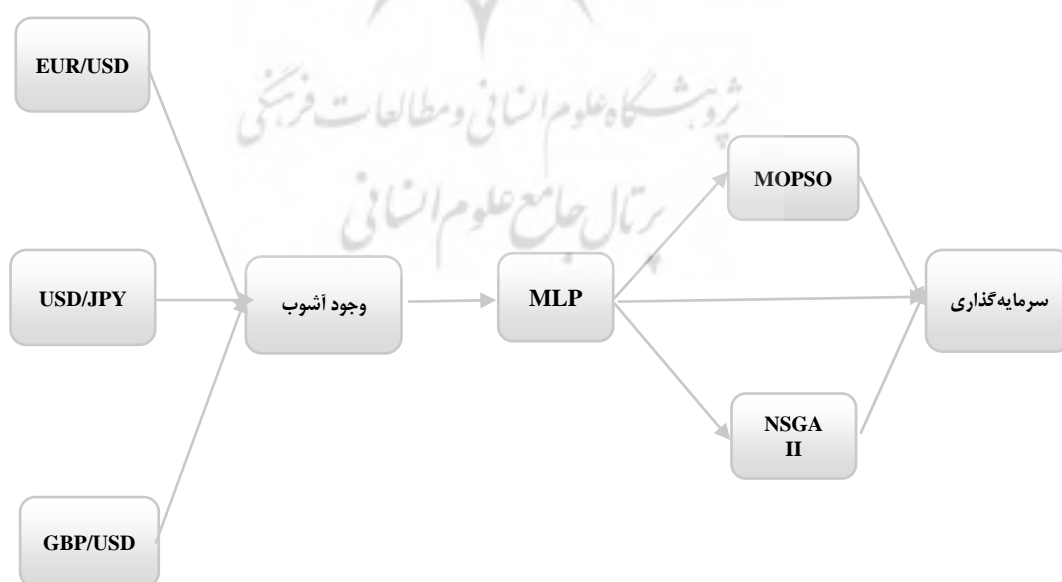
2. Pradeepkumar & Ravi

جهت (Dstat) نیز برتری مدل سه مرحله‌ای آشوب همراه با چندلایه پرستون به‌علاوه الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی غیرمسلط نخبه را نشان می‌دهد. ضریب نابرابری تیل محاسبه شده نیز برتری مدل ترکیبی آشوب همراه با چندلایه پرستون به‌علاوه الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی غیرمسلط نخبه را نسبت به مدل آشوب همراه با چندلایه پرستون و بهینه‌سازی ازدحام ذرات چندهدفه در تمام مجموعه‌های داده‌ها تأیید می‌کند. سرانجام، آزمایش دیبلد - ماریانو نشان می‌دهد که عملکرد مدل هیبریدی آشوب همراه با چندلایه پرستون به‌علاوه الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی غیرمسلط نخبه، از نظر آماری نسبت به مدل آشوب همراه با چندلایه پرستون و بهینه‌سازی ازدحام ذرات چندهدفه و سایر هیبریدها در تمام مجموعه‌های داده قابل توجه است.

آنچه در بررسی پیشینه‌های تحقیقاتی مشخص است، در هیچ یک از مقالات به چاپ رسیده در داخل کشور الگویی هیبریدی ترکیبی، آن هم در بازاری به گستردگی فارکس مورد توجه واقع نشده است و از این منظر پژوهش حاضر دارای نوآوری است.

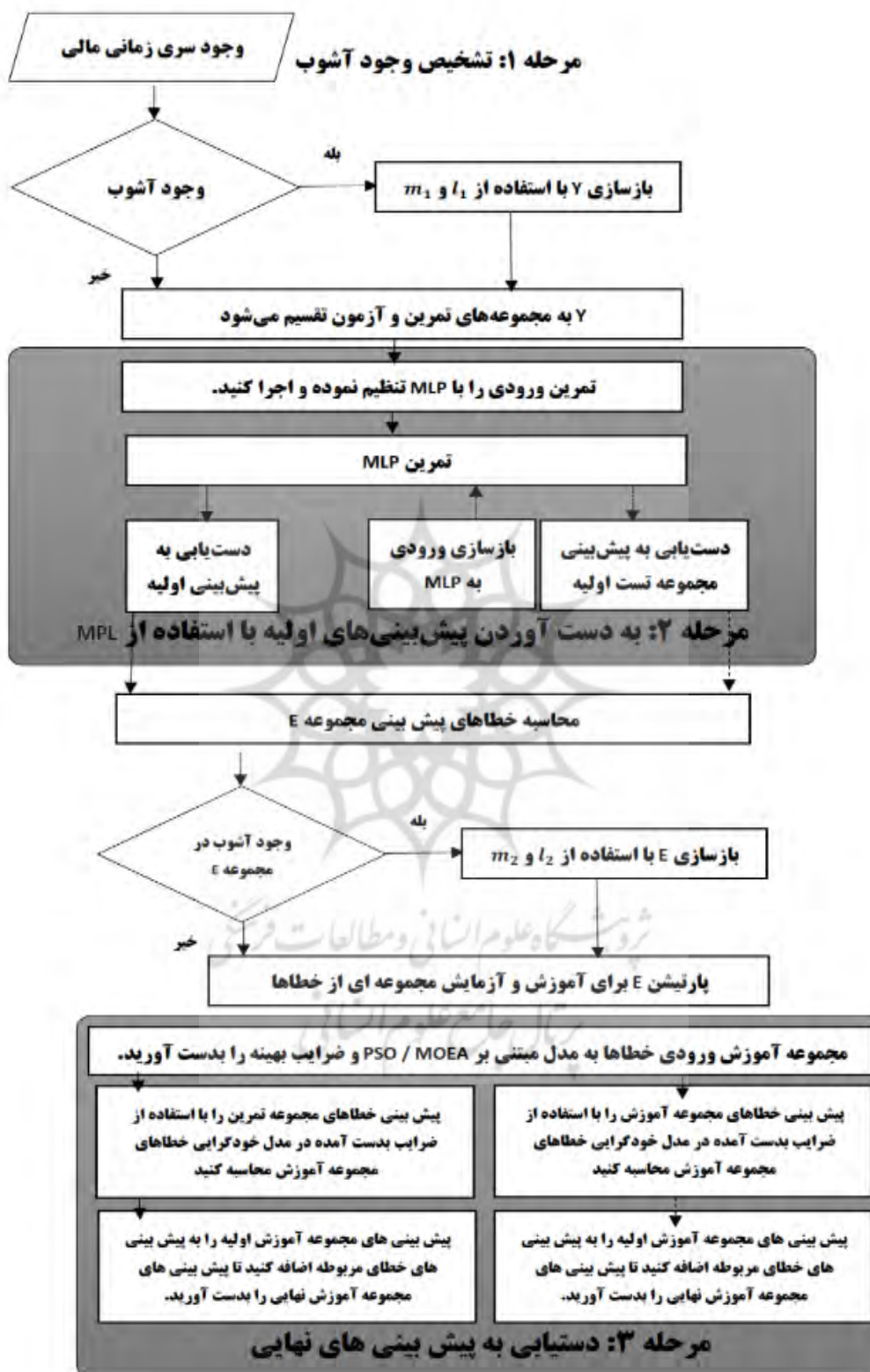
مدل مفهومی تحقیق

در این بخش مدل اولیه تحقیق ارائه شده است. مدل مفهومی تحقیق، ترکیبی از روش آشوب به همراه پرسپترون چندلایه (MLP)، بهینه‌سازی ازدحام ذرات چندهدفه (MOPSO) و الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی غیرمسلط نخبه (NSGAI) است که می‌خواهد از بین این سه مدل به یک مدل مناسب در الگوی مطلوب خود دست‌یابد تا بتواند پیش‌بینی مناسب و بجایی از بازارهای مالی دارای سری زمانی ارائه دهد.



شکل ۱. مدل مفهومی پژوهش

فلوچارت پیشنهادی تحقیق در شکل ۲ به نمایش گذاشته شده است.



شکل ۲. مدل الگوریتم ترکیبی (هیبریدی)

روش‌شناسی پژوهش

پژوهش حاضر از نوع کاربردی است، زیرا توانایی کمک به انجام معاملات در بازار فارکس را برای معامله‌گران خرد و کلان فراهم می‌کند. از نظر ماهیت توصیفی است؛ زیرا با استفاده از مطالعات کتابخانه‌ای، وب‌سایت‌های مطرح در این زمینه، مقاله‌ها و فصلنامه‌ها انجام شده است. از نظر داده کمی است؛ زیرا در زمان باز شدن و بسته شدن هر جفت ارز در بازه‌های زمانی مختلف، قیمت آن به‌عنوان داده کمی ثبت می‌گردد.

