Budget and Finance Strategic Research

4

Vol. 5
Winter 2025
P.P: 11-70

Research Paper

Received:
29 July 2024
Revised:
12 September 2024
Accepted:
15 September 2024
Published:
1 January 2025

ISSN: 2717-1809
E-ISSN: 2717-199x

Optimizing the currency portfolio, a basis for designing an algorithmic trading system

Hamed Azizi Ganzagh [1] | Hossein Abbasinejad [2*]

Abstract

In this paper, the use of metaheuristic methods for selecting an optimal asset portfolio is examined. After calculating the efficient frontier, the minimum risk portfolio, and the point with higher risk, known as the Sharpe ratio, the coefficients for optimal currency portfolios are obtained and sent as signals to algorithmic trading systems. This is done with the aim of increasing returns in volatile markets, particularly in the currency market. The methodology involves sequentially arranging optimal portfolios using data mining and metaheuristic methods to obtain the best portfolio under risk over a short-term period. The paper utilizes four fundamental topics: nonlinear patterns for predicting exchange rates, calculating value at risk using the EGARCH model, obtaining optimal investment portfolios via metaheuristics, and designing algorithmic trading systems. To address the Markowitz model issue, future log-return predictions for exchange rates using the RNN model and stochastic optimization for calculating asset weights are employed. These weights are sent as signals for buy, hold, and sell actions to the algorithmic trading system. Nine exchange rates with minimal correlation and higher independence, based on the variance-covariance matrix and interaction effects chart in the currency market, were selected to reduce systemic risk. Testing the system on 123 daily data points from March 1, 2023, to June 22, 2023, resulted in a total return of 27% (approximately 4.5% monthly) for the algorithmic trading system. The system's maximum loss was 6%, and the maximum gain was 5.7%, with transaction costs for each exchange rate considered in the calculations.

Keywords: currency, portfolio optimization, artificial neural network, Value at Risk, algorithmic trading.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

DOR: 20.1001.1.27171809.1403.5.4.1.4

1. Corresponding Author: Ph.D., Economics, University of Mazandaran, Babolsar, Iran.
hamed.azizi@ut.ac.ir

2. Prof., Department of Economics, University of Tehran, Tehran, Iran.

This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution Non-Commercial (CC-BY-NC) license.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

پژوهش‌های راهبردی بودجه و مالیه

٤

سال پنجم
زمستان ۱۴۰۳
صص: ۷۰-۱۱

مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت:
۱۴۰۳/۰۵/۰۸
تاریخ بازنگری:
۱۴۰۳/۰۶/۲۲
تاریخ پذیرش:
۱۴۰۳/۰۶/۲۵
تاریخ انتشار:
۱۴۰۳/۱۰/۱۲

شاپا چاپی: ۱۸۰۹-۲۷۱۷
الکترونیکی: ۱۹۹ x-۲۷۱۷

بهینه‌یابی سبد ارزی، مبنایی برای طراحی یک سیستم معاملات الگوریتمی

حامد عزیزی گنزق [۱] | حسین عباسی نژاد [۲]

چکیده

در این مقاله، به بررسی استفاده از روش‌های فرا ابتکاری برای انتخاب سبد بهینه دارایی پرداخته شده است. پس از محاسبه مرز کارای سرمایه‌گذاری، نقطه پرتفوی حداقل ریسک و نقطه با پذیرش ریسک بیشتر که به نسبت شارپی معروف است، ضرایب سبدهای بهینه ارزی به‌دست‌آمده و به عنوان سیگنال به معاملات الگوریتمی ارسال می‌شود. این کار با هدف افزایش بازدهی در بازارهای پرنوسان، مخصوصاً بازار ارز، انجام می‌شود. روش کار شامل چینش پی‌درپی سبدهای بهینه با استفاده از داده‌کاوی و روش‌های فرا ابتکاری برای به دست آوردن بهترین سبد در معرض ریسک در قالب زمانی کوتاه‌مدت است. مقاله از چهار مبحث اساسی بهره می‌برد: الگوهای غیرخطی پیش‌بینی نرخ ارز، محاسبه ارزش در معرض ریسک با الگوی EGARCH، بدست آوردن سبد بهینه سرمایه‌گذاری به‌صورت فرا ابتکاری، و طراحی سیستم معاملات الگوریتمی. برای حل مشکل الگوی مارکویتز، از پیش‌بینی آتی بازده لگاریتمی نرخ‌های ارز با الگوی RNN و بهینه‌سازی تصادفی برای محاسبه اوزان هر دارایی استفاده شده است. این اوزان به عنوان سیگنال برای اقدامات خرید، نگهداری و فروش به سیستم معاملات الگوریتمی ارسال می‌شود. ۹ نرخ ارز با حداقل همبستگی و استقلال بیشتر براساس ماتریس واریانس- کوواریانس و نمودار اثرات متقابل در بازار ارز برای کاهش ریسک سیستماتیک انتخاب شده‌اند. آزمایش سیستم بر روی ۱۲۳ داده روزانه در بازه زمانی ۱ مارس ۲۰۲۳ تا ۲۲ ژوئن ۲۰۲۳، بازده کل ۲۷ درصدی (تقریباً ماهانه ۴،۵ درصد) برای سیستم معاملات الگوریتمی محقق شد. بیشترین زیان سیستم ۶ درصد و بیشترین سود ۵،۷ درصد بود که کارمزد هرکدام از نرخ‌های ارز نیز در محاسبه درنظر گرفته شده است.

کلیدواژه‌ها: ارز، بهینه‌یابی سبد، شبکه‌عصبی‌مصنوعی، ارزش‌درمعرض‌ریسک، معاملات‌الگوریتمی

DOR: 20.1001.1.27171809.1403.5.4.1.4

۱. نویسنده مسئول: پژوهشگر پسادکترا، گروه اقتصاد، دانشکده اقتصاد، دانشگاه تهران، تهران، ایران.
hamed.azizi@ut.ac.ir
۲. استاد، گروه اقتصاد، دانشکده اقتصاد، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

این مقاله یک مقاله با دسترسی آزاد است که تحت شرایط و ضوابط مجوز (CC BY-NC) Creative Commons Attribution Non-Commercial توزیع شده است.

مقدمه و بیان مسئله

بازار ارز یکی از جذاب‌ترین بازارها برای سرمایه‌گذاری است، اما تحت تأثیر عوامل زیادی قرار دارد که باعث نوسانات شدید می‌شود. به همین دلیل، معامله در این بازارها در کوتاه‌مدت ریسک بالایی دارد و ممکن است باعث زیان معامله‌گران شود. بیشتر نظریات اقتصادی برای پیش‌بینی نرخ ارز در بلندمدت مناسب هستند، اما در کوتاه‌مدت، استفاده از الگوهای هوش مصنوعی[1]، شبکه‌های عصبی مصنوعی[2]، و یادگیری ماشین[3] نتایج بهتری در پیش‌بینی نرخ ارز داشته‌اند شبکه عصبی بازگشتی (RNN) نوعی شبکه عصبی است که برای پردازش داده‌های دنباله‌دار و سری‌های زمانی استفاده می‌شود. این شبکه‌ها با داشتن حافظه داخلی، اطلاعات ورودی‌های قبلی را به خاطر می‌سپارند و از آن‌ها برای پردازش ورودی‌های بعدی استفاده می‌کنند RNNها در کارهایی مانند پیش‌بینی سری‌های زمانی (مثلاً نرخ ارز)، ترجمه ماشینی، و تشخیص گفتار کاربرد دارند (دمپسر و لیمنس[4]، ۲۰۰۶). نرخ‌های ارز از عوامل اصلی اقتصاد کشورها بوده که در یک بستر برخط معامله می‌شوند بنابراین می‌توان انتظار داشت که فعل‌وانفعالات مختلف در هر یک از کشورها بتواند بر روی نرخ‌های ارز تأثیرگذار باشند پس همبستگی[5] بین نرخ ارزی مسئله بسیار مهمی است که نقشی اساسی در پیش‌بینی آن‌ها در قالب کوتاه‌مدت دارد بنابراین بدون در نظر گرفتن روابط بین نرخ ارزهای مختلف نمی‌توان در مورد رفتار آن‌ها نظر داد (چابود و همکاران[6]، ۲۰۱۴)، مسئله مهم دیگری که در معاملات کوتاه‌مدت نرخ ارز حائز اهمیت است مبحث ارزش در معرض ریسک[7] (VaR) نرخ‌های ارز است که در بازار ارز جهانی بر اساس آن می‌توان میزان حجم معاملات را مدیریت کرد که شاخه وسیعی از سنجش ارزش در معرض ریسک در ادبیات اقتصادی و مدیریت ریسک از روش‌های پارامتریک[8] و غیر پارامتریک[9] وجود دارد (تانگ[10]، ۲۰۲۲).

1. Artificial intelligence
2. Artificial Neural Networks
3. Machine learning
4. Dempster
5. Correlation
6. Chaboud
7. Value at Risk (VaR)
8. Parametric
9. non-parametric
10. Tang

یک معامله‌گر که در بازار ارز به صورت کوتاه‌مدت فعالیت می‌کند، با روش‌ها و الگوهای پیچیده زیادی روبروست که باید از آن‌ها برای خرید و فروش استفاده کند. اما از آنجا که فرصت‌ها کوتاه هستند، انجام محاسبات و معاملات به صورت دستی و سنتی باعث می‌شود که نتواند در زمان کم، سود مناسبی به دست آورد، خوشبختانه در سال‌های اخیر با پیشرفت علم و توسعه فناوری، سیستم معاملات الگوریتمی[1] نیز رشد چشمگیری داشته و از طریق آن می‌توان انواع برنامه‌های معاملاتی را آزمایش و پربازده‌ترین آن‌ها را معرفی نمود (هندرشات و همکاران[2]، ۲۰۱۱).

ارزهای اصلی (Major Currencies) شامل دلار آمریکا، یورو، ین ژاپن، پوند بریتانیا، دلار استرالیا، دلار کانادا و فرانک سوئیس، پرمعامله‌ترین ارزها در فارکس هستند. این ارزها نقدشوندگی بالا، نوسانات کمتر و اسپرد کمتری نسبت به ارزهای دیگر دارند. در مقایسه با طلا و نقره که اسپرد بیشتری دارند، ارزهای اصلی برای معاملات به‌ویژه الگوریتمی به‌دلیل هزینه‌های کمتر جذاب‌تر هستند. در این مقاله سعی می‌شود تا با استفاده از مفاهیم مربوط به دانش داده‌کاوی، ارزش در معرض ریسک از بین ۲۸ نرخ ارز: EURUSD (یورو/دلار)، GBPUSD (پوند/دلار)، AUDUSD (دلار استرالیا/دلار، NZDUSD (دلار نیوزلند/دلار)، USDJPY (دلار/ین ژاپن)، USDCAD (دلار/دلار کانادا)، USDCHF (دلار/فرانک سوئیس)، AUDCHF (دلار استرالیا/فرانک سوئیس)، AUDJPY (دلار استرالیا/ین ژاپن)، AUDNZD (دلار استرالیا/دلار نیوزلند)، EURRUB (یورو/روبل)، CADJPY (دلار کانادا/ین ژاپن)، CHFJPY (فرانک سوئیس/دلار)، EURAUD (یورو/دلاراسترالیا)، EURCAD (یورو/دلار کانادا)، EURCHF (یورو/فرانک سوئیس)، EURGBP (یورو/پوند)، EURJPY (یورو/ین ژاپن)، EURNZD (یورو/دلارنیوزلند)، AUDCAD (دلار استرالیا/دلار کانادا)، GBPAUD (پوند/دلار استرالیا)، GBPCAD (پوند/دلار کانادا)، GBPCHF (پوند/فرانک سوئیس)، GBPJPY (پوند/ین ژاپن)، GBPNZD (پوند/دلار نیوزلند)، NZDCAD (دلار نیوزلند/دلار کانادا)، NZDCHF (دلار نیوزلند/فرانک سوئیس)، NZDJPY (دلار نیوزلند/ین ژاپن). مطرح بازار، بهترین سبد

1. Algorithmic trading
2. Hendershott

بهینه[1] را در قالب زمانی کوتاه‌مدت با روش فرا ابتکاری[2] به دست آورده و بر اساس سیگنال‌های به دست آورده اقدام به خریدوفروش سبد ارزی نمود.

به‌عبارتی‌دیگر در این پژوهش الگوی کلاسیک سبد سهام مارکویتز[3] توسعه‌یافته و از تحلیل مدل ارزش در معرض ریسک به‌دست‌آمده از الگوی EGARCH[4] (به‌عنوان ابزاری برای حل مشکلات غیرنرمال بودن بازده[5] نرخ‌های ارز در الگوی مارکویتز) و از الگوی شبکه عصبی مصنوعی بازگشتی (RNN)[6] در پیش‌بینی بازده انتظاری نرخ‌های ارز استفاده خواهد شد که به‌نوعی باعث جلوگیری از فرض نرمال بودن بازدهی و استفاده از میانگین بازده خواهد بود و روش فرا ابتکاری محسوب می‌گردد. یکی دیگر از مزایای استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی بازگشتی برآورد غیرخطی این الگوهاست، با توجه به رفتار غیرخطی بازدهی در بازار ارز برآورد غیرخطی دارای خطای کمتری است.

بنابراین مقاله حاضر از چهار مبحث اساسی در ادبیات اقتصاد مالی بهره‌مند خواهد شد؛ ۱- مباحث مربوط به الگوهای غیرخطی پیش‌بینی نرخ ارز ۲- مباحث مربوط به محاسبه ارزش در معرض ریسک با استفاده از الگوی EGARCH ۳- ارزیابی سبد بهینه سرمایه‌گذاری در بازار ارز به‌صورت فرا ابتکاری ۴- طراحی یک سیستم معاملات الگوریتمی.

پس سؤال اساسی این پژوهش به این شرح است؛ آیا با استفاده از یک روش فرا ابتکاری در بهینه‌سازی یک سبد ارزی (استفاده از الگوهای شبکه عصبی در پیش‌بینی بازدهی و الگوی EGARCH در تعیین ارزش در معرض ریسک) و استفاده از سیگنال‌های به‌دست‌آمده از آن می‌توان یک سیستم معاملات الگوریتمی سود ده را ارائه نمود؟

همچنین در این پژوهش سعی شده است که از دانش اقتصادی درزمینه الگوسازی و بهینه‌یابی سبد ارزی استفاده شود (مواردی ازجمله غیرنرمال بودن بازدهی و ریسک)، همبستگی سیستماتیک و غیرسیستماتیک در نرخ‌های ارز در کوتاه‌مدت و کاهش ریسک سبد ارزی را در نظر گرفته و

1. Portfolio optimization
2. Meta-heuristic
3. Markowitz
4. Exponential Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity
5. Return
6. Recurrent Neural Network

اقدام به سیگنال‌دهی به سیستم معاملات الگوریتمی می‌نماید که به‌نوعی نوآوری پژوهش محسوب می‌شود.

مبانی نظری پژوهش

نظریه تشکیل سبد سهام به دو دسته ابتکاری و فرا ابتکاری قابل تقسیم است، در نظریه‌های ابتکاری سبد بهینه با توجه میانگین به‌عنوان بخش بازده و انحراف معیار به‌عنوان ریسک درنظر گرفته می شود، نظریات فرا ابتکاری تشکیل سبد بهینه بر اساس انتظارات بازدهی و ریسک نامطلوب (ارزش در معرض ریسک) به تبیین رفتار سرمایه‌گذار و انتخاب سبد سهام می‌پردازد (استرادا[1]، ۲۰۰۱). برای بهبود عملکرد روش دسته اول گروهی بر روی رفع مشکل غیرنرمال بودن واریانس متمرکز شدند که در پی تلاش‌های آن‌ها انواع روش‌های ارزش در معرض ریسک به‌عنوان قید به مدل مارکویتز اضافه شد و در بخش دوم گروهی دیگر بر روی انواع روش‌های پیش‌بینی در ادبیات اقتصادسنجی، هوش مصنوعی و سایر الگوهای داده‌کاوی مطالعات متنوعی را انجام دادند؛ بخش اول مرتبط با مفهومی به نام ارزش در معرض ریسک است، این مفهوم برای انواع ابزارهای مالی مانند سهام، اوراق قرضه، ارز، اوراق بهادار و رمز ارزها و غیره، قابل تبیین و کاربرد دارد، در سال ۱۹۹۷ کمیسیون بورس و اوراق بهادار[2] همه مؤسسات مالی و شرکت‌های سهامی عام باارزش سهام بیش از ۵,۲ میلیارد دلار را موظف نمود تا ریسک بازار خود را با معیارهای مربوط به ارزش در معرض ریسک اعلام کنند. ارزش در معرض ریسک بسیاری از محدودیت‌های روش‌های سنتی مدیریت ریسک همانند فرض نرمال بودن توزیع بازده، عدم توجه به افق زمانی و یا نقد شوندگی دارایی‌های مالی را ندارد، معیار VaR ریسک سبد سهام را فقط در یک عدد با عنوان ارزش در معرض ریسک خلاصه می کند و همین ماهیت ساده است که موجب جذابیت آن شده است.

در رابطه با تعیین ریسک در معاملات الگوریتمی پژوهش نونیر[3] در سال ۱۹۹۷ جزء اولین روش‌های پیشنهادی است که امکان ساخت یک سیستم مدیریت پرتفوی چند دوره‌ای را ارائه

1. Estrada
2. Security and Exchange Commission.
3. Neuneier

می‌دهد که هزینه‌های مبادله، ترجیحات ریسک سرمایه‌گذار و چندین محدودیت در معاملات را درنظر می‌گیرد، همچنین در پژوهش وی پس از آزمایش الگوریتم جدید بر روی‌داده‌های واقعی، امکان مدیریت ریسک در چارچوب مسائل تصمیم مارکوف مورد تجزیه‌وتحلیل قرارگرفته است، درواقع اضافه کردن ریسک به الگو با عنوان ارزش در معرض ریسک می‌تواند الگو را به‌گونه‌ای ارتقا بخشد که شوک‌های سنگین بازارهای مالی نیز نتواند برنامه معاملاتی سرمایه‌گذاران را با مشکل مواجه سازد (میهاچ و نونییر[1]، ۲۰۰۲؛ ادبی فیروزجائی و همکاران، ۱۳۹۵).

به جهت محاسبه VaR از روش شبیه‌سازی EGARCH استفاده می‌شود که شبیه الگوهای خانواده GARCH است، الگوی EGARCH یا GARCH نمایی توسط نلسون[2] در سال ۱۹۹۱ پیشنهاد گردید. این الگو یکی از روش‌های فرمول‌بندی واریانس شرطی است که عبارت است از:

$$\begin{cases} R_t = c + u_t \ \text{و} \ u_t \sim (0 \text{و} \sigma_t^2) \\ ln\sigma_t^2 = \omega + \sum_{j=1}^{p} \alpha_j \frac{|u_{t-j}|}{\sqrt{\sigma_{t-j}^2}} + \sum_{k=1}^{o} \gamma_k \frac{u_{t-k}}{\sqrt{\sigma_{t-k}^2}} + \sum_{i=1}^{q} \beta_i ln\sigma_{t-i}^2 \end{cases} \quad (۱)$$

R_t= بازدهی لگاریتمی نرخ ارز، c= ارز از مبدا الگو، u_t= جزء اخلال در زمان t، σ_t^2= واریانس نرخ ارز در زمان t، $ln\sigma_t^2$= لگاریتم نوسان شرطی (لگاریتم واریانس شرطی)، ω= پارامتر ثابت (مقدار پایه)، α_j= ضرایب مربوط به مقادیر مطلق خطاهای گذشته، به‌علاوه نوسانات گذشته، γ_k= ضرایب مربوط به خطاهای گذشته استانداردشده، β_i= ضرایب مربوط به لگاریتم نوسانات شرطی گذشته، $ln\sigma_{t-i}^2$= لگاریتم نوسانات شرطی گذشته.