آزمون‌های نظریه آشوب

آزمون BDS: روشی غیرمستقیم برای آزمون غیرخطی بودن است. آزمون BDS برای تعیین عدم وجود وابستگی است و برای آزمون پسماندهای به‌دست‌آمده از ساختارهای غیرخطی استفاده می‌شود. این آزمون، براساس تصادفی بودن هم‌بستگی کلی، به کمک انتگرال هم‌بستگی برای سنجش غیرخطی بودن آشوب در یک فرایند کلی استفاده می‌شود. دو دیدگاه معین و تصادفی برای داده‌های اقتصادی در فرایندهای غیرخطی وجود دارد. فضای m بُعدی این گونه تعریف می‌شود:

history: X_t^1 (رابطه ۱)

history: $X_t^2 = (X_{t-1}, X_t)$ (رابطه ۲)

history: $X_t^m = (X_{t-m+1}, \dots, X_t)$ (رابطه ۳)

با کمک نظریه آشوب، مفهوم هم‌بستگی فضایی در آزمون BDS استفاده می‌شود. عبارت $X_t (t = 1 \dots T)$ را در نظر بگیرید، اگر T تعداد مشاهدات و m ابعاد آن باشد، با در نظر گرفتن نظریه تیکنن^۱ (۱۹۸۱) جهت بررسی پویایی سیستم، از طریق آزمون غیرخطی، به محاط نمودن داده‌های یک الگوی چندمتغیره با یک سری زمانی اقدام می‌شود که در آن «بعد محاط» برابر است با m منهای تاریخچه که نشان‌دهنده یک نقطه در فضای m -بُعدی است که با استفاده از روابط زیر محاسبه خواهد شد:

$X_1^m = (X_1, X_2, \dots, X_m)$ (رابطه ۴)

$X_2^m = (X_2, X_3, \dots, X_{m+1})$ (رابطه ۵)

$X_{T-m}^m = (X_{T-m}, X_{T-m+1}, \dots, X_{T-1})$ (رابطه ۶)

اگر X یک بردار m بُعدی، به شکل زیر باشد:

$$X_t^m = (X_t, X_{t+1}, \dots, X_{t+m-1}) \quad \text{رابطه ۷}$$

همبستگی بین نقاط با استفاده از انتگرال همبستگی محاسبه می‌شود. روابط ۴ تا ۷ درصددند که وجود همبستگی در نقاط بُعد محاط را نشان دهند. در صورت وجود همبستگی به صورت زیر عمل خواهد شد. انتگرال همبستگی، برای محاسبه فاصله (ε) بین دو نقطه به صورت زیر است:

$$C_{m,T}(\varepsilon) = (2/T_m^2 - T_m) \sum_t \sum_s I_{t,s;\varepsilon}(\varepsilon - |X_t^m - X_s^m|) \quad t < s \quad \text{رابطه ۸}$$

که $1 < t < T$ و $1 < s < T$ و $T_m = T - m + 1$ و $\|0\|$ فاصله اقلیدسی X_t^m و X_s^m می‌باشد. $I_{t,s;\varepsilon}$ یک تابع مقیاس است که مقادیر صفر و یک را اختیار می‌کند.

آماره BDS، فاصله بین $[C_{1,T}(\varepsilon)]^m$ و $C_{m,T}(\varepsilon)$ را محاسبه می‌کند که کمیت $\{C_{m,T}(k) - [C_{1,T}(\varepsilon)]^m\}$ دارای توزیع نرمال مجانبی با میانگین صفر و واریانس $V_{\varepsilon,m}$ است.

$$V_{\varepsilon,m} = 4 \left[K^m + 2 \sum_{s=1}^{m-1} K^{m-s} C(\varepsilon)^{2s} + (m-1)^2 C(\varepsilon)^{2m} - m^2 K C(\varepsilon)^{2m-2} \right] \quad \text{رابطه ۹}$$

$$K = K_\varepsilon = \frac{6}{T_m(T_m-1)(T_m-2)} \sum_{t < s < N} h_{t,s,T;\varepsilon}$$

$$h_{t,s,T;\varepsilon} = \frac{I_{t,s;\varepsilon} I_{s,T;\varepsilon} + I_{t,T;\varepsilon} I_{T,s;\varepsilon} + I_{s,t;\varepsilon} I_{t,T;\varepsilon}}{3}$$

در نهایت، آماره BDS، به صورت آماره وینگ نرمال شده و به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$BDS = W^m = \frac{\{C_{m,T}(k) - [C_{1,T}(k)]^m\}}{V_{\varepsilon,m} / T^{1/2}} \quad \text{رابطه ۱۰}$$

روابط ۸، ۹ و ۱۰ به عنوان مرحله نهایی آزمون BDS، به دنبال اثبات وجود آشوب در داده‌های سری زمانی است. در صورت وجود آشوب عدد یک و در صورت عدم وجود آشوب عدد صفر اختیار خواهد شد.

به طوری که در آن، انحراف معیار عبارت داخل در صورت کسر است. این آماره با فرض صحت فرضیه صفر (تصادفی بودن فرایند سری زمانی) توزیع مجانبی نرمال استاندارد دارد. بنابراین با توجه به توضیح‌های گفته شده، روش انجام آزمون BDS به این ترتیب است که نخست، فرایند خطی سری زمانی از طریق یک مدل مانند ARIMA استخراج می‌شود. سپس آماره W برای پسماندهای مدل محاسبه می‌شود. اگر W محاسبه شده معنی‌دار بود، تصادفی بودن سری زمانی رد می‌شود یا به عبارت دیگر، وجود یک فرایند غیرخطی در مدل تأیید می‌شود. در غیر این صورت، آزمون انجام شده بر یک فرایند خطی دلالت خواهد داشت. نوع غیرخطی بودن فرایند حاکم بر سری زمانی باید از طریق آزمون‌های تکمیلی دیگری مشخص شود. براک و دیگران نشان دادند که آزمون BDS نسبت به سایر آزمون‌ها قوی‌تر

است، به شرطی که داده‌های موجود از تعداد ۵۰۰ بیشتر باشد یا M برابر یا کمتر از $0/5$ باشد. همچنین مطالعات مونت کارلو نشان می‌دهد که آماره BDS به انتخاب بُعد محاط و فاصله محاط و اندازه نمونه حساس است (کانزler^۱، ۱۹۹۹). آزمون BDS در سه مرحله، روی داده‌های اصلی، پسماندهای الگوی ARIMA و پسماندهای الگوی GARCH انجام خواهد شد. در نهایت با استفاده از الگوی ARIMA و الگوی GARCH اقدام به ارائه مدل خواهد شد.

آزمون حداکثر نمای لیاپانوف: حساسیت به شرایط اولیه، یکی از مشخصه‌های سیستم‌های پویاست و بهترین آزمون برای تشخیص آن، آزمون حداکثر نمای لیاپانوف است. میزان وقوع آشوب سیستم و نرخ واگرایی مسیرهای همسایه در فضای فاز را نمای لیاپانوف مشخص می‌کند. ولف برای محاسبه نمای لیاپانوف بیان می‌کند که ابتدا باید ماتریس مربوط به بردارهای m حافظه به منظور تجدید ساختار فرایند تولید متغیر، تشکیل داده شود. ماتریس‌ها m سطر و $N - m + 1$ ستون دارند که با استفاده از N داده اسکالر زمانی تشکیل می‌شود. از میان این ماتریس‌ها، تمام جفت بردارهایی که در رابطه زیر صدق می‌کنند، مشخص می‌شود:

$$r_0(m; i, j) = \|X_i - X_j\| < \varepsilon \quad \text{رابطه (۱۱)}$$

که r_0 مسافت بین اُمین حالت با نزدیک‌ترین همسایه آن و X_i حالت منبع و X_j نزدیک‌ترین همسایه است. در واقع X_j نقطه‌ای است که کمترین فاصله را از X_i دارد. یک مقدار کوچک مثبت است. محاسبه فوق، باید در طول n مرحله زمانی انجام شود.

$$r_n(m; i, j) = \|X_{i+n} - X_{j+n}\| \quad \text{رابطه (۱۲)}$$

سپس میزان واگرایی نقاط نزدیک به هم به صورت زیر محاسبه می‌شود. اگر نقاط نزدیک به هم به ازاهای بزرگ‌تر از صفر، در فضای m بعدی از یکدیگر واگرا شوند $d(m; i, j)$ بزرگ‌تر از یک خواهد بود.

$$d_n(m; i, j) = \frac{r_n}{r_0} = \frac{\|X_{i+n} - X_{j+n}\|}{\|X_i - X_j\|} \quad \text{رابطه (۱۳)}$$

در نهایت نمای لیاپانوف طبق رابطه زیر محاسبه می‌شود.

$$\lambda(m, n) = \frac{1}{N(N - M - 1)} \sum \log d_n(m; i, j) \quad \text{رابطه (۱۴)}$$

روابط ۱۱ تا ۱۴ یا آزمون توان لیاپانوف براساس این ویژگی سری‌های آشوبی است که نقاط مجاور در این سری‌ها به مرور زمان از هم جدا شده نسبت به هم واگرا می‌شوند. توان لیاپانوف این واگرایی را به وسیله یک تابع نمایی

اندازه‌گیری می‌کند. اگر بزرگ‌ترین توان محاسبه شده لیاپانوف مقدار مثبتی داشته باشد، سیستم دارای رفتار آشوبی است؛ در مقابل، نمای لیاپانوف منفی بیانگر وضعیت یک سیستم دینامیک میرا است.

روش هیبریدی: در مدل ترکیبی ارائه شده در صفحات قبل که آشوب همراه با چندلایه پرستون به‌علاوه بهینه‌سازی ازدحام ذرات چندهدفه است، آشوب در مرحله اول با استفاده از حداقل تأخیر و حداقل بُعد داده تعیین مدل می‌شود. سری‌های زمانی چندمتغیره حاصل از مرحله اول، در مرحله دوم به چندلایه پرستون (MLP) وارد می‌شوند. آزمون مرحله سه، برای وجود آشوب در باقی‌مانده صورت می‌پذیرد. اگر آشوب وجود داشته باشد، به درستی مدل‌سازی شده و سری زمانی چندمتغیره باقی‌مانده حاصل، به‌طور خودکار به مدل رگرسیون MOPSO trained وارد می‌گردد؛ در غیر این صورت، از رگرسیون چندجمله‌ای برای مدل‌سازی باقی‌مانده استفاده می‌شود. اگر $Y = \{y_1 \cdot y_2 \cdot \dots \cdot y_k \cdot y_{k+1} \cdot \dots \cdot y_N\}$ یک سری زمانی مالی از N داده باشد، در $t=1, 2, \dots, k, k+1, \dots, N$ پیش‌بینی سه مرحله‌ای، به شرح زیر عمل می‌کند: Y را برای وجود آشوب بررسی کنید. اگر آشوب وجود دارد، پس با استفاده از حداقل تأخیر، l_1 و فضای فاز را از Y بازسازی کنید. حداقل بُعد تعبیه شده (m_1). پارتیشن Y را به Y_{Train} بازسازی کنید:

$$Y_{Train} = \{y_t; t = l_1 m_1 + 1, l_1 m_1 + 2, \dots, k\} \text{ و } Y_{Test} = \{y_t; t = k + 1, k + 2, \dots, N\}$$

در صورت وجود آشوب در داده‌ها از معادله زیر استفاده می‌شود:

$$\hat{y}_t = \hat{y}_t + \hat{e}_t \quad \text{رابطه (۱۵)}$$

$$t = l_1 m_1 + l_2 m_2 + 1, l_1 m_1 + l_2 m_2 + 2, \dots, k$$

و در صورت عدم وجود آشوب در داده‌ها از معادله زیر استفاده می‌شود:

$$\hat{y}_t = \hat{y}_t + \hat{e}_t \quad \text{رابطه (۱۶)}$$

$$t = l_1 m_1 + 1, l_1 m_1 + 2, \dots, k$$

مدل ترکیبی پیشنهاد شده توسط این پژوهش شامل سه مرحله است.

یافته‌های پژوهش

مدل ترکیبی شماره ۱ (آشوب + بهینه‌سازی ازدحام ذرات چندهدفه + چندلایه پرستون)

در این مدل ترکیبی، مرحله اول شامل نظریه آشوب برای ساخت فضای فازی از سری زمانی مالی است، مرحله دوم شامل چندلایه پرستون یا MLP است و در مرحله سوم بهینه‌سازی ازدحام ذرات چندهدفه MOPSO تقسیم بر PR درگیر می‌شوند (در صورت وجود آشوب یا عدم وجود هرگونه آشوب). در صورت وجود آشوب، از MOPSO برای به‌دست آوردن مقادیر بهینه از $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{m_2}$ در Eq استفاده خواهد شد. الگوریتم به‌دست‌آوردن اوپتیما $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{m_2}$ با استفاده از MOPSO به شرح زیر عمل می‌کند:

۱. مقداردهی اولیه ذرات را با مقدار تصادفی در محدوده مشخص وارد کنید. هر ذره بردار طول است $m_2 + 1$.

۲. بهینه‌سازی مقیاس، عملکرد هر ذره را با استفاده از مجموعه پیش‌بینی اولیه و خطاهای پیش‌بینی ارزیابی کرده و به حداقل رسانده است، $w_1 O_1 - w_2 O_2$ ، جایی که $O_1 = MSE$ ، $O_2 = Dstat$ ، w_1 و w_2 وزن هستند.
۳. به‌روزرسانی جزئی و کلی بهترین تناسب‌ها و موقعیت‌ها.
۴. سرعت و موقعیت هر ذره در معادلات به‌روزرسانی شده است.
۵. مراحل ۲، ۳ و ۴ تکرار شود تا تمام تکرارها پایان یابد.
۶. بهینه‌سازی بهترین مختصات کلی ذرات $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{m2}$.

مدل ترکیبی شماره ۲ (آشوب + چندلایه پرستون + الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی غیرمسلط نخبه)

در این مدل ترکیبی، مرحله اول شامل نظریه آشوب برای ساخت فضای فازی از سری زمانی مالی است، مرحله دوم شامل چندلایه پرستون یا MLP است و در مرحله سوم الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی غیرمسلط نخبه NSGA-II تقسیم بر PR درگیر می‌شوند (در صورت وجود آشوب یا عدم وجود هرگونه آشوب). این شبیه‌سازی به الگوریتم مدل ترکیبی شماره یک شبیه است، با این تفاوت که NSGA-II برای به‌دست‌آوردن بهینه $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{m2}$ در Eq استفاده می‌شود. الگوریتم به‌دست‌آوردن معیار مطلوب $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{m2}$ با استفاده از NSGA-II به شرح زیر است:

۱. یک جامعه تصادفی از n نفر ایجاد شده است. هر فرد بردار طول $m_2 + 1$ است.
۲. عملکردهای مناسب الگوریتم $O_1 = MSE$ و $O_2 = Dstat$ هر ذره با استفاده از پیش‌بینی‌ها و خطاهای اولیه ارزیابی شده است.
۳. جامعه آماری طبق مراحل زیر رتبه‌بندی می‌شود:
الف) با استفاده از الگوریتم مرتب‌سازی غیرمسلط، جمعیت رتبه‌بندی شده است.
ب) فاصله ازدحام محاسبه شده است.
۴. با تکرار مراحل زیر، جمعیت جدیدی ایجاد می‌شود:
الف) براساس الگوی انتخاب ازدحام جمعیت، دو مولد از بین جمعیت انتخاب می‌شود.
ب) با استفاده از احتمال کراس اوور برای تشکیل فنر خاموش اقدام می‌شود.
ج) ذرات متولد شده جدید با استفاده از احتمال جهش، مورد جهش واقع می‌شود.
د) ذرات والد و ذرات متولد شده با هم ترکیب می‌شود.
ه) تعداد n نفر از بهترین ذرات را برای نسل بعدی انتخاب و دیگران کنار زده می‌شود.
۵. مراحل ۲ تا ۴ با جمعیت جدید که از نسل قبلی به‌دست‌آمده تکرار می‌شود. این کار تا زمانی تکرار می‌شود تا تمام نسل‌ها به پایان برسد.
۶. پس از پایان تمام نسل‌ها، بهترین مقادیر متناسب ذرات انتخاب می‌شود؛ یعنی حداقل الگوریتم تکاملی چندهدفه و حداکثر آمار تغییر جهت. مختصات بهترین ذره ضرایب بهینه شده هستند $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{m2}$.

جدول ۱. آمار توصیفی تمام سری‌های زمانی مالی مورد استفاده در هیبریدهای سه مرحله‌ای

داده	تعداد مشاهدات	میانگین	میانه	کمترین	بیشترین	SD	چولگی	کشیدگی
JPY/USD	۱۲۹۶	۱۱۰/۵۵	۱۱۰/۲۷	۷۵/۷۲	۱۵۹/۹۰	۱۶/۹۳	۰/۰۳	-۰/۱۷
GBP/USD	۱۲۹۶	۱/۶۵۵	۱/۶۱۵	۱/۳۶۶	۲/۱۱۰	۰/۱۶	۰/۷۳	-۰/۳
EUR/USD	۱۲۹۶	۱/۲۱۹	۱/۲۶۹	۰/۸۲۷	۱/۶۰۱	۰/۱۹	-۰/۴۴	-۰/۷۴

جدول ۲. پارامترهای داده‌های مختلف استفاده شده

تکنیک استفاده شده	پارامتر	JPY/USD	GBP/USD	EUR/USD
MLP	میزان یادگیری	۰/۶۵	۰/۶۵	۰/۷۲
	نرخ حرکت	۰/۹۲	۰/۸۲	۰/۸۹
	شماره گره‌های پنهان	۵	۲۱	۱۵
MOPSO	ذرات	۵۰	۶۰	۶۰
	وزن ورودی	۰/۸۲	۰/۶۸	۰/۸۲
	C_1, C_2	۲ و ۲	۲ و ۲	۲ و ۲
NSGA II	تکرار	۳۵۰۰۰	۳۵۰۰۰	۳۵۰۰۰
	جمعیت	۱۲۹۶	۱۲۹۶	۱۲۹۶
	میزان تلاقی	۰/۹۵	۰/۹۵	۰/۹۵
	نرخ جهش	۰/۳۸	۰/۳۸	۰/۳۸
	نسل‌ها	۳۵۰۰	۳۵۰۰	۳۵۰۰

داده‌های جمع‌آوری شده با نرخ روزانه دلار آمریکا (USD) است. برای اثربخش شدن آزمون‌ها، از چهار نوع ارز مطرح در بازار فارکس استفاده شده است که عبارت‌اند از: دلار آمریکا (USD)؛ ین ژاپن (JPY)؛ یورو (EUR) و پوند انگلستان (GBP). دامنه زمانی استفاده شده، نرخ حرکت روزانه جفت ارزها از اول ژانویه ۲۰۱۷ تا ۳۱ دسامبر ۲۰۲۱ در نظر گرفته شده است که مدت آن ۵ سال تمام مالی است.

برای اندازه‌گیری مناسب مدل‌های پیش‌بینی شده سری زمانی مالی، از سه معیار عملکرد میانگین مربع خطا (MSE)، تغییر جهت معکوس (Dstat) و ضریب نابرابری (U) Theil استفاده شده است. معادله MSE میانگین مربعات خطاها را اندازه‌گیری می‌کند. هر چه مقدار MSE به صفر نزدیک باشد، برازشی را نشان می‌دهد که برای پیش‌بینی مفیدتر است.