همچنین رابطه (۱) را می‌توان به شکل EGARCH(p,o,q) نیز نشان داد که دارای چند مزیت است؛ اول متغیر وابسته یعنی σ_t^2 به‌صورت لگاریتمی است لذا ضرایب متغیرهای سمت راست می‌توانند مثبت یا منفی باشد که در هر حالت σ_t^2 مثبت خواهد بود. بدین ترتیب نیازی به اعمال محدودیت غیر منفی بر روی ضرایب نیست. دوم در این الگو اثر شوک‌های نامتقارن نیز درنظر گرفته‌شده است، زیرا γ ها ضرایب u_{t-k} است که مقادیر مثبت و منفی را می‌تواند بپذیرد. اگر

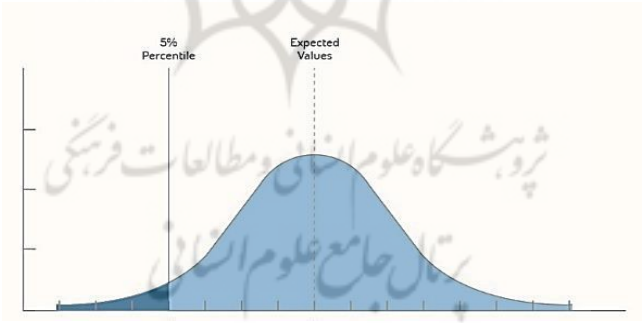
1. Mihatsch & Neuneier
2. Nelson

σ_t^2 تغیر پذیری بازدهی باشد، γ ها اثر شوک‌های منفی و مثبت را بیان می‌کند، درحالی‌که α ها ضرایبی است که فقط قدر مطلق $|u_{t-j}|$ را درنظر می‌گیرد، اگر $\gamma_{k=0}$ باشد شوک‌ها متقارن و در غیر این‌صورت نامتقارن درنظر گرفته می‌شود. اثر شوک‌های مثبت برابر با: $\gamma_k+\alpha_j$ و اثر شوک‌های منفی برابر با: $\gamma_k-\alpha_j$ است که اگر γ ها منفی باشد نشان می‌دهد که اثر شوک‌های منفی بیشتر از اثر شوک‌های مثبت است. بنابراین اثر شوک‌های مثبت و منفی در صورتی یکسان است که $\gamma_{k=0}$ باشد.

جیراردی و ارگان[1] (۲۰۱۳)، ارزش در معرض ریسک یا VaR را در سطح احتمال q درصد از توزیع بازدهی به‌صورت رابطه (۲) تعریف نمودند:

$$p(R_{it} < VaR_{qt}^{i})=q \qquad (۲)$$

که در آن R_{it} بازده حقوق صاحبان سهم i در زمان t، VaR_{qt}^{i} ارزش در معرض ریسک i ام در زمان t با احتمال q درصد است. ارزش در معرض ریسک i نشان می‌دهد که با احتمال q درصد بازده سهم‌ها کمتر از VaR می‌شود و (1-q) درصد احتمال وجود دارد که بازده سهم‌ها از این میزان بیشتر باشد.



شکل ۱. انتخاب صدک پنجم به‌عنوان ارزش در معرض ریسک

در شکل (۱) ارزش در معرض ریسک از طریق صدک پنجم به‌عنوان حالت شدید بازده منفی درنظر گرفته‌شده است که اگر توزیع احتمال دارای بازده غیرنرمال باشد می‌توان گفت که اختلاف

1. Girardi & Ergün

معنی‌داری بین واریانس جامعه و مقدار مذکور وجود خواهد داشت که استفاده از روش VaR را توجیه می‌نماید.

در بخش مرتبط با الگوهای پیش‌بینی کمی می‌توان گفت؛ چنانچه تحلیل‌گر براساس رفتار مشاهده‌شده از سری‌زمانی و تجزیه‌وتحلیل اجزای آن، قانع شود که می‌توان مقادیر آینده را با استفاده از مبانی ریاضی پیش‌بینی کرد، از الگوهای کمی برای پیش‌بینی استفاده می‌شود. الگوهای کمی پیش‌بینی بسیار متنوع و عبارت‌اند از: ۱- الگوهای ساده[1] ۲- الگوهای میانگین متحرک[2] ۳- الگوهای نمو هموار ۴- الگوهای هلت-وینترز[3] ۵- الگوهای باکس-جنکینز ۶- الگوهای اقتصادسنجی ۷- الگوهای مربوط به هوش مصنوعی (عزیزی گنزق و جعفری صمیمی، ۱۴۰۱) که در این پژوهش الگوهای کمی شبکه عصبی مصنوعی استفاده می‌شود، به‌عبارت‌دیگر پیش‌بینی از آینده بازدهی ارز به‌عنوان بازدهی انتظاری وارد محدودیت‌های بهینه‌سازی خطی می‌شود.

امروزه تقریباً تمام محققان یادگیری ماشین، شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN) را به‌عنوان ابزارهایی برای مسائل طبقه‌بندی تصویر در نظر می‌گیرند. با وجود اینکه الگوهای یادگیری عمیق، به‌ویژهRNN ها، در سال‌های اخیر به روش‌های انتخابی رایج محققان تبدیل شده‌اند، تنها تعداد محدودی از این شبکه‌های عصبی عمیق برای مسائل مالی پیاده‌سازی شده‌اند (قاسمیه و همکاران، ۱۴۰۲)، همچنین شواهد مختلف بسیاری از کار آیی قابل‌قبول پیش‌بینی در شبکه‌های عصبی مصنوعی حکایت دارد در واقع بعد از شکل‌گیری و تکامل این الگوها شبکه‌های عصبی به‌عنوان ابزاری قدرتمند در خدمت سایر علوم ازجمله علم اقتصاد درآمدند و هم‌اکنون از این الگوها در زمینه پیش‌بینی متغیرهای اساسی اقتصاد ازجمله تورم، رشد اقتصادی، شاخص کل سهام بورس، نرخ ارز، مالیات و غیره استفاده می‌گردد (عزیزی‌گنزق و همکاران، ۱۴۰۱).

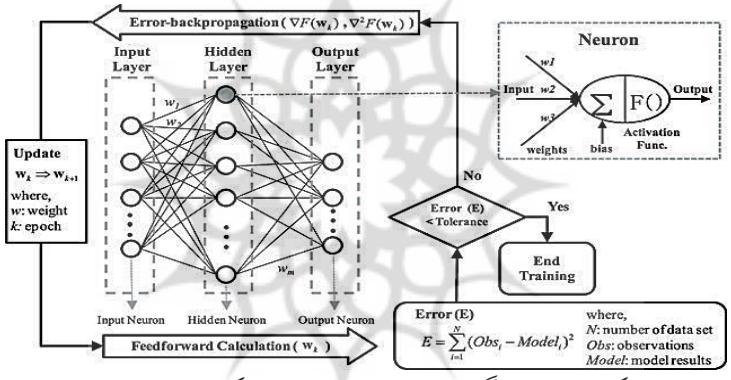
در واقع شبکه‌های عصبی بازگشتی ساده دسته‌ای از شبکه‌های عصبی بازگشتی هستند که همانند شبکه‌های پیش‌رو می‌باشند، اما دارای تعداد کمی حلقه‌های پس‌رو محلی سراسری در معماری خود هستند. شبکه‌های پیش‌رو مانند پرسپترون را می‌توان با اعمال ورودی‌های تأخیر یافته برای حل مسائل پیش‌بینی سری‌های زمانی به کار برد. این دسته از شبکه‌های عصبی با تأخیر زمانی

1. Naive model
2. Moving averages method
3. Holt-winters models

نام دارند که به‌راحتی می‌توان آن‌ها را به شبکه‌های عصبی بازگشتی ساده با برگشت دادن خروجی‌های نرون‌های لایه پنهان و خروجی به لایه ورودی تبدیل کرد. این‌گونه شبکه‌ها معمولاً به‌وسیله الگوریتم‌های پس انتشار خطا بر اساس گرادیان آموزش می‌بینند، اما آموزش این شبکه‌ها، هنگامی‌که وابستگی‌های بلندمدت زمانی بین ورودی‌ها و خروجی‌های وجود دارد، بسیار مشکل است (لین و همکاران[1]، ۱۹۹۸). الگوی RNN، جزء دسته الگوهای غیرخطی ناپیوسته زمانی است که به‌صورت ریاضی به‌صورت رابطه (۳) نمایش داده می‌شود (هرنیک، ۱۹۹۳)[2]:

$$R_{i,t}= f\left[(R_{i,t-1},\ldots,R_{i,t-j})\right] \qquad (۳)$$

معماری یک شبکه عصبی پیش‌خور و پس‌خور در قالب الگوی شبکه عصبی RNN به شکل (۲) قابل ارائه است:



شکل ۲. معماری الگوی پیش‌خور و پس‌خور در شبکه عصبی مصنوعی

منبع: (کیم و سئو، ۲۰۱۵)[3]

با توجه به مطالبی که بیان شد برای انتخاب سبد بهینه‌ارزی که یکی از دغدغه‌های مهم سرمایه‌گذاران نیز است، باید از روش‌های فرا ابتکاری استفاده نمود که در این پژوهش با استفاده از الگوی RNN و سنجش VaR با استفاده از روش EGARCH-Simulation به این مهم پرداخته خواهد شد و بعد از احصای مرز کارای سرمایه‌گذاری نقطه مربوط به پرتفوی حداقل

1. Lin
2. Hornik
3. Kim & Seo

ریسک و یا نسبت شارپی[1] حاصل می‌شود و ضرایب سبد احصاء شده به‌عنوان سیگنال به‌صورت پی‌درپی به معاملات الگوریتمی مخابره می‌گردد.