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^N (y_t - \hat{y}_t)^2}{N} \quad (\text{رابطه ۱۷})$$

در پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی، هم اندازه‌گیری دقت پیش‌بینی‌ها و هم تغییر جهت سری‌های زمانی اهمیت دارد.

$$Dstat = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N a_t * 100\% \quad (\text{رابطه ۱۸})$$

$$where a_t = \begin{cases} 1. & \text{if } (y_{t+1} - y_t) * (\widehat{y}_{t+1} - \widehat{y}_t) \geq 0 \\ 0. & \text{otherwise} \end{cases}$$

Eq میزان نزدیک بودن یک سری زمانی پیش‌بینی شده به سری‌های زمانی واقعی را اندازه‌گیری می‌کند. دامنه مقدار U بین ۰ و ۱ قرار دارد. U مساوی با صفر یعنی $y_t = \widehat{y}_t$ برای مشاهدات یک تناسب کامل وجود دارد و U مساوی با یک به معنای بد بودن عملکرد است.

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (y_t - \widehat{y}_t)^2}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (y_t)^2 + \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\widehat{y}_t)^2}} \quad (\text{رابطه ۱۹})$$

N تعداد پیش‌بینی‌های به‌دست‌آمده، y_t مشاهده واقعی در زمان t و \widehat{y}_t مقدار نهایی پیش‌بینی شده در زمان t است.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

تخمین وجود آشوب در داده‌ها

آزمون BDS، در سه مرحله روی داده‌های اصلی، پسماندهای الگوی ARIMA و پسماندهای الگوی GARCH انجام شده است. در این رابطه، تعداد ۱۲۹۶ مشاهده برای هر جفت ارز در طول ۵ سال مالی، به شش گروه ۲۰۰ تایی تقسیم می‌شود. فقط در گروه انتهایی یا ششم است که ۹۶ مشاهده به آن اضافه شده است تا مشخص شود که آیا با اضافه نمودن تعداد مشاهدات، قابلیت پیش‌بینی‌پذیری سیستم افزایش می‌یابد یا خیر. آزمون حداکثر نمای لیاپانوف نیز روی تمامی داده‌ها بررسی می‌شود. مقدار مثبت این آماره، بیانگر وجود روند آشوبی در سیستم می‌باشد. جهت انجام آزمون‌ها از نرم‌افزار متلب استفاده شده است.

جدول ۳. نتایج آزمون ریشه واحد لگاریتم سری زمانی قیمت جفت ارز EUR/USD

تعداد مشاهدات	سطح لگاریتم متغیر			تفاضل مرتبه اول لگاریتم متغیر		
	DF	P-value	نتیجه	DF	P-value	نتیجه
۱۰۰۰	۲/۹۵۰	۰/۹۹۰	ناپایا	۱۸/۲۳۶	۰/۰۱	پایا
۱۲۹۶	۱/۵۴۵	۰/۹۷۲	ناپایا	۱۰/۲۵۴	۰/۰۱	پایا

جدول ۴. نتایج آزمون ریشه واحد لگاریتم سری زمانی قیمت جفت ارز USD/JPY

تعداد مشاهدات	سطح لگاریتم متغیر			تفاضل مرتبه اول لگاریتم متغیر		
	آماره DF	P-value	نتیجه	آماره DF	P-value	نتیجه
۱۰۰۰	۲/۹۸۰	۰/۹۹۰	ناپایا	-۱۷/۲۳۵	۰/۰۱	پایا
۱۲۹۶	۱/۴۸۵	۰/۹۶۸	ناپایا	-۱۰/۱۲۴	۰/۰۱	پایا

جدول ۵. نتایج آزمون ریشه واحد لگاریتم سری زمانی قیمت جفت ارز GBP/USD

تعداد مشاهدات	سطح لگاریتم متغیر			تفاضل مرتبه اول لگاریتم متغیر		
	آماره DF	P-value	نتیجه	آماره DF	P-value	نتیجه
۱۰۰۰	۲/۸۵۶	۰/۹۸۰	ناپایا	-۱۵/۲۰۶	۰/۰۱	پایا
۱۲۹۶	۱/۸۴۷	۰/۹۵۲	ناپایا	-۱۰/۱۲۸	۰/۰۱	پایا

آزمون BDS

این آزمون یک روش غیرپارامتری است که برای آزمون هم‌بستگی متوالی و ساختار غیرخطی موجود در یک سری زمانی بر مبنای مجموع هم‌بستگی استفاده می‌شود. همچنین آماره BDS، از مطالعات انجام یافته روی تئوری آشوب و دینامیک غیرخطی نشئت گرفته است و فقط برای تشخیص آشوب معین مناسب نیست و می‌تواند به‌عنوان ابزار تشخیص مناسب در آزمون نکویی برازش مدل تخمینی به‌کار رود. برای این آزمون، ابتدا پایایی داده‌ها بررسی می‌شود تا شکل پایداری از داده‌ها به دست آید. نتایج حاصل از آزمون ریشه واحد در جدول‌های ۶ تا ۸ آمده است:

جدول ۶. نتایج آزمون BDS استاندارد شده روی داده‌های اصلی جفت ارز EUR/USD

ابعاد / E	m = ۲	m = ۳	m = ۴	m = ۵	m = ۲	m = ۳	m = ۴	m = ۵
مشاهدات	۱۰۰۰ مشاهده (SE = +/۰۱۱۸)				۱۲۹۶ مشاهده (SE = +/۰۰۷۹)			
۰/۵ E	۳/۷۸۹	۴/۱۵۳	۳/۵۶۱	۴/۵۰۶	۱۲/۳۴۰	۱۳/۰۳۶	۱۳/۵۷۲	۱۳/۸۹۰
۱ E	۳/۷۶۸	۳/۶۸۹	۳/۲۹۱	۳/۸۲۳	۹/۰۸۳	۹/۲۸۱	۱۰/۷۹۱	۱۱/۵۰۲
۱/۵ E	۳/۵۸۵	۳/۵۶۹	۳/۳۶۷	۳/۸۵۱	۱۲/۸۵۵	۱۱/۵۳۳	۱۱/۶۸۷	۱۱/۳۴۰
۲ E	۵/۰۱۳	۴/۷۴۲	۴/۴۶۱	۴/۵۵۰	۸/۸۲۶	۷/۸۷۸	۷/۲۸۶	۶/۷۳۲

جدول ۷. نتایج آزمون BDS استاندارد شده روی داده‌های اصلی جفت ارز USD/JPY

ابعاد / E	m = ۲	m = ۳	m = ۴	m = ۵	m = ۲	m = ۳	m = ۴	m = ۵
مشاهدات	۱۰۰۰ مشاهده (SE = +/۰۱۲۱)				۱۲۹۶ مشاهده (SE = +/۰۰۹۸)			
۰/۵ E	۳/۹۸۶	۴/۲۵۴	۳/۶۵۲	۴/۶۹۸	۱۱/۳۶۴	۱۳/۳۲۶	۱۳/۶۵۳	۱۳/۹۵۴
۱ E	۳/۸۵۴	۳/۷۵۴	۳/۳۲۵	۳/۹۵۳	۹/۱۲۴	۹/۴۵۱	۱۰/۸۹۵	۱۱/۶۸۷
۱/۵ E	۳/۶۸۵	۳/۴۵۷	۳/۴۵۸	۳/۹۵۶	۱۱/۷۵۴	۱۰/۹۵۶	۱۱/۴۵۸	۱۱/۲۱۵
۲ E	۵/۱۲۳	۴/۸۶۴	۴/۶۵۴	۴/۵۵۰	۸/۹۵۶	۷/۴۵۷	۷/۳۵۶	۶/۶۴۲

جدول ۸. نتایج آزمون BDS استاندارد شده روی داده‌های اصلی جفت ارز GBP/USD

ε / ابعاد	m = ۲	m = ۳	m = ۴	m = ۵	m = ۵	m = ۴	m = ۳	m = ۲
مشاهدات	(SE = ۰/۰۱۰۲) مشاهده ۱۰۰۰				(SE = ۰/۰۰۷۵) مشاهده ۱۲۹۶			
۰/۵ ε	۳/۳۲۱	۴/۴۵۶	۴/۶۵۵	۴/۵۱۲	۱۱/۶۵۴	۱۰/۶۵۴	۱۱/۵۴۶	۱۲/۹۶۵
۱ ε	۳/۷۶۸	۳/۶۸۹	۳/۲۹۱	۳/۸۲۳	۱۰/۹۵۶	۱۰/۷۸۴	۱۰/۹۸۶	۱۱/۵۰۲
۱/۵ ε	۳/۶۵۴	۳/۹۸۵	۴/۵۴۷	۴/۳۶۹	۱۱/۲۴۵	۱۲/۶۵۴	۱۲/۹۸۵	۱۳/۳۲۱
۲ ε	۵/۰۱۳	۴/۷۴۲	۴/۴۶۱	۴/۵۵۰	۹/۵۴۶	۸/۱۳۲	۷/۳۶۵	۶/۶۵۴

توضیح: SE، انحراف استاندارد نمونه می‌باشد. * در سطح ۵ درصد فرضیه صفر رد نمی‌شود.

برای دستیابی به نتایج پایایی لگاریتم داده‌ها برای هر ۶ گروه، از آزمون دیکی فولر استفاده شده است. نتایج این آزمون نشان داد که داده‌ها پایا نیستند. از رابطه تفاضل مرتبه اول برای پایا نمودن داده‌ها استفاده شد. در مرحله اول، آزمون BDS روی داده‌های اصلی در بعدهای محاط مختلف انجام شد. به منظور انجام این آزمون، باید برای ε مقدار انتخاب شده و این مقدار پهنای باند تفسیر شود. این پهنای باند به صورت ضربی از انحراف استاندارد نمونه مطرح می‌شود که با انتخاب ε در نیز مطابقت دارد. نتایج این آزمون برای هر ۶ گروه در جدول‌های ۶ تا ۸ بیان شده است. نتایج نشان داد که میان داده‌ها وابستگی وجود ندارد و تصادفی هستند. همچنین، بر اساس نتایج، در تمام ابعاد به غیر از گروه اول (سلول‌هایی که با * مشخص شده است)، فرض صفر رد می‌شود، بنابر این داده‌ها IID نیستند و بین آنها وابستگی خطی یا غیرخطی وجود دارد. به همین منظور، آزمون روی پسماندهای الگوی ARIMA و GARCH نیز انجام شد تا با حذف وابستگی خطی و غیرخطی، مجدد نتایج بررسی شود. قبل از مرحله دوم آزمون، باید الگوی ARIMA مناسبی را برازش نمود. با برازش الگوی ARIMA، آثار خطی از الگو حذف و آزمون روی پسماندهای الگو انجام شد. پس از برازش الگو، آزمون ریشه واحد بر پسماندها انجام شد و فرض صفر رد شد و نشان داد که پسماندها ریشه واحد ندارند. سپس آزمون BDS روی پسماندهای الگوها انجام شد. فرض صفر در این مرحله آن است که پسماندها IID و از یکدیگر مستقل‌اند. فرض یک، بیانگر وجود وابستگی در پسماندهای الگو است؛ یعنی با رفع وابستگی‌های خطی، پسماندها هنوز وابستگی دارند. نتایج برای ابعاد مختلف در هر ۶ گروه، بیان می‌کند که فرض صفر رد شده و پسماندهای الگو IID نیستند و وابستگی غیرخطی دارند.

جدول ۹. نتایج الگوی ARIMA برای هر ۶ گروه داده EUR/USD

تعداد مشاهدات	ARIMA	الگو
۱۰۰۰	(۰)۱(۰)	$r_t = .001 - 0.149\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t(0.032)$ $\sigma'_a = .0116 \quad AIC = -6058.47 \quad R^2 = 02.63$
۱۲۹۶	(۱)۰(۰)	$r_t = .0001 - 0.503a_{t-1} + a_t(0.021)$ $\sigma'_a = .097 \quad AIC = -3054.03 \quad R^2 = 25.34 \%$

جدول ۱۰. نتایج الگوی ARIMA برای هر ۶ گروه داده USD/JPY

تعداد مشاهدات	ARIMA	الگو
۱۰۰۰	(۰)۱(۰)	$r_t = .012 - 0.139\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t(0.022)$ $\sigma'_a = .0326$ AIC = -5248.47 R ² = 02.73
۱۲۹۶	(۰)۱(۰)	$r_t = .0003 - 0.603a_{t-1} + a_t(0.011)$ $\sigma'_a = .067$ AIC = -3264.03 R ² = 26.54 %

جدول ۱۱. نتایج الگوی ARIMA برای هر ۶ گروه داده GBP/USD

تعداد مشاهدات	ARIMA	الگو
۱۰۰۰	(۰)۱(۰)	$r_t = .0261 - 0.189\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t(0.022)$ $\sigma'_a = .0116$ AIC = -6058.47 R ² = 02.63
۱۲۹۶	(۰)۱(۰)	$r_t = .0001 - 0.593a_{t-1} + a_t(0.028)$ $\sigma'_a = .087$ AIC = -3164.03 R ² = 28.34 %

توضیح: تمامی ضرایب در سطح ۵ درصد معنی دار می باشد. آماره درون پرانتز بیانگر آماره انحراف استاندارد می باشد.

مرحله سوم آزمون BDS روی پسماندهای الگوی GARCH می باشد. جهت برآورد الگو GARCH، ابتدا ناهمسانی واریانس بررسی می شود. نتایج آزمون وایت بیان می کند که فرض صفر مبنی بر عدم وجود ناهمسانی واریانس رد شده و ناهمسانی داده ها تأیید می شود. همچنین وجود آثار ARCH روی معادله میانگین بررسی می شود؛ فرض صفر در این آزمون ها عدم وجود اثر ARCH می باشد. نتایج دو آزمون لیونگ باکس و آزمون LM-ARCH فرض صفر را رد نموده و وجود اثرات ARCH را در ۴ گروه اول و اثر GARCH را در ۲ گروه بعد، تأیید می کند. نتایج در جدول های ۱۲ تا ۱۴ آمده است.

جدول ۱۲. نتایج آزمون BDS استاندارد شده روی پسماندهای الگوی ARIMA داده های جفت ارز EUR/USD

ابعاد / ε	m = ۲	m = ۳	m = ۴	m = ۵	m = ۲	m = ۳	m = ۴	m = ۵
مشاهدات	(SE = +/۰۱۱۸) مشاهده ۱۰۰۰				(SE = +/۰۹۹۹) مشاهده ۱۲۹۶			
۰/۵ ε	۱۲/۱۲۴	۱۲/۶۵۲	۱۱/۸۵۶	۱۲/۶۴۵	۱۸/۸۵۲	۲۰/۱۲۶	۱۹/۹۸۱	۱۹/۵۶۲
۱ ε	۱۱/۹۵۵	۱۲/۴۲۸	۱۳/۱۹۶	۱۴/۲۰۹	۲۰/۴۲۲	۲۱/۴۵۶	۱۹/۸۷۹	۱۹/۹۷۱
۱/۵ ε	۱۲/۶۸۴	۱۳/۱۵۰	۱۳/۱۱۳	۱۲/۹۴۵	۲۴/۵۱۲	۲۳/۰۳۴	۱۹/۹۸۷	۱۹/۲۵۴
۲ ε	۱۲/۰۵۰	۱۲/۱۲۴	۱۱/۵۴۸	۱۱/۱۲۴	۲۵/۹۲۰	۲۳/۲۸۴	۲۰/۱۷۳	۲۰/۱۷۳

جدول ۱۳. نتایج آزمون BDS استاندارد شده روی پسماندهای الگوی ARIMA داده‌های جفت ارز USD/JPY

m = ۵		m = ۴		m = ۳		m = ۲		ε / ابعاد
(SE = +/۰۹۹۹) مشاهده ۱۲۹۶				(SE = +/۰۱۰۸) مشاهده ۱۰۰۰				مشاهدات
۱۹/۶۹۲	۱۹/۸۹۱	۲۰/۱۶۶	۱۸/۹۵۲	۱۲/۸۵۵	۱۲/۰۰۶	۱۱/۹۹۲	۱۱/۱۰۴	۰/۵ ε
۱۹/۹۰۱	۱۹/۵۸۹	۲۱/۸۵۶	۲۰/۴۱۲	۱۴/۲۸۹	۱۳/۶۵۶	۱۲/۸۸۸	۱۲/۹۵۵	۱ ε
۱۹/۳۹۴	۱۹/۱۵۷	۲۳/۱۵۴	۲۴/۱۸۰	۱۳/۰۲۵	۱۳/۷۸۳	۱۳/۵۹۰	۱۱/۶۴۴	۱/۵ ε
۲۰/۸۵۳	۲۰/۱۲۳	۲۳/۴۱۴	۲۵/۸۹۰	۱۱/۶۵۴	۱۱/۶۵۸	۱۲/۹۵۶	۱۲/۶۵۲	۲ ε

جدول ۱۴. نتایج آزمون BDS استاندارد شده روی پسماندهای الگوی ARIMA داده‌های جفت ارز GBP/USD

m = ۵		m = ۴		m = ۳		m = ۲		ε / ابعاد
(SE = +/۰۹۸۹) مشاهده ۱۲۹۶				(SE = +/۰۱۲۱) مشاهده ۱۰۰۰				مشاهدات
۱۹/۵۶۲	۱۹/۲۵۴	۱۸/۴۵۶	۱۷/۹۸۵	۱۲/۴۵۶	۱۱/۱۲۵	۱۰/۸۵۲	۱۰/۲۴۵	۰/۵ ε
۱۸/۵۲۱	۱۸/۸۹۷	۱۹/۱۲۵	۱۹/۵۳۲	۱۳/۴۷۸	۱۲/۹۶۵	۱۱/۶۵۴	۱۰/۸۵۲	۱ ε
۱۹/۲۵۴	۲۱/۶۵۴	۲۳/۰۳۴	۲۲/۶۵۴	۱۳/۵۴۸	۱۲/۵۶۸	۱۱/۱۰۵	۱۱/۲۱۵	۱/۵ ε
۲۰/۱۷۳	۲۲/۵۴۶	۲۳/۲۸۴	۲۵/۸۵۲	۱۱/۱۱۸	۱۱/۸۵۶	۱۲/۶۵۴	۱۲/۱۵۴	۲ ε

پس از برآزش الگو، آزمون BDS، روی پسماندهای الگو GARCH انجام شد. نتایج حاصل در ابعاد و ε‌های مختلف هر ۶ گروه، ثابت می‌کند که در داده‌ها وضعیت آشوب حاکم است.

آزمون حداکثر نمای لیاپانوف

از الگوریتم ولف برای محاسبه نمای لیاپانوف، استفاده شده است. نمای لیاپانوف، به ازای ابعاد محاط ۲ تا ۵ و فاصله زمانی متفاوت (n) برآورد شده است. در اینجا منظور از محاسبه نمای لیاپانوف، محاسبه بزرگ‌ترین نماس است؛ یعنی با یافتن حداقل یک نمای مثبت، می‌توان بیان کرد که سیستم دارای یک فرایند آشوبی است.