معاملات الگوریتمی

برای به‌روزرسانی پرتفوی سرمایه‌گذاری به‌صورت پی‌درپی سه اصل قابل‌بیان است که جهت انتقال اوزان دسته‌بندی می‌شوند یعنی سرمایه از چه ترکیب سهمی به کدام ترکیب سهم منتقل شود؛ اولین رویکرد تبعیت از پرتفوی سود ده است که در هر دوره وزن بیشتر به پرتفویی داده می‌شود که در گذشته عملکرد بهتری داشته است (کاور[2]، ۱۹۹۱). در مقابل آن رویکرد دوم تبعیت از پرتفوی زیان‌ده است که در هر دوره وزن سرمایه‌گذاری را از پرتفویی که در گذشته عملکرد بهتری داشته به پرتفویی که عملکرد بدتری داشته منتقل می‌شود چراکه معتقدند پرتفویی که در گذشته عملکرد بدی داشته در آینده عملکرد خوبی خواهد داشت و این رویکردها بر پایه اصل بازگشت به میانگین بناشده است (بوردین[3]، ۲۰۰۳). در دسته سوم رویکردها، پورتفوی سرمایه‌گذاری بر اساس شباهت با الگوهای تاریخی مشابه طراحی می‌شود. این رویکرد معمولاً شامل دو مرحله است:

۱. انتخاب نمونه: در این مرحله، داده‌های اخیر با داده‌های تاریخی مقایسه می‌شوند تا مشابه‌ترین الگوها شناسایی شوند. برای این کار، از معیارهایی مانند هیستوگرام، کرنل نزدیک‌ترین همسایه، و همبستگی استفاده می‌شود.

۲. بهینه‌سازی پورتفوی: پس از شناسایی الگوهای مشابه، پورتفوی بهینه با استفاده از توابع هدف مانند لگاریتم بهینه، نیمه لگاریتم بهینه، و مدل مارکویتز طراحی می‌شود(گیورفی[4] و همکاران، ۲۰۰۸).

در این مقاله از رویکرد اول استفاده‌شده است همچنین با توجه به وجود معاملات فروش استقراضی در بازار فارکس امکان استفاده از این رویکرد همچنان وجود خواهد داشت چراکه

1. Sharpe Ratio
2. Cover
3. Borodin
4. Györfi

کاور و اوردنتلیچ[1] در سال ۱۹۹۶ به این موضوع اشاره نموده و عنوان می‌دارند که در این نوع معاملات نیز می‌توان رویکرد پرتفوی سودده را اتخاذ نمود.

پیشینهٔ پژوهش

آراد و همکاران (۱۴۰۳) به بررسی استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین در بهینه‌سازی پرتفوی سرمایه‌گذاری پرداخته است. نویسندگان با بهره‌گیری از مدل نیم‌واریانس و تأکید بر پتانسیل مثبت، به تحلیل و بهینه‌سازی پرتفوی سرمایه‌گذاری در بازار بورس اوراق بهادار تهران پرداخته‌اند. نتایج نشان می‌دهد که استفاده از این مدل‌ها می‌تواند به کاهش ریسک و افزایش بازدهی سرمایه‌گذاری‌ها کمک کند.

موسوی لولتی و همکاران (۱۴۰۳) به بررسی پیش‌بینی نقدشوندگی در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین می‌پردازد. آنها با استفاده از داده‌های بازار و الگوریتم‌های یادگیری، مدل‌هایی را توسعه داده‌اند که قادر به پیش‌بینی نقدشوندگی بازار هستند. نتایج نشان می‌دهد که این مدل‌ها می‌توانند در تحلیل و مدیریت ریسک نقدشوندگی در بازارهای مالی به کار گرفته شوند.

عبدی و نجفی (۱۳۹۷) به طراحی یک سیستم معاملات الگوریتمی مجهز به روش‌های یادگیری ماشین و داده‌کاوی اقدم نمودند، روش استفاده‌شده در پژوهش آن‌ها تطابق با الگو بوده و با استفاده از روش خوشه‌بندی طیفی، داده‌کاوی بر روی پرتفوهای متشکل از ۲۰ سهام بازار نیویورک بوده و نهایتاً مقایسه با سایر الگوریتم‌ها صورت گرفته است.

رستگار و دستپاک (۱۳۹۶) به ارائه یک سیستم معاملات الگوریتمی با تکرار زیاد پرداختند روش کار آن‌ها استفاده از یک خود معامله‌گر مجهز به روش‌های یادگیری تقویتی برای پویاسازی پرتفوی است که درنتیجه آن روش شبکه عصبی بهترین عملکرد را در پیش‌بینی روند آتی سهم را در بازارهای نزولی و نرمال داشته است.

جین[2] (۲۰۲۳) در مقاله ای با عنوان "چارچوب یادگیری تقویتی عمیق مبتنی بر میانگین-ارزش در معرض ریسک برای تجارت الگوریتمی" به بررسی توسعه یک چارچوب یادگیری عمیق

1. Cover and Ordentlich
2. Jin

تقویتی می‌پردازد که با استفاده از معیار میانگین و ارزش در معرض ریسک به بهینه‌سازی استراتژی‌های تجاری الگوریتمی کمک می‌کند، مقاله به دنبال معرفی چارچوبی است که با ترکیب میانگین وVaR، به بهبود عملکرد استراتژی‌های تجاری با تمرکز بر ریسک و بازده کمک می‌کند، استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق تقویتی برای یادگیری و بهینه‌سازی با هدف بهبود عملکرد واقعی در بازارهای مالی طراحی شده است. چارچوب پیشنهادی بهبود قابل توجهی در کارایی استراتژی‌های تجاری نسبت به روش‌های سنتی نشان داده و به بهبود مدیریت ریسک و کاهش احتمال زیان‌های بزرگ کمک کرده است. این مقاله به توسعه ابزارهای پیشرفته برای تجارت الگوریتمی با تمرکز بر بهینه‌سازی ریسک و بازده می‌پردازد و بهبودهای قابل توجهی را در مقایسه با روش‌های موجود ارائه می‌دهد.

کوهن[1] (۲۰۲۲) در مقاله ای با عنوان " تجارت الگوریتمی و پیش‌بینی مالی با استفاده از روش‌های پیشرفته هوش مصنوعی" بیان می‌کند که هوش مصنوعی یک ضرورت برای سرمایه‌گذاری در بازارهای سهام، ارز و کالا است. مزایای سیستم های هوش مصنوعی نسبت به معامله گران انسانی این است که می‌توانند مجموعه داده‌های گسترده‌ای را از منابع مختلف در کسری از ثانیه تجزیه‌وتحلیل و معاملات واقعی را با فرکانس بالا (HFT) انجام دهند که مزیت آن استفاده از ناهنجاری‌های بازار و تفاوت قیمت‌هاست. این مقاله پیشرفته‌ترین تکنیک‌ها برای پیش‌بینی روند دارایی‌های مالی را تحلیل می‌کند. همه سیستم‌های معاملات الگوریتمی از یادگیری عمیق و یادگیری ماشین برای کشف همبستگی‌های بین پدیده‌ها بهره می‌برند و پیش‌بینی‌های آن‌ها بر اساس مدل‌های خطی یا غیرخطی صورت می‌گیرد.

عباسی و همکاران (۲۰۲۰) موضوع این پژوهش طراحی یک سیستم معاملات الگوریتمی بر پایه تحلیل تکنیکال است که به پیش‌بینی قیمت‌ها از طریق بررسی داده‌های تاریخی در بازارهای مالی می‌پردازد. در این تحقیق، بهبود عملکرد معاملات الگوریتمی با تحلیل نماگرهای تکنیکال مورد بررسی قرار گرفته است. این نماگرها سیگنال‌های خرید، فروش و نگهداری را ارائه می‌دهند.

1. Cohen

نتایج نشان می‌دهند که استفاده از برخی شاخص‌های تحلیل تکنیکال، مانند EMA و SMA ، به بهبود بازدهی کمک کرده است. به‌ویژه، نماگرهای EMA و SMA به ترتیب با ۶ و ۵ تکرار، بیشترین سوددهی را داشته‌اند. همچنین، شاخص صنعت سرمایه‌گذاری با بیشترین تکرار، بازده قابل قبولی را در این سیستم ارائه کرده است

روش‌شناسی پژوهش

در این بخش، به توضیح روش مارکویتز پرداخته می‌شود که به آن روش میانگین-واریانس نیز گفته می‌شود. این روش برای انتخاب سبد سرمایه‌گذاری به‌منظور کمینه کردن ریسک و بهینه‌سازی بازده طراحی شده است. به شکل کلی، مدل مارکویتز به صورت زیر است: (۴)

$$\begin{cases} Min(Z = \sum_i^n \sum_j^n x_i x_j \sigma_{ij}) \\ S.T: \\ 1)\ \sum_i^n x_i R_i = R \\ 2)\ \sum_i^n x_i = 1 \\ 3)\ x_i \geq 0 \end{cases}$$