جدول ۱۵. نتایج الگوی GARCH برای هر ۶ گروه داده EUR/USD

الگو	تعداد مشاهدات
$r_t = 1.241e - 03 + a_t$, $\sigma_t^2 = 6.526e - 050.312a_{t-1}^2$ $(3.124e - 4) (7.785e - 6) (8.118e - 2) (5.843e - 2)$ $AIC = -5.786 BIC = -5.771 SIC = -5.786 HQIC = -5.780$	۱۰۰۰
$r_t = 5.601e - 03 + a_t$, $\sigma_t^2 = 3.402e - 05 + 0.840a_{t-1}^2 + 0.540a_{t-1}^2$ $(3.073e - 4) (3.205e - 6) (7.123e - 2) (2.159e - 2)$ $AIC = -4.748 BIC = -4.753 SIC = -4.748 HQIC = -4.743$	۱۲۹۶

جدول ۱۶. نتایج الگوی GARCH برای هر ۶ گروه داده USD/JPY

الگو	تعداد مشاهدات
$r_t = 1.325e - 03 + a_t$. $\sigma_t^2 = 6.480e - 05 + 0.401a_{t-1}^2$ $(3.124e - 4) (7.785e - 6) (8.118e - 2) (5.843e - 2)$ $AIC = -5.786 BIC = -5.771 SIC = -5.786 HQIC = -5.780$	۱۰۰۰
$r_t = 5.702e - 03 + a_t$. $\sigma_t^2 = 3.550e - 05 + 0.954a_{t-1}^2 + 0.610a_{t-1}^2$ $(3.473e - 4) (3.285e - 6) (7.193e - 2) (2.189e - 2)$ $AIC = -4.601 BIC = -4.785 SIC = -4.768 HQIC = -4.723$	۱۲۹۶

جدول ۱۷. نتایج الگوی GARCH برای هر ۶ گروه داده GBP/USD

الگو	تعداد مشاهدات
$r_t = 1.428e - 03 + a_t$. $\sigma_t^2 = 5.362e - 05 + 0.258a_{t-1}^2$ $(3.254e - 4) (7.785e - 6) (8.118e - 2) (5.635e - 2)$ $AIC = -5.786 BIC = -5.771 SIC = -5.786 HQIC = -5.780$	۱۰۰۰
$r_t = 5.685e - 03 + a_t$. $\sigma_t^2 = 3.480e - 05 + 0.854a_{t-1}^2 + 0.850a_{t-1}^2$ $(4.583e - 4) (6.352e - 6) (8.254e - 2) (2.210e - 2)$ $AIC = -4.548 BIC = -4.255 SIC = -4.858 HQIC = -4.823$	۱۲۹۶

توضیح: تمامی ضرایب در سطح ۵ درصد معنی دار می باشد. آماره درون پراتنز بیانگر آماره انحراف استاندارد می باشد.

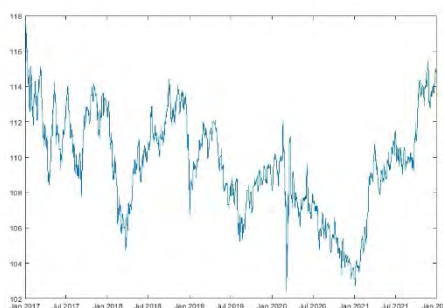
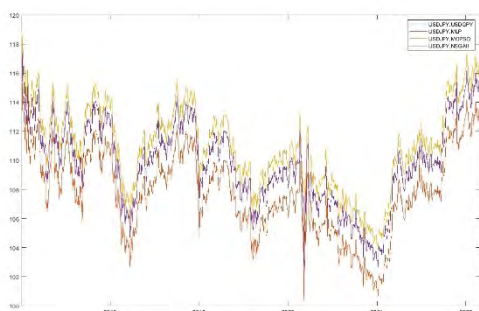
نتایج به دست آمده نشان می دهد که به ازای تمامی بعدها و تمامی فواصل زمانی (n)، مقدار نمای لیاپانوف، عددی مثبت و کوچک است که بیانگر پیروی سری زمانی قیمت جفت ارزهای سه گانه از یک فرایند آشوبناک می باشد. همچنین جهت تأیید نتایج، از بسته LAB432 نرم افزار متلب برای محاسبه نمای لیاپانوف استفاده شد که نتایج آن نیز بیان می کند که سری زمانی مذکور دارای فرایندی آشوبناک است.

نتیجه آزمون مدل بر روی جفت از JPY/USD

وجود آشوب در این جفت ارز تأیید شده است. بهترین مدل هیبریدی در نظر گرفته شده برای این جفت ارز عبارت است از: مدل آشوب + NSGA-II + MLP. این مدل، بهترین مدل با رتبه اول است که در آن میانگین مربع خطاها برابر با ۰/۳۱۲۸۲ و تغییر جهت معکوس برابر با ۹۹/۹۱۹ و ضریب نابرابری معادل ۰/۰۴۵۵۶۸۱ به دست آمده است. نتایج مربوط به هر سه مدل در جدول ۱۸ نشان داده شده است.

جدول ۱۸. نتایج مدل هیبریدی برای جفت ارز JPY/USD

رتبه	ضریب نابرابری	تغییر جهت معکوس	میانگین مربع خطا	مدل هیبریدی
۲	۰/۲۱۵۰۰۱۵	۶۲/۷۲۶	۰/۶۷۹۴۸	آشوب + MLP + PSO
۳	۰/۵۵۱۲۴۰۱	۶۲/۴۴۵	۰/۶۸۲۱۵	آشوب + MLP + MOPSO
۱	۰/۰۴۵۵۶۸۱	۹۹/۹۱۹	۰/۳۱۲۸۲	آشوب + MLP + NSGA-II



شکل ۴. نمودار پیش‌بینی مدل‌های ترکیبی سه مرحله‌ای
JPY / USD

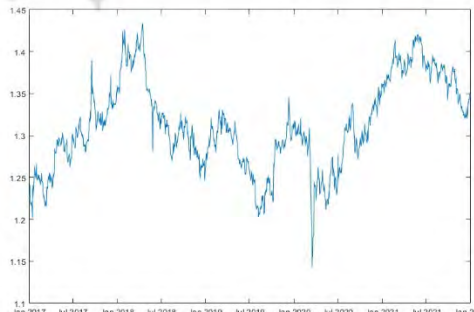
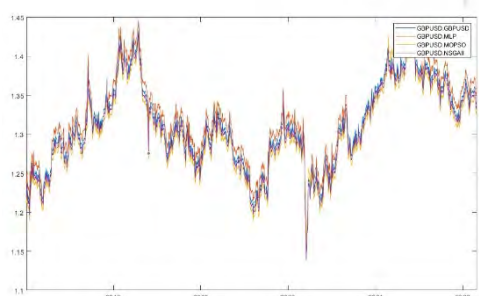
شکل ۳. نمودار نرخ روزانه جفت ارز JPY / USD

نتیجه آزمون مدل روی جفت ارز GBP/USD

وجود آشوب در این جفت ارز تأیید شده است. بهترین مدل هیبریدی در نظر گرفته شده برای این جفت ارز، مدل آشوب + NSGA-II + MLP است. در این مدل که رتبه اول را کسب کرده است، میانگین مربع خطاها ۰/۲۱۲۵۳ و تغییر جهت معکوس ۹۹/۹۱۴ و ضریب نابرابری ۰/۲۲۴۵۳۱۸ به‌دست آمده است. نتایج مربوط به هر سه مدل در جدول ۱۹ نشان داده شده است.

جدول ۱۹. نتایج مدل هیبریدی برای جفت ارز GBP/USD

رتبه	ضریب نابرابری	تغییر جهت معکوس	میانگین مربع خطا	مدل هیبریدی
۲	۰/۳۴۲۵۰۱۴	۴۸/۲۱۰	۰/۶۵۲۴۵	آشوب + MLP + PSO
۳	۰/۴۲۲۵۱۳۰	۴۲/۶۲۱	۰/۶۹۲۵۳	آشوب + MLP + MOPSO
۱	۰/۲۲۴۵۳۱۸	۹۹/۹۱۴	۰/۲۱۲۵۳	آشوب + MLP + NSGA-II



شکل ۶. نمودار پیش‌بینی مدل‌های ترکیبی سه مرحله‌ای
GBP / USD

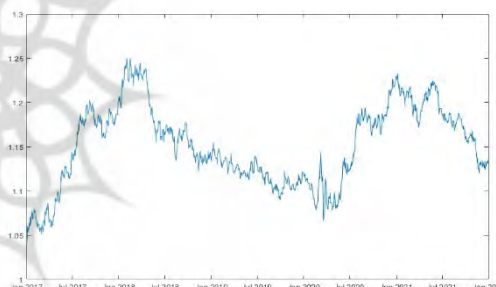
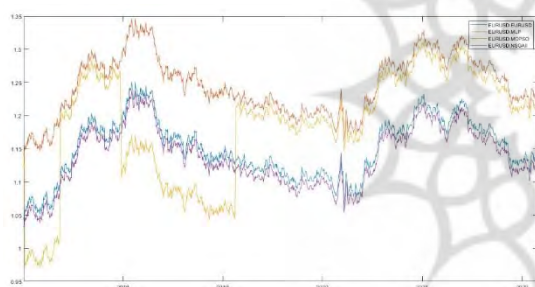
شکل ۵. نمودار نرخ روزانه جفت ارز GBP / USD

نتیجه آزمون مدل روی جفت ارز EUR/USD

وجود آشوب در این جفت ارز تأیید شده است. بهترین مدل هیبریدی در نظر گرفته شده برای این جفت ارز مدل آشوب + NSGA-II + MLP است. در این مدل، میانگین مربع خطا برابر با ۰/۱۹۵۵۶ و تغییر جهت معکوس ۷۷/۵۲۰ و ضریب نابرابری ۰/۱۹۲۵۰۰۵ به دست آمده است. نتایج مربوط به هر سه مدل در جدول ۲۰ نشان داده شده است.

جدول ۲۰. نتایج مدل هیبریدی برای جفت ارز EUR/USD

رتبه	ضریب نابرابری	تغییر جهت معکوس	میانگین مربع خطا	مدل هیبریدی
۲	۰/۲۴۵۸۰۰۲	۵۹/۲۹۵	۰/۴۸۱۶۷	آشوب + MLP + PSO
۳	۰/۳۱۲۰۰۱۸	۴۵/۲۰۸	۰/۳۱۰۲۷۵	آشوب + MLP + MOPSO
۱	۰/۱۹۲۵۰۰۵	۷۷/۵۲۰	۰/۱۹۵۵۶	آشوب + MLP + NSGA-II



شکل ۸. نمودار پیش‌بینی مدل‌های ترکیبی سه مرحله‌ای

EUR / USD

شکل ۷. نمودار نرخ روزانه جفت ارز EUR / USD

نتایج به دست آمده از تحلیل‌های صورت گرفته روی جفت ارزهای یورو / دلار، پوند / دلار و دلار / دلار / این در بازه زمانی ۱ روزه نشان می‌دهد که در بهترین حالت الگوی مدل هیبریدی، مدل آشوب همراه با چندلایه پرسپترون و الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی غیرمسلط نخبه عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌های مطرح در این پژوهش داشته است. مقادیر ضریب نابرابری تیلز و آمار آزمون DM نیز برتری هیبریدی مدل آشوب همراه با چندلایه پرسپترون و الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی غیرمسلط نخبه را نشان می‌دهد.

نتایج به دست آمده از تحلیل داده‌ها با نتایج پژوهش‌های سیف و همکاران (۱۴۰۰)، پیمانی فروشانی و همکاران (۱۳۹۹)، چاوشی و همکاران (۱۳۹۹)، طباطبایی و پاک گوهر (۱۳۹۹)، طالبی و همکاران (۱۳۹۹)، حاجی‌غیائی فرد و نیکومرام (۱۳۹۸)، نیکوسخن (۱۳۹۷)، رستگار و دستپاک (۱۳۹۶)، شاکری و همکاران (۱۳۹۴)، رجیبی و خالوزاده (۱۳۹۳)، طیبی و همکاران (۱۳۹۱)، مورای و صنعتی (۲۰۱۸) و پرادپکومار و راوی (۲۰۱۷) هم‌خوانی دارد.

از آن جهت بازار فارکس پیچیده است که بین بازیگران مختلف از جمله بانک‌ها، صندوق‌های پوشش ریسک، شرکت‌ها و نهادهای مالی در جریان است و آنها با دو هدف تجارت یا سفته‌بازی، به تبدیل ارزهای مختلف به یکدیگر اقدام می‌نمایند. از دیگر سو، امروزه با گسترش تکنولوژی هر یک از بازیگران مذکور به صورت آنلاین و لحظه‌ای از هر نقطه‌ای زمین می‌توانند به صورت آنلاین وارد بازار شده و به آن دسترسی داشته باشند. فارکس بازاری است متشکل از شبکه‌ای از خریداران و فروشندگان ارزها که در سراسر دنیا گسترش یافته است. این معاملات ماهیت فرابورس دارند. در بازار فارکس مانند بازار سهام، اوراق و کالاهای مختلف خرید و فروش می‌شود. البته هدف اصلی شکل‌گیری این بازار برای معامله ارز بود؛ اما با گذشت زمان، منطق معامله در این بازار برای خرید و فروش اجناس دیگر مورد استفاده قرار گرفت. همچنین مانند بازار آتی، معامله این بازار به صورت مارجینی صورت می‌گیرد. تنها تفاوت آن این است که از ریسک بالاتری نسبت به دیگر بازارهای مالی برخوردار است (دیکز^۱، ۲۰۱۰). در بازار فارکس، خرید و فروش جفت ارز از قانون معاملات هم‌زمان پیروی می‌کند؛ به این معنا که برای خرید یک جفت ارز، ارز مدنظر خریداری و ارز متقابل به فروش می‌رسد (دولان^۲، ۲۰۱۱). با توجه به اینکه بازار فارکس از دوره‌های زمانی خاصی با دامنه یک دقیقه تا ۱ ماه پیروی می‌کند، برای تحلیل آن بایستی به آزمون‌هایی توجه شود که توانایی تحلیل سری‌های زمانی را داشته باشند که یکی از این آزمون‌ها، آزمون آشوب است.

داده‌های سری زمانی مانند بازارهای سهام، سکه، ارز، طلا، نفت و غیره به علت تصادفی بودن و پیش‌بینی‌ناپذیر بودن، محیط‌های مناسبی برای ارزیابی نظریه آشوبند و در صورت کشف نظم نهایی در روند متغیرهای پولی امکان دستیابی به سودهای سرشاری فراهم می‌شود. در فرایند مدیریت ریسک مالی، پرتفوی سهام شرکت‌های سرمایه‌گذاری مؤثر است. از این رو، شناخت ساختار قیمت این کالا و مدل‌سازی آن همواره مورد توجه پژوهش‌های اقتصادی بوده و تلاش‌هایی نیز برای بررسی علت نوسان‌ها و پیش‌بینی آن صورت گرفته است (شاکری و همکاران، ۱۳۹۴). این نظریه بیشتر در خصوص وابستگی رفتار یک سیستم پویا به شرایط اولیه و آنتروپی مثبت سیستم است؛ اما غیرمستقیم می‌تواند جهت بررسی غیرخطی بودن و استخراج نقاط ثابت استفاده شود. تحلیل سیستم‌های آشوبی، اغلب با محاسبه بعد همبستگی شروع می‌شود. این محاسبات به دنبال پیدا کردن شواهدی سازگار با آشوب هستند؛ به عبارتی می‌توان آنها را آزمون‌هایی برای تأیید شاخص غیرخطی بودن الگو پنداشت، زیرا غیرخطی بودن تنها یک شرط لازم و یک شاخصی برای فرایند آشوبی است (کانچو^۳، ۱۹۹۷؛ اسمال و تسه^۴، ۲۰۰۳). سیستم‌هایی که به کمک نظریه آشوب تحلیل می‌شوند، دارای روابط غیرخطی بوده و سری زمانی آنها بی‌قاعده است. سری‌های زمانی اقتصادی به ظاهر از یک فرایند تصادفی پیروی می‌کنند و قابل پیش‌بینی به نظر نمی‌رسند، در حالی که این سری‌ها، تصادفی نبوده و در کوتاه‌مدت قابل پیش‌بینی خواهند بود. آزمون‌های متفاوتی برای وجود آشوب در سری‌های زمانی وجود دارد که از جمله این آزمون‌ها، بعد همبستگی BDS و حداکثر نمای لیپانوف است.

1. Dicks
2. Dolan
3. Kunchu
4. Small & Tse

نتایج به دست آمده از تحلیل‌های صورت گرفته روی جفت ارزهای یورو / دلار، پوند / دلار و دلار / این در بازه زمانی ۱ روزه نشان می‌دهد که وجود آشوب در این جفت ارز دلار/این تأیید شده است و بهترین مدل هیبریدی در نظر گرفته شده برای این جفت ارز، مدل آشوب + MLP + NSGA-II است. در این مدل، میانگین مربع خطاها $0/31282$ و تغییر جهت معکوس $99/919$ و ضریب نابرابری $0/455681$ به دست آمده است.

در جفت ارز پوند/دلار نیز وجود آشوب تأیید شده است و بهترین مدل هیبریدی در نظر گرفته شده برای این جفت ارز، مدل آشوب + MLP + NSGA-II است. در این مدل، میانگین مربع خطاها $0/21253$ و تغییر جهت معکوس $99/914$ و ضریب نابرابری $0/2245318$ بوده است.

در جفت ارز دلار/یورو نیز وجود آشوب تأیید شد. بهترین مدل هیبریدی در نظر گرفته شده برای این جفت ارز، مدل آشوب + MLP + NSGA-II است. در این مدل، میانگین مربع خطاها $0/19556$ و تغییر جهت معکوس $77/520$ و ضریب نابرابری $0/1925005$ به دست آمده است.

در سال‌های اخیر، به خصوص در سال ۱۳۹۸ و ۱۳۹۹ در بازار بورس اوراق بهادار تهران شاهد نوسان‌های پرشماری در معاملات سهام شرکت‌های مختلف، از جمله سهام شرکت‌های پربازده و سودده با نمادهای فملی، فخاس، فولاد، شبندر، کرازی و... بوده‌ایم. با اینکه این شرکت‌ها بنا به اطلاعات مالی منتشر شده از سوی آنها در حالت سوددهی متناوب بوده‌اند؛ اما سهام آنها در بازار بورس اوراق بهادار ریزش‌های شدیدی داشته است که وجود وضعیت آشوب در معاملات سهام آنها را نشان می‌دهد. با توجه به نتایج این پژوهش، می‌توان به کمک تفسیر اقتصادی مناسب از الگوی مدل ترکیبی هیبریدی، به پیش‌بینی میان‌مدت و بلندمدت مناسب‌تر از رفتار مالی سهام این شرکت‌ها دست یافت تا در موقعیت‌های مناسب، معامله‌گران حرفه‌ای بازار بورس بتوانند با خریدهای مناسب و همچنین فروش‌های به موقع، به بیشترین سود و بهره اقتصادی دست یابند و تصمیم‌گیری بهتری در بازار سرمایه داشته باشند. با توجه به عملکرد مناسب این مدل در پیش‌بینی رفتار جفت ارزها، پیشنهاد می‌گردد برای پیش‌بینی رفتار نوسان‌های مالی داخلی، از جمله بورس اوراق بهادار تهران، از این مدل ترکیبی هیبریدی استفاده گردد. همچنین با توجه به نوسان‌های حاکم بر بازار طلا و سکه بهار آزادی در دو سال اخیر، از الگوی مدل ترکیبی هیبریدی می‌توان بهترین استفاده را در نوسان‌گیری بازار طلا و سکه بهار آزادی ارائه داد. مدیران مالی و مدیران بازار سرمایه می‌توانند با استفاده از الگوی ترکیبی هیبریدی این پژوهش، تصمیم‌گیری مناسبی برای مدیریت جذب سرمایه از منابع مختلف و همچنین ارائه آینده روشن‌تری از وضعیت سوددهی سهام شرکت خود داشته باشند.