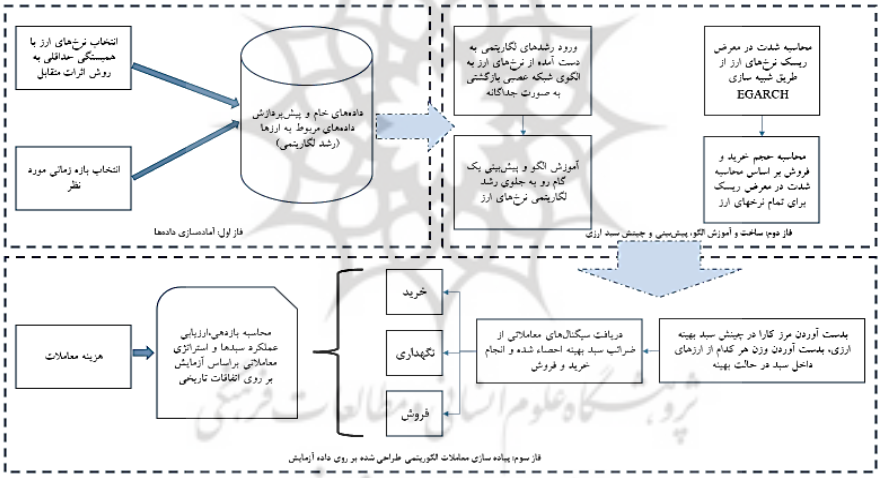
که در رابطه (۴) $\sum_i^n x_i R_i = R$ بازده مورد نظر، $\sum_i^n x_i = 1$ مجموع وزن‌ها برابر با ۱، $x_i \geq 0$ وزن‌ها باید غیر منفی باشند. در این مدل، σ_{ij} نشان‌دهنده کوواریانس بین دارایی‌ها، x_i وزن هر دارایی، و R_i بازدهی هر دارایی است. با این حال، این مدل با نقدهایی مواجه است، از جمله این که نمی‌تواند به خوبی ترجیحات واقعی سرمایه‌گذاران را مدل‌سازی کند و در برخی موارد دور از واقعیت‌های بازار مالی است. برای حل مشکلات و رفع انتقادات وارده به الگوی سنتی مارکویتز در این پژوهش به‌صورت رابطه (۵) الگوسازی انجام‌شده و بهینه خطی بر اساس آن انجام می‌شود:

$$\begin{cases} Min(Z = \sum_i^n \sum_j^n x_i x_j \sigma_{ij}) \\ S.T: \\ 1)\ \sum_i^n x_i R_{i,t} = R \\ 2)\ \mathrm{R_{i,t}} = \mathrm{f}\left[(\mathrm{R_{i,t-1}}, \ldots, \mathrm{R_{i,t-j}})\right] \\ 3)\ \sum_i^n x_i = 1 \\ 4)\ x_i \geq 0 \\ 5)\ \sigma_{ij} = \hat{\rho}_{ij} * \sigma_i^{VaR} * \sigma_j^{VaR} \end{cases} \qquad (۵)$$

همان‌طور که در رابطه (۵) نشان داده‌شده است برای حل مشکل الگوی مارکویتز از پیش‌بینی آتی بازده لگاریتمی نرخ‌های ارز به شکل R_{it} که پیش‌بینی الگوی RNN است استفاده می‌شود، همچنین در بخش کوواریانس دارایی‌ها از $\hat{\rho}_{ij}$ به‌عنوان همبستگی نرخ‌های ارز، σ_i^{VaR} و σ_j^{VaR} ارزش در معرض ریسک، همچنین کوواریانس بین دارایی‌ها بر اساس همبستگی نرخ‌های ارز و ارزش در معرض ریسک (VaR) به‌دست‌آمده از مدل EGARCH-Simulation محاسبه می‌شود. و در نهایت با استفاده از بهینه‌سازی تصادفی، مقادیر کمینه برای وزن‌ها محاسبه شده و این وزن‌ها به‌عنوان سیگنال‌هایی برای خرید، نگهداری و فروش به سیستم معاملات الگوریتمی ارسال می‌شود، بهینه‌سازی تصادفی یکی از تکنیک‌های پیشرفته در بهینه‌سازی است که به‌ویژه در مسائلی با عدم قطعیت یا ویژگی‌های تصادفی کاربرد دارد. در این روش، هدف یافتن بهترین راه‌حل (یا وزن‌ها در این زمینه) با استفاده از الگوریتم‌های تصادفی و شبیه‌سازی است، در بهینه‌سازی تصادفی مجموعه‌ای از راه‌حل‌های ممکن برای مسئله مورد نظر تولید می‌شود. این راه‌حل‌ها با استفاده از تکنیک‌های تصادفی و الگوریتم‌های جستجو مورد ارزیابی قرار می‌گیرند تا بهترین راه‌حل بر اساس معیارهای مشخص (مانند کمینه کردن ریسک یا حداکثر کردن بازده) انتخاب شود. در زمینه مدل مارکویتز بهبود یافته، بهینه‌سازی تصادفی برای تعیین اوزان بهینه هر دارایی در سبد سرمایه‌گذاری استفاده می‌شود. این روش به‌ویژه در شرایطی که مدل‌های تحلیلی دقیق یا داده‌های تاریخی کافی برای تعیین اوزان بهینه وجود ندارد، بسیار مفید است. با استفاده از بهینه‌سازی تصادفی، مدل قادر است بهترین ترکیب دارایی‌ها را به گونه‌ای پیدا کند که بازده مطلوب و ریسک قابل قبولی را تضمین کند، همچنین در مورد سیگنال خرید و فروش می‌توان گفت؛ سیگنال خرید به‌عنوان سیگنالی است که سیستم‌های معاملات الگوریتمی برای انجام خرید یک دارایی خاص ارسال می‌کنند. این سیگنال بر اساس تحلیل‌های مختلف داده‌های مالی، شاخص‌ها و مدل‌های پیش‌بینی تولید می‌شود. در سیستم‌های معاملات الگوریتمی، سیگنال خرید به معنای دستور به خرید یک دارایی (مانند سهام، ارز، یا کالا) بر اساس تحلیل‌های الگوریتمی است. این سیگنال معمولاً شامل اطلاعاتی در مورد زمان مناسب برای خرید، میزان خرید، و قیمت هدف است. سیگنال‌های خرید می‌توانند به‌صورت دستی (توسط تحلیلگر) یا خودکار (توسط سیستم‌های الگوریتمی) صادر شوند. در مدل مارکویتز بهبود یافته، سیگنال‌های خرید، نگهداری، و فروش بر

اساس اوزان بهینه محاسبه شده توسط بهینه‌سازی تصادفی ارسال می‌شوند. به عبارت دیگر، پس از محاسبه اوزان بهینه هر دارایی، سیستم معاملات الگوریتمی از این اطلاعات برای تولید سیگنال‌های خرید (برای خرید دارایی‌ها)، نگهداری (برای حفظ دارایی‌های موجود) و فروش (برای فروش دارایی‌ها) استفاده می‌کند. این سیگنال‌ها به‌طور خودکار به سیستم معاملات ارسال می‌شود تا تصمیمات خرید و فروش به‌صورت سریع و کارآمد انجام شوند، با این توضیحات، بهینه‌سازی تصادفی به‌عنوان یک روش برای یافتن بهترین ترکیب دارایی‌ها و سیگنال‌های خرید به‌عنوان ابزارهایی برای تصمیم‌گیری خودکار در معاملات، به‌طور کامل توضیح داده شده‌اند. این مدل بهبود یافته به‌طور مؤثرتری به نیازهای واقعی سرمایه‌گذاران پاسخ می‌دهد و بازده و ریسک را به شکل دقیق‌تری مدل‌سازی می‌کند.

در شکل (۳) تمام فرآیند سیستم معاملات الگوریتمی این مقاله به تصویر کشیده شده است:



شکل ۳. شمای کلی طراحی سیستم معاملات الگوریتمی بر اساس بهینه‌یابی سبد ارزی در سه فاز

منبع: یافته‌های پژوهش

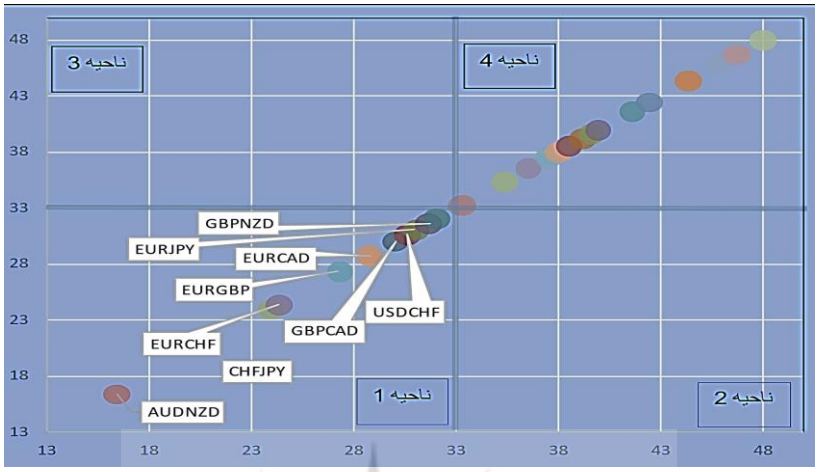
همانطور که در شکل (۳) نشان داده‌شده است ابتدا ۲۸ نرخ ارز اصلی بازار با استفاده از جدول واریانس و کوواریانس مورد تحلیل قرارگرفته و مجموعه سطر و ستون مقادیر همبستگی نرخ‌های ارز به‌عنوان شاخصی برای سنجش نفوذ و نفوذپذیری نرخ‌های ارز محاسبه‌شده و درنهایت آن دسته از نرخ‌های ارز که کمترین همبستگی را در بازار ارز دارا می‌باشند وارد چینش سبد ارزی

می‌گردند، در مرحله دوم رشد لگاریتمی نرخ‌های ارز محاسبه‌شده و در مرحله سوم مقادیر بازدهی محاسبه‌شده وارد الگوی شبکه عصبی و الگوی EGARCH می‌شود و مقادیر آتی (روز آینده) بازدهی نرخ‌های ارز و ارزش در معرض ریسک آن‌ها محاسبه می‌شود، در مرحله چهارم با استفاده از بهینه‌یابی تصادفی مقدار کمینه محاسبه شده و اوزان هر دارایی مشخص می‌شود که به‌عنوان سیگنال خرید به سیستم معاملات الگوریتمی مخابره می‌گردد که بر اساس همین مقادیر در مورد فروش، نگهداری تصمیم‌گیری انجام و هزینه معاملات نیز محاسبه می‌شود.