منابع

پیمانی فروشانی، مسلم؛ ارضا، امیرحسین؛ صالحی، مهدی؛ صالحی، احمد (۱۳۹۹). بازدهی معامله‌ها بر اساس نمودارهای شمعی در بورس اوراق بهادار تهران. *تحقیقات مالی*، (۱)۲۲، ۶۹-۸۹.

چاوشی، بهنام؛ تهرانی، رضا؛ عباسیان، عزت‌الله (۱۳۹۹). طراحی مدلی برای رتبه‌بندی صندوق‌های سرمایه‌گذاری در ایران با استفاده از رویکرد ارزیابی ریسک سیستمی، براساس مدل‌های SES، MES، LTD و CoVaR. *تحقیقات مالی*، ۲۲(۴)، ۴۷۵-۴۵۱.

حاجی غیائی فرد، محمد حسین؛ نیکو مراد، هاشم (۱۳۹۸). آسیب‌شناسی مکانیزم انجام معاملات در بازار ارز جهانی (فارکس) و ارائه مدل پیشنهادی بازار متشکل ارزی مبتنی بر واقعیت اقتصادی کشور. *فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۱۰(۳۹)، ۱۳۵-۱۶۹.

رجبی، مهسا؛ خالوزاده، حمید (۱۳۹۳). بهینه‌سازی و مقایسه سبد سهام در بورس اوراق بهادار تهران با بهره‌مندی از الگوریتم‌های بهینه‌سازی تکاملی چندهدفه. *تحقیقات مالی*، ۱۶(۲)، ۲۵۳-۲۷۰.

رستگار، محمد علی؛ دستپاک، محسن (۱۳۹۷). ارائه مدل معامله‌های با فراوانی زیاد، همراه با مدیریت پویای سبد سهام به روش یادگیری تقویتی در بورس اوراق بهادار تهران. *تحقیقات مالی*، ۲۰(۱)، ۱-۱۶.

سیف، سمیرا؛ جمشیدی نوید، بابک؛ قنبری، مهرداد؛ اسماعیل‌پور، منصور (۱۴۰۰). پیش‌بینی روند بورس سهام ایران با استفاده از نوسان نمای موج الیوت و شاخص قدرت نسبی. *تحقیقات مالی*، ۲۳(۱)، ۱۳۴-۱۵۷.

شاکری، سیده زهرا؛ همایونی فر، مسعود؛ فلاحی، محمدعلی؛ شعریاف تبریزی، سعید (۱۳۹۴). بررسی نظریه آشوب در قیمت سکه بهار آزادی در ایران. *دو فصلنامه اقتصاد پولی، مالی (دانش و توسعه سابق)*، ۲۲(۱۰)، ۸۴-۱۰۳.

طالبی، مرتضی؛ آقابابائی، محمد ابراهیم؛ سعیدی کوشا، مهدی (۱۳۹۹). بررسی کم‌واکنشی بورس تهران پس از رخدادهای شدید بازار. *تحقیقات مالی*، ۲۲(۴)، ۵۲۱-۵۴۱.

طباطبایی، سیدجلال؛ پاک گوهر، علیرضا (۱۳۹۹). مدل‌سازی سری زمانی مقادیر فرین براساس رویکرد تحلیل طیفی. *تحقیقات مالی*، ۲۲(۴)، ۵۹۴-۶۱۱.

طیعی، سید کمیل؛ معینی، شهرام؛ زمانی، زهرا (۱۳۹۱). مدل‌سازی اجتناب ناپذیری زیان اکثریت معامله‌گران در بازار فارکس با استفاده از نظریه فرایندهای تصادفی. *فصلنامه تحقیقات مدل‌سازی اقتصادی*، ۳(۱۱)، ۹۹-۱۲۱.

عباسی، ابراهیم (۱۳۹۲). برآورد و ارزیابی ارزش در معرض ریسک در بازار فارکس. *مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۴(۱۴)، ۸۱-۱۱۹.

نیکوسخن، معین (۱۳۹۷). ارائه یک مدل ترکیبی بهبودیافته با انتخاب وقفه‌های خودکار برای پیش‌بینی بازار سهام. *تحقیقات مالی*، ۲۰(۳)، ۳۸۹-۴۰۸.

References

- Abbasi, A. (2012). Estimating and Evaluating Risk Value in the Forex Market. *Journal of Financial Engineering and Securities Management*, 4(14), 81-119. (in Persian)
- Chavoshi, B., Tehrani, R. & Abbasian, E. (2019). Designing a model for rating investment funds in Iran using the systemic risk assessment approach, based on MES, SES, LTD and CoVaR models. *Financial Research Quarterly*, 22(4), 451-475. (in Persian)

- Dick, A.A. (2010). Personal Bankruptcy and Credit Market Competition. *The Journal of finance*, <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2009.01547.x>
- Dolan, B. (2011). *Currency Trading for dummies*, Wiley publishing Inc. Hoboken. NJ 07030-5774.
- Drakoln, N. (2008). *Winning the Trading Game: Why 95% of Traders Lose and What You Must Do to Win* (First Edition). John Wiley and Sons.
- Haji Ghasifard, M., Niko Maram, H. (2018). Pathology of the mechanism of trading in the global foreign exchange market (Forex) and presenting the proposed model of an organized foreign exchange market based on the economic reality of the country. *Quarterly Journal of Financial Engineering and Securities Management*, 10(39), 135-169. (in Persian)
- Kanzler, L. (1999). *Very Fast and correctly sized estimation of the BDS statistic*. SSRN Electronic Journal, Christ Church and Department of Economics Unvercity of Oxford.
- Kunchu, P. K. (1997). Using BDS statistics to detect nonlinearity in time series. *Computer and Information Science. Miscellaneous Papers, Computational Intelligence*, 2(2), 1-2.
- Murray, Z. F. & Sanati, A. (2018). How does the stock market absorb shocks? *Journal of Financial Economics*, 129(1), 136-153.
- Nikosakhn, M. (2017). Presenting an improved hybrid model with automatic break selection for stock market forecasting. *Financial Research*, 20(3), 389-408. (in Persian)
- Peymani Farushani, M., Erza, A.H., Salehi, M. & Salehi, A. (2019). Transaction efficiency based on candlestick charts in Tehran Stock Exchange. *Financial Research*, 22(1), 69-89. (in Persian)
- Pradeepkumar, D., Ravi, V. (2017). Forex rate prediction: A hybrid approach using chaos theory and multivariate adaptive regression splines, in: *Proceedings of the 5th International Conference on Frontiers in Intelligent Computing: Theory and Applications*, Springer, Singapore, Bhubaneshwar, Odisha, India: 219–227.
- Rajabi, M. & Khaluzadeh, H. (2014). Optimization and comparison of stock portfolio in Tehran Stock Exchange with the benefit of multi-objective evolutionary optimization algorithms. *Financial Research*, 16(2), 253-270. (in Persian)
- Rastgar, M.A. & Dastpak, M. (2017). Presenting the model of transactions with high frequency, along with the dynamic management of the stock portfolio using the reinforcement learning method in the Tehran Stock Exchange. *Financial Research*, 20(1), 1-16. (in Persian)
- Saif, Samira; Jamshidi Navid, Babak; Ghanbari, Mehrdad; Ismailpour, Mansour. (1400). Forecasting the trend of the Iranian stock market using Elliott wave profile and relative strength index. *Financial Research Quarterly*, 23(1), 134-157. (in Persian)
- Shakeri, S.Z., Homayounifar, M., Fallahi, M. A. & Sharabaf Tabrizi, S. (2014). Investigation of the theory of turmoil in the price of Bahar Azadi coins in Iran. *Bi-Quarterly Journal of*

Monetary-Financial Economics (Former Knowledge and Development), 22 (10), 84-103.
(in Persian)

Small, M. & Tse, C. K. (2003). Determinism in financial time series. *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics*, 7(3).

Tabatabai, S.J., Pak Gohar, A. (2019). Time series modeling of Frein values based on spectral analysis approach. *Financial Research Quarterly*, 22(4), 594-611. (in Persian)

Talebi, M., Agha Babaei, M.I., Saidi Kosha, M. (2019). Investigating the underreaction of Tehran Stock Exchange after severe market events. *Financial Research*, 22(4), 521-541. (in Persian)

Tayyabi, S. K., Moeini, Sh., Zamani, Z. (2011). Modeling the Inevitability of Losses of Most Forex Traders Using Stochastic Process Theory. *Economic Modeling Research Quarterly*, 3(11), 99-121. (in Persian)