یافته‌های پژوهش

در رویکرد تحلیل اثر متقابل[1] (CIA) تأثیر هر عامل بر سایر عوامل بررسی و درجه‌بندی می‌شود. هدف این رویکرد شناسایی متغیرهایی است که نقش مهم و معناداری در مسئله مورد نظر دارند. این تحلیل به ما کمک می‌کند تا بفهمیم کدام عوامل به یکدیگر وابسته‌اند و کدام‌ها استقلال بیشتری دارند. در این روش، توجه ویژه‌ای به شناسایی و تحلیل وابستگی‌ها و استقلال متغیرها وجود دارد. به‌طور خاص، در زمینه نرخ‌های ارز، این مسئله اهمیت ویژه‌ای دارد. به عنوان مثال، دانستن اینکه کدام نرخ‌های ارز وابستگی زیادی به بازار دارند و کدام‌ها از همدیگر مستقل‌تر هستند، می‌تواند به مدیریت ریسک و بهینه‌سازی استراتژی‌های معاملاتی کمک کند. روش تحلیل اثرات متقابل تلاش می‌کند تا احتمال تأثیر یک رویداد بر رویدادهای دیگر را پیش‌بینی کند. این کار با استفاده از ارزیابی‌های دقیق و مدل‌سازی روابط بین متغیرها انجام می‌شود (گوردون[2]، ۲۰۱۲). حرکت ارزها در بازار فارکس به عوامل مختلفی مانند شرایط اقتصادی، نرخ بهره، رویدادهای سیاسی و جهانی بستگی دارد. این عوامل باعث نوسانات و تغییرات جهت ارزها می‌شوند. برخی ارزها به دلیل همبستگی‌های اقتصادی با هم حرکت می‌کنند، اما این همبستگی‌ها همیشه ثابت نیستند و ممکن است تغییر کنند. در این مقاله، بر اساس خروجی جدول واریانس-کوواریانس نرخ‌های ارز، نرخ‌های ارزی که استقلال بیشتری از دیگر نرخ‌ها دارند شناسایی شده است:

1. Cross Impact Analysis
2. Gordon



شکل ۴. ماتریس نرخ‌های مؤثر و تأثیرپذیر در بازار ارز جهانی

منبع: یافته‌های پژوهش

شکل (۴) نشان‌دهنده ماتریس نرخ‌های مؤثر و تأثیرپذیر در بازار ارز جهانی است. در این شکل، محور افقی به استقلال نرخ‌های ارز و محور عمودی به وابستگی آنها اختصاص دارد، در شکل (۴)، نرخ‌های ارزی که در ناحیه (۱) قرار دارند: شامل AUDNZD، EURCHF، CHFJPY، GBPCAD، EURGBP، EURJPY، USDCHF، EURCAD، وGBPNZD هستند. این نرخ‌ها استقلال بیشتری از سایر نرخ‌های ارز دارند و کمترین همبستگی را با دیگر نرخ‌ها نشان می‌دهند. بنابراین، استفاده از این نرخ‌های ارز که در ناحیه (۱) قرار دارند، می‌تواند به کاهش قابل توجه ریسک سیستماتیک در معاملات روزانه کمک کند و به مدیریت بهینه‌تر سبد سرمایه‌گذاری منجر شود.

در جدول (۱) نکات مربوط به پیش‌بینی با استفاده از الگوی شبکه عصبی مصنوعی و محاسبه ارزش در معرض ریسک به روش شبیه‌سازی الگوی EGARCH، برای ۹ نرخ ارز به‌دست‌آمده بیان‌شده است؛ تعداد وقفه‌ها یا لایه‌های زمانی نشان‌دهنده این است که مدل قادر است تا اطلاعات گذشته را به مدت ۱۱ دوره زمانی در نظر بگیرد. این انتخاب به این دلیل است که برای پیش‌بینی دقیق‌تر نیاز به توجه به تاریخچه طولانی‌تری از داده‌ها است، تعداد لایه‌های پنهان در شبکه عصبی نشان‌دهنده ظرفیت مدل برای یادگیری ویژگی‌های پیچیده داده‌ها است. انتخاب ۸۰ لایه پنهان به

این دلیل است که می‌خواهیم مدل قدرت یادگیری و تعمیم بالا داشته باشد و قادر به استخراج الگوهای پیچیده از داده‌ها باشد. تابع فعال‌ساز Tanh برای مدل‌های RNN به‌ویژه در پیش‌بینی سری‌های زمانی به دلیل ویژگی‌های غیرخطی و دامنه [۱, ۱-] آن انتخاب می‌شود. این تابع به مدل کمک می‌کند تا روابط پیچیده و غیرخطی را بهتر یاد بگیرد و نوسانات را به خوبی مدیریت کند. Adam به‌عنوان یک روش بهینه‌سازی کارآمد و رایج برای به‌روزرسانی وزن‌ها در شبکه‌های عصبی استفاده می‌شود. این الگوریتم به دلیل توانایی آن در تنظیم خودکار نرخ یادگیری و سرعت همگرایی سریع، انتخاب شده است. تابع هزینه MSE برای ارزیابی عملکرد مدل در پیش‌بینی‌های عددی استفاده می‌شود. این تابع به مدل کمک می‌کند تا اختلاف بین پیش‌بینی‌های مدل و مقادیر واقعی را به حداقل برساند، که در پیش‌بینی نرخ ارز اهمیت دارد. استفاده از شبیه‌ساز تاریخی به معنی استفاده از داده‌های واقعی گذشته برای شبیه‌سازی و آموزش مدل است. این روش به مدل کمک می‌کند تا بر اساس داده‌های واقعی و شرایط بازار، به پیش‌بینی دقیق‌تری دست یابد و قابلیت اطمینان آن افزایش یابد.

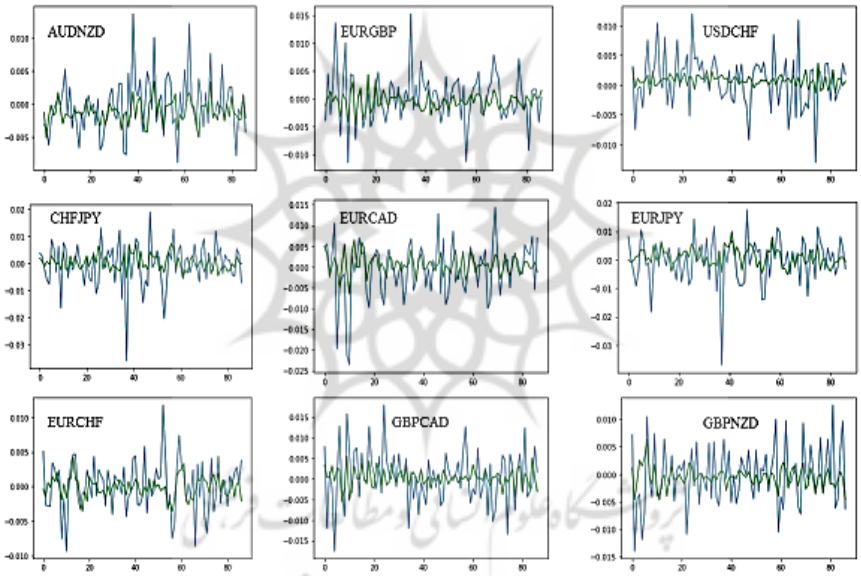
این پارامترها به‌طور خاص برای بهینه‌سازی عملکرد مدل‌های RNN و EGARCH انتخاب شده‌اند تا بتوانند به‌طور دقیق‌تر الگوهای بازار ارز را پیش‌بینی کنند و ریسک را به‌درستی ارزیابی کنند. استفاده از این تنظیمات و پارامترها به دلیل بهبود دقت پیش‌بینی و کارایی مدل‌های مالی انتخاب شده است.

جدول ۱. نوع الگوهای استفاده‌شده در پیش‌بینی بازدهی و ارزش در معرض ریسک در قالب روزانه

نام ارز	تعداد وقفه	تعداد لایه‌های پنهان	تابع فعال‌ساز	الگوریتم بهینه‌یابی	تابع هزینه	نوع الگوی EGARCH	نوع محاسبه
۹ نرخ ارز در این قالب آموزش دیدند	۱۱ حداکثر	۸۰ حداکثر	Tanh	Adam	MSE	P=1 O=0 Q=1	شبیه‌ساز تاریخی

منبع: یافته‌های پژوهش

در این مقاله برای آزمایش بازدهی الگوریتم معاملات طراحی‌شده در قالب روزانه از ۱۲۳ داده تاریخی در بازه ۲۰۲۳/۰۳/۰۱ تا ۲۰۲۳/۲۲/۰۶ برای ۹ نرخ ارز مذکور استفاده‌شده است که در ادامه برای درک هرچه بهتر موضوع نحوه معامله در روز اول آزمایش در تاریخ ۲۰۲۳/۰۳/۰۱ بیان می‌شود، در شکل (۵) نحوه آموزش الگو بر روی رشد لگاریتمی نرخ‌های ارز نشان داده‌شده است همچنین محاسبه ارزش در معرض ریسک[1] برای نرخ‌های مذکور نیز در همین بازه صورت گرفته است همچنین با استفاده از پیش‌بینی بازدهی محاسبه‌شده و مقدار ارزش در معرض ریسک انواع حالات ممکن اوزان نرخ‌های ارز محاسبه‌شده و در انتها بهینه‌خطی محاسبه و مرزکارای سرمایه‌گذاری به‌عنوان سبد بهینه دارایی ارزی به دست می‌آید.



شکل ۵. برآورد رشد نرخ‌های ارز (رنگ‌سبز) در بازه ۲۰۲۲/۱۱/۱۰ الی ۲۰۲۳/۰۲/۰۱.

منبع: یافته‌های پژوهش

۱ . برای ارزیابی ریسک EUR/USD از روش EGARCH و شبیه‌سازی ۱۰۰۰ بار ۳۰ گام بعدی استفاده می‌شود که نتایج ۳۰ هزار داده برای پیش‌بینی ریسک بازار فراهم می‌کند. با رسم صدک‌های مختلف (۱، ۲۵، ۷۵ و ۹۹)، مشخص شد که استفاده از صدک ۹۹ در فروش، ریسک بیشتری نسبت به CVaR وارد می‌کند. همچنین، محاسبه پیپت در فارکس با لوریج ۵۰۰:۱ و سرمایه‌گذاری ۱۰۰۰ دلار نشان می‌دهد که محاسبات دقیق ریسک می‌تواند از کال مارجین شدن جلوگیری کند.

در جدول (۲) تمام مقادیر مورد نیاز برای انجام معامله به‌دست‌آمده است و نحوه سیگنال دهی به سیستم نیز بررسی‌شده است:

جدول ۲. مثالی از مقادیر پیش‌بینی بازدهی و ارزش در معرض ریسک در قالب روزانه

نام ارز	مقدار پیش‌بینی نرخ رشد ارز در تاریخ ۲۰۲۳/۰۳/۰۱	مقدار ارزش در معرض ریسک در تاریخ ۲۰۲۳/۰۳/۰۱	درصد اوزان بر اساس حداقل ریسک (درصد)	اوزان دارایی‌ها با احتساب نسبت شارپی (درصد)
AUDNZD	-۰/۰۰۱	۰/۰۱۲۵	۱/۵	۰/۱
CHFJPY	۰/۰۰۰۷	۰/۰۱۷۹	۰/۵	۶/۸
EURCHF	-۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۸۹	۷	۵
EURGBP	-۰/۰۰۰۳	۰/۰۰۸۸	۴۱	۱۷/۵
EURCAD	۰/۰۰۱۳۵	۰/۰۰۹۷	۲	۲۸
GBPCAD	۰/۰۰۱۹	۰/۰۱۲۶	۲۷	۲۸
USDCHF	-۰/۰۰۰۵	۰/۰۱۴۲	۹	۱۰/۷
EURJPY	-۰/۰۰۰۴	۰/۰۱۸۵	۵	۰/۱
GBPNZD	۰/۰۰۱	۰/۰۱۲۴	۷	۳/۸
بازدهی به ریسک سبد در حالت حداقل ریسک				۰/۱۰۴
بازدهی به ریسک سبد با احتساب نسب شارپی				*۰/۱۶۵
نوع معامله				خرید

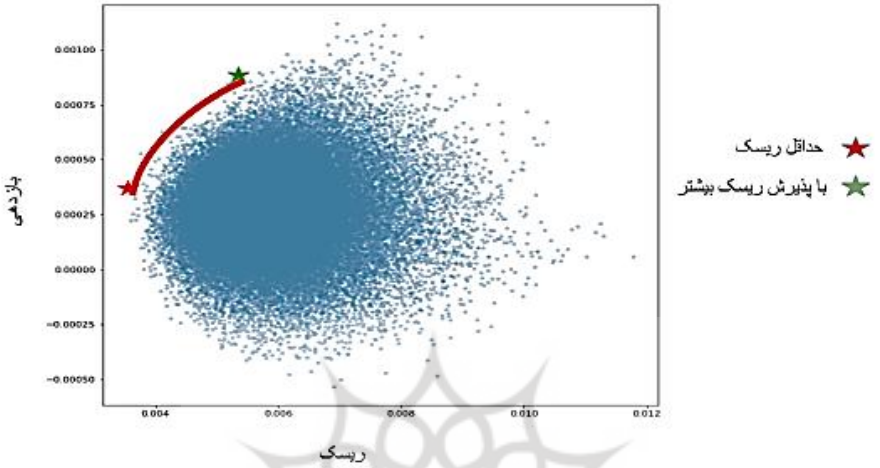
(*) با توجه به بالا بودن این نسبت از اوزان سبد دارایی ارزی با احتساب نسبت شارپی استفاده می‌شود.

منبع: یافته‌های پژوهش

با توجه به جدول (۲) درصد اوزان دارایی ارزی در حالت پذیرش [۱] ۰,۰۰۰۵ درصد ریسک بیشتر به‌عنوان سیگنال خرید به سیستم معاملات مخابره می‌گردد یعنی دارایی‌ها با ضرب شدن در

۱ . مدل شارپ (Sharpe Ratio) بازده سرمایه‌گذاری را نسبت به ریسک ارزیابی می‌کند و شامل مقایسه بازده دارایی با نرخ بدون ریسک است، که معمولاً از نرخ بهره اوراق قرضه دولتی کوتاه‌مدت به‌دست می‌آید. این نرخ نمایانگر بازده بدون ریسک است و از آن برای سنجش عملکرد سرمایه‌گذاری‌ها استفاده می‌شود. نسبت شارپ بالاتر نشان‌دهنده بازده بیشتر نسبت به ریسک است، این نسبت در سال حدود ۲ تا ۳ درصد است که اگر بر ۳۶۵ تقسیم گردد عدد ۰,۰۰۰۵ حاصل می‌شود.

این نسبت‌ها انتخاب و خریداری می‌گردند، برای سایر روزها نیز همین روند طی خواهد شد و سیستم دائماً بر همین اساس اقدام به خرید، فروش و نگهداری می‌کند.



شکل ۶. احصاء مرز کارای سرمایه‌گذاری و دونقطه حداقل ریسک و پذیرش نرخ شارپی

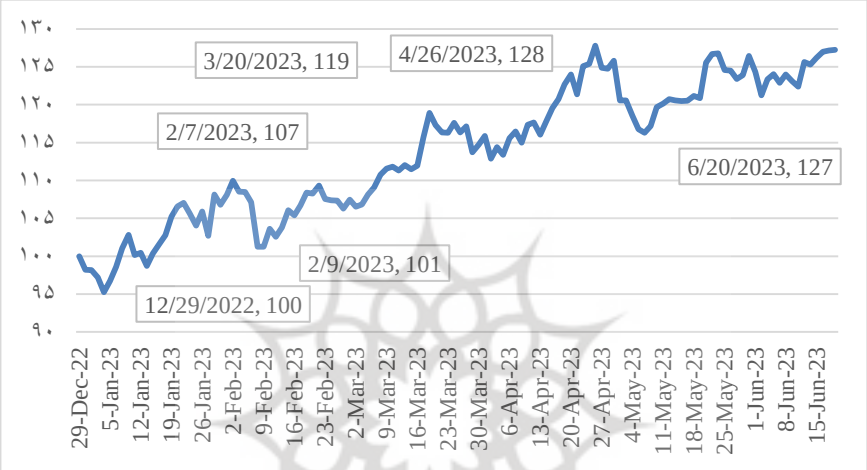
منبع: یافته‌های پژوهش

در شکل (۶) شبیه‌سازی و بهینه‌یابی سبد ارزی با استفاده از روش فرا ابتکاری در تاریخ ۲۰۲۳/۰۳/۰۱ نشان داده‌شده است و همین امر برای سایر داده‌های آزمایشی انجام می‌شود و درنهایت بر اساس اتفاقات بازار و سیگنال‌های استخراجی بازدهی سیستم معاملات الگوریتمی محاسبه می‌شود.

همان طور که در جدول (۲) نیز اشاره شده است سیگنال خرید (buy) برای ارزها و یا سیگنال فروش (sell) برای تمام ارزها بستگی به علامت بازدهی سبد بهینه بدست آمده دارد، طبق مثال ذکر شده بازدهی سبد انتخابی (در این حالت به دلیل مناسب بودن نسبت بازدهی به ریسک سبد در حالت پذیرش ریسک بیشتر) مثبت بوده است بنابراین موقعیت خرید برای تمام ارزها با توجه به ضرائب آنها خرید (buy) خواهد بود و اگر این علامت منفی باشد تمام ارزها فروش خواهند بود که این قید به صورت کد در ماشین معاملات گنجانده شده‌است بنابراین مسئله فروش استقراضی نیز در نظر گرفته شده است.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

بعد از آزمایش سیستم طراحی‌شده در بازه زمانی ۲۰۲۳/۰۳/۰۱ تا ۲۰۲۳/۲۲/۰۶ و محاسبه سود و زیان سبدهای بهینه نرخ ارز مذکور درنهایت به جمع‌بندی بازده کل پرداخته و در شکل (۷) به توصیف نتیجه این سیستم معاملات الگوریتمی پرداخته‌شده است:



شکل ۷. روند سود و زیان معاملات الگوریتمی بر اساس سبد فرا ابتکاری (درصد)

منبع: یافته‌های پژوهش

در بررسی عملکرد سیستم معاملات الگوریتمی و تحلیل نتایج شکل (۷)، مشخص شد که در شروع آزمایش، آورده اولیه مدنظر بوده و عدد ۱۰۰ در نظر گرفته‌شده است. بازدهی ۷ درصدی در تاریخ ۲۰۲۳/۰۷/۰۲ به‌دست‌آمده و بیشترین زیان ممکن حدود ۶ درصد در تاریخ ۲۰۲۳/۰۹/۰۲ رخ داده است. بیشترین بازدهی در تاریخ ۲۰۲۳/۲۰/۰۳ با ۶ درصد رشد مشاهده‌شده و مجموع سود و زیان در تاریخ ۲۰۲۳/۲۶/۰۴ به ۲۷,۷۸ درصد رسیده است. در نهایت، بازدهی سیستم در پایان تاریخ ۲۰۲۳/۲۰/۰۶ به سوددهی ۲۷,۲۲ درصد رسیده است که میانگین ۴,۵ درصد سوددهی ماهانه را نشان می‌دهد. شایان ذکر است که صرفاً ۱۰ درصد آورده اولیه در چینش سبد ارزی و بر اساس ارزش در معرض ریسک به کار گرفته‌شده است همچنین کارمزد هرکدام از نرخ‌های ارز نیز به این صورت درنظر گرفته است: ۱- AUDNZD: ۴۰ پیپت (۴ پیپ[1]) ۲- CHFJPY: ۲۵

۱. اصطلاح پیپ در بازار فارکس برای نشان دادن میزان سود و زیان معاملات بکار برده می‌شود و کوچک‌ترین واحد استاندارد

پیپت ۳- EURCHF: ۲۰ پیپت ۴- EURGBP: ۲۰ پیپت ۵- EURCAD: ۴۷ پیپت ۶- GBPCAD: ۶۰ پیپت ۷- USDCHF: ۲۷ پیپت ۸- EURJPY: ۲۰ پیپت ۹- GBPNZD: ۶۰ پیپ درنظر گرفته شده‌است.

با توجه به نتایج به‌دست‌آمده، سیستم معاملات الگوریتمی طراحی‌شده قادر است شدیدترین شوک‌های وارده را مدیریت نماید. با بهره‌گیری از اهرم مالی و مدیریت آن (از طریق برآورد صحیح از مقادیر ارزش در معرض ریسک)، این سیستم می‌تواند در بازار فعالیت کند و سودآوری داشته باشد. بنابراین، این سیستم از بازدهی پایدار و قابل‌توجهی برخوردار بوده و می‌تواند برای سرمایه‌گذاران جذاب باشد.

با توجه به نتایج به‌دست‌آمده، سیستم معاملات الگوریتمی طراحی‌شده قادر است شدیدترین شوک‌های وارده را مدیریت نماید. با بهره‌گیری از اهرم مالی و مدیریت آن (از طریق برآورد صحیح از مقادیر ارزش در معرض ریسک)، این سیستم می‌تواند در بازار فعالیت کند و سودآوری داشته باشد. بنابراین، این سیستم از بازدهی پایدار و قابل‌توجهی برخوردار بوده و می‌تواند برای سرمایه‌گذاران جذاب باشد. نتایج ارائه‌شده در جداول بدون مقایسه با روش‌ها یا مطالعات مشابه دیگر بوده است. این فقدان مقایسه‌ای ممکن است منجر به عدم درک کامل از اهمیت و دقت نتایج شود. در مطالعات آتی، پیشنهاد می‌شود که نتایج با روش‌های مشابه یا مطالعات قبلی مقایسه شوند تا توانمندی‌ها و محدودیت‌های سیستم به‌خوبی تبیین گردد.

با توجه به تحلیل‌ها و نتایج به‌دست‌آمده، پیشنهاد می‌شود که بستر معاملات الگوریتمی به دلیل گستردگی و پتانسیل بالای خود، بیشتر مورد توجه معامله‌گران و سرمایه‌گذاران قرار گیرد. آن‌ها می‌توانند با آزمایش برنامه‌های معاملاتی خود در این بستر، بهترین روش‌ها را شناسایی و بهینه‌سازی نمایند. هرچند در بازار سهام ایران، معاملات الگوریتمی با محدودیت‌هایی مانند قوانین

جهت اندازه‌گیری تغییر در ارزش یک جفت ارز است. کارگزاری‌ها نرخ ارزها را با چهار یا پنج رقم اعشار نشان می‌دهند که رقم چهارم بعد از اعشار نشان دهنده پیپ بوده و عدد پنجم از سمت راست پیپت نامیده می‌شود. همچنین در جفت ارزهایی که یک طرف آن‌ها ین ژاپن است، رقم اعشار دوم به‌عنوان پیپ در نظر گرفته می‌شود و رقم سوم بعد از اعشار نشان‌دهنده پیپت است.

دستوری توقف این نوع معاملات مواجه است، اما پیش‌بینی می‌شود که در آینده، نقش پررنگی در بازار سهام کشور ایفا کرده و بازدهی مناسبی برای سرمایه‌گذاران داشته باشد.

علاوه بر این، مقاله حاضر می‌تواند به‌عنوان یک برنامه معاملاتی برای دیگر بازارهای مالی مانند ارز دیجیتال و سایر بخش‌ها نیز مورد استفاده قرار گیرد. در نهایت، پیشنهاد می‌شود در مطالعات آتی به ارتقای الگوهای پیش‌بینی، سنجش ریسک و استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌یابی جدید پرداخته شود تا بازدهی معاملات بهبود یابد.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

فهرست منابع

Abbasi, E., Samavi, M. E., & Koosha, E. (2020). Performance evaluation of the technical analysis indicators in comparison with the buy and hold strategy in tehran stock exchange indices. *Advances in Mathematical Finance and Applications*, *5*(3), 285–301. [*in Persian*] Doi: 10.22034/amfa.2020.1893194.1376

Abdi, M., & Najafi, A. (2018). Online Portfolio Selection Using Spectral Pattern Matching. *Financial Engineering and Portfolio Management*, *9*(34), 175-192. [*in Persian*]

Arad, H., Kaviani, M., & Kaviani, M. (2024). Portfolio formation strategy using modified SVAM, P/CF, and P/S ratios in Tehran Stock Exchange. *Strategic Research on Budgeting and Finance*. [*in Persian*]

Azizi Ganzagh, H., & Jafari Samimi, A. (2022). Forecasting inflation in Iran with two approaches of econometrics and artificial neural network; Comparison of NARDL, NARX nonlinear models. *Journal of Econometric Modelling*, *7*(3), 39-68. [*in Persian*] Doi: 10.22075/jem.2022.26727.1716

Ganzagh, H. A., Samimi, A. J., Elmi, Z. M., & Tehranchian, A. M. (2023). Comparing Inflation Forecasting Models in Iran: New Evidences from ARDL-D-LSTM Model. *Iranian Journal of Economic Research*, *27*(93), 149-176. [*in Persian*] Doi: 10.22054/ijer.2022.63376.1037

Borodin, A., El-Yaniv, R., & Gogan, V. (2003). Can we learn to beat the best stock. *Advances in Neural Information Processing Systems*, *16*. Doi:10.1613/jair.1336

Chaboud, A. P., Chiquoine, B., Hjalmarsson, E., & Vega, C. (2014). Rise of the machines: Algorithmic trading in the foreign exchange market. *The Journal of Finance*, *69*(5), 2045–2084. Doi: 10.1111/jofi.12186

Cohen, G. (2022). Algorithmic trading and financial forecasting using advanced artificial intelligence methodologies. *Mathematics*, *10*(18), 3302. Doi: 10.3390/math10183302

Cover, T. M. (1991). Universal portfolios. *Mathematical Finance*, *1*(1), 1–29. Doi: 10.1111/j.1467-9965.1991.tb00002.x

Cover, T. M., & Ordentlich, E. (1996). Universal portfolios with side information. *IEEE Transactions on Information Theory*, *42*(2), 348–363. Doi: 10.1109/18.485708

Dempster, M. A. H., & Leemans, V. (2006). An automated FX trading system using adaptive reinforcement learning. *Expert Systems with Applications*, *30*(3), 543–552. Doi: 10.1016/j.eswa.2005.10.012

Estrada, J. (2000). *The cost of equity in emerging markets: a downside risk approach*. Doi: 10.2139/ssrn.249579

Girardi, G., & Ergün, A. T. (2013). Systemic risk measurement: Multivariate GARCH estimation of CoVaR. *Journal of Banking & Finance*, *37*(8), 3169–3180. Doi: 10.1016/j.jbankfin.2013.02.027

Ghasemiyeh, R., Sinaei, H., & Sahraei, S. (2023). Predicting liquidity in the Tehran Stock Exchange using learning models. *Strategic Research on Budgeting and Finance*, *4(3)*, 11-29. [*in Persian*] Dor: 20.1001.1.27171809.1402.4.3.1.5

Gordon, T. J. (1994). *Cross-impact method* (Vol. 4). American Council for the United Nations University.

Gouveia, A. N. C. (2020). *Machine Learning Applications on Algorithmic Trading in the Foreign Exchange Market*. Universidade NOVA de Lisboa (Portugal).

Györfi, L., Udina, F., & Walk, H. (2008). *Nonparametric nearest neighbor based empirical portfolio selection strategies*. Doi: 10.1524/stnd.2008.0917

Hendershott, T., Jones, C. M., & Menkveld, A. J. (2011). Does algorithmic trading improve liquidity? *The Journal of Finance*, *66*(1), 1–33. Doi: 10.1111/j.1540-6261.2010.01624.x

Hornik, K. (1993). Some new results on neural network approximation. *Neural Networks*, *6*(8), 1069–1072. Doi: 10.1016/S0893-6080(09)80018-X

Jin, B. (2023). A Mean-VaR Based Deep Reinforcement Learning Framework for Practical Algorithmic Trading. *IEEE Access*, *11*, 28920–28933. Doi: 10.1109/ACCESS.2023.3259108

Kim, S. E., & Seo, I. W. (2015). Artificial Neural Network ensemble modeling with conjunctive data clustering for water quality prediction in rivers. *Journal of Hydro-Environment Research*, *9*(3), 325–339. Doi: 10.1016/j.jher.2014.09.006

Lin, T., Horne, B. G., & Giles, C. L. (1998). How embedded memory in recurrent neural network architectures helps learning long-term temporal dependencies. *Neural Networks*, *11*(5), 861–868. Doi: 10.1016/s0893-6080(98)00018-5

Mihatsch, O., & Neuneier, R. (2002). Risk-sensitive reinforcement learning. *Machine Learning*, *49*, 267–290. Doi: 10.48550/arXiv.1311.2097

Adabi firouzjaee B, Mehrara, M., & Mohammadi, S. (2016). Estimation and Evaluation of Tehran Stock Exchange Value at Risk Based on Window Simulation Method. *Journal of Economic Modeling Research*, *7*(23), 35-73. [*in Persian*] Doi: 10.18869/acadpub.jemr.6.23.35

Mousavi Loletti, S. A., Ghanbari, H., & Mohammadi, O. (2024). Portfolio optimization using the semi-variance model with an emphasis on positive potential (Case study: Tehran Stock Exchange). *Strategic Research on Budgeting and Finance, 5(1)*, 57-78. [*in Persian*] Doi: 20.1001.1.27171809.1403.5.1.3.0

Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 347–370. Doi: 10.2307/2938260

Neuneier, R. (1997). Enhancing Q-learning for optimal asset allocation. *Advances in Neural Information Processing Systems*, *10*.

Rastegar, M. A., & Dastpak, M. (2018). Developing a High-Frequency Trading system with Dynamic Portfolio Management using Reinforcement Learning in Iran Stock Market. *Financial Research Journal*, *20*(1), 1-16. [*in Persian*] Doi: 10.22059/jfr.2017.230613.1006415

Tang, S. (2022). Measurement and Management of Interest Rate Risk of Commercial Banks: Based on VaR-GARCH Model of a Case Study of SHIBOR. *Scientific and Social Research*, *4*(1), 89–100.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی