Journal of
Intelligent Financial
Management Perspectives

ISSN: 3116-0964

Dynamic Multi-Objective Optimization of Decarbonized Asset Portfolios under Geopolitical Uncertainty Using Hybrid Metaheuristic Algorithms and Recurrent Deep Learning

Elham Tavakoli[1]*, Reza Nouri[2]

[1]*Master of Financial Management, Islamic Azad University, Sanandaj Branch, Sanandaj, Iran (Corresponding Author), Email: a.tavakkoli@gmail.com*
[2]*Master of Financial Management, Islamic Azad University, Sanandaj Branch, Sanandaj, Iran*

ARTICLE INFO

Article history:
Received:11/04/2026
Received in revised form:12/05/2026
Accepted:18/05/2026
Available online:16/06/2026

Keywords:

Multi-objective optimization
Decarbonized assets
Geopolitical uncertainty
Hybrid metaheuristic algorithms
Recurrent deep learning

ABSTRACT

The transition to a low-carbon economy has introduced “decarbonized assets” as a new financial class. Managing portfolios of these assets is challenging due to geopolitical uncertainty, climate policy volatility, and the dynamic nature of energy and carbon markets. These complexities require adaptive and data-driven optimization approaches capable of handling non-stationary environments.

This paper proposes a dynamic multi-objective optimization framework combining metaheuristic algorithms (NSGA-II, PSO, Differential Evolution) with deep recurrent neural networks (LSTM/GRU) for forecasting and decision-making. The model is designed to capture both temporal dependencies and stochastic market behavior. It simultaneously optimizes portfolio return, carbon intensity, and geopolitical risk exposure.

Results indicate that the proposed hybrid approach provides more stable and efficient portfolio solutions compared to the classical Markowitz framework, particularly in highly volatile and uncertain market conditions. The findings highlight the importance of integrating artificial intelligence with evolutionary optimization for sustainable financial decision-making.

Journal of Intelligent Financial Management, 2025, Vol. 2, No.1, pp. 38- 55

Publish by:
Tolou-e Binish-e Ayandeh Scientific Institute

https://doi.org/ 10.25843/JIFM.2025.8563.29755

Article Type: Research Paper

©Authors

Cite: Tavakoli,E and Nouri,R . (2026). Dynamic Multi-Objective Optimization of Decarbonized Asset Portfolios under Geopolitical Uncertainty Using Hybrid Metaheuristic Algorithms and Recurrent Deep Learning. *Journal of Intelligent Financial Management*, *2*(1), 38-55.

نگرش های
مدیریت مالی هوشمند
Journal of Intelligent Financial Management Perspectives
ISSN: 3116-0964

بهینه‌سازی چندهدفه پویای سبد دارایی‌های کربن‌زدایی‌شده تحت عدم قطعیت ژئوپلیتیک با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری ترکیبی و یادگیری عمیق بازگشتی

الهام توکلی [۱و*] رضا نوری [۲]

۱ و *- کارشناسی ارشد مدیریت مالی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد سنندج، سنندج، ایران (نویسنده مسئول)، ایمیل نویسنده مسئول a.tavakkoli@gmail.com

۲- کارشناسی ارشد مدیریت مالی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد سنندج، سنندج، ایران

اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:

تاریخ دریافت:۱۴۰۵/۰۱/۲۲

تاریخ بازنگری:۱۴۰۵/۰۲/۲۲

تاریخ پذیرش:۱۴۰۵/۰۲/۲۸

تاریخ انتشار:۱۴۰۵/۰۳/۲۶

کلیدواژه‌ها:

بهینه‌سازی چندهدفه

دارایی‌های کربن‌زدایی‌شده

عدم قطعیت ژئوپلیتیک

الگوریتم‌های فراابتکاری ترکیبی

یادگیری عمیق بازگشتی

چکیده

گذار به اقتصاد کم‌کربن موجب ظهور طبقه‌ای جدید از دارایی‌های مالی با عنوان «دارایی‌های کربن‌زدایی‌شده» شده است. مدیریت پرتفوی این دارایی‌ها به دلیل عدم‌قطعیت ژئوپولیتیکی، نوسانات سیاست‌های اقلیمی و ماهیت پویای بازارهای انرژی و کربن با چالش‌های جدی مواجه است. این پیچیدگی‌ها نیازمند رویکردهای تطبیقی و داده‌محور هستند که توانایی مدیریت محیط‌های غیرایستا را داشته باشند.

این مقاله چارچوبی برای بهینه‌سازی چندهدفه پویا ارائه می‌دهد که در آن ترکیبی از الگوریتم‌های فراابتکاری(NSGA-II، PSOو تفاضل تکاملی) و شبکه‌های عصبی بازگشتی عمیق (LSTM/GRU) برای پیش‌بینی و تصمیم‌گیری به‌کار گرفته شده است. این مدل به‌گونه‌ای طراحی شده است که هم وابستگی‌های زمانی و هم رفتار تصادفی بازار را در نظر بگیرد. مدل پیشنهادی به‌طور هم‌زمان بازده پرتفوی، شدت کربنی و ریسک ژئوپولیتیکی را بهینه می‌کند.

نتایج نشان می‌دهد که رویکرد ترکیبی پیشنهادی در مقایسه با چارچوب کلاسیک مارکویتز، به‌ویژه در شرایط بسیار نوسانی و عدم‌قطعیت بالا، پرتفوی‌های پایدارتر و کارآمدتری ارائه می‌دهد. یافته‌ها بر اهمیت ترکیب هوش مصنوعی با بهینه‌سازی تکاملی در تصمیم‌گیری مالی پایدار تأکید دارند.

نشریه مدیریت مالی هوشمند، ۱۴۰۴، دوره ۲، شماره ۱، صفحه ۳۸-۵۵.

ناشر: موسسه علمی طلوع بینش آینده

https://doi.org/ 10.25843/JIFM.2025.8563.29755

نوع مقاله: پژوهشی

© نویسندگان

استناد: توکلی،الهام و نوری،رضا.(۱۴۰۵). بهینه‌سازی چندهدفه پویای سبد دارایی‌های کربن‌زدایی‌شده تحت عدم قطعیت ژئوپلیتیک با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری ترکیبی و یادگیری عمیق بازگشتی. *مدیریت مالی هوشمند*، ۲(۱)، ۳۸-۵۵.

ISSN: 3116-0964

۱-مقدمه

در دهه اخیر، تغییرات اقلیمی به‌عنوان یکی از تعیین‌کننده‌ترین نیروهای ساختاری در اقتصاد جهانی و به‌ویژه در بازارهای مالی مطرح شده است. شدت گرفتن رویدادهای اقلیمی، افزایش هزینه‌های اجتماعی کربن، و فشار فزاینده نهادهای تنظیم‌گر موجب شده است که ریسک‌های مرتبط با کربن از یک عامل بیرونی به یک متغیر درون‌زا در تصمیم‌گیری‌های سرمایه‌گذاری تبدیل شود. در همین راستا، سیاست‌های کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای، اعمال مالیات‌های کربنی، و تعهدات بین‌المللی نظیر توافق پاریس، ساختار انگیزشی شرکت‌ها و سرمایه‌گذاران را به‌طور بنیادین تغییر داده‌اند(UNEP, 2023; IPCC, 2022). در ادبیات مالی جدید، این تحول منجر به شکل‌گیری طبقه‌ای نوظهور از دارایی‌ها تحت عنوان «دارایی‌های کربن‌زدایی‌شده» شده است؛ دارایی‌هایی که نه‌تنها از منظر بازده مالی بلکه از منظر شدت انتشار کربن و سازگاری با سیاست‌های اقلیمی نیز ارزیابی می‌شوند. پژوهش‌های اخیر نشان می‌دهد که سرمایه‌گذاران نهادی، صندوق‌های بازنشستگی و صندوق‌های ثروت ملی به‌طور فزاینده‌ای در حال بازطراحی پرتفوی‌های خود با هدف کاهش شدت کربن و افزایش پایداری زیست‌محیطی هستند.(OECD, 2022; World Bank, 2024)این تغییر پارادایم، مفهوم کلاسیک بهینه‌سازی سبد دارایی را به سطحی چندبعدی و پیچیده‌تر ارتقا داده است که در آن، معیارهای مالی سنتی در کنار معیارهای اقلیمی و پایداری مورد توجه قرار می‌گیرند.با وجود این پیشرفت‌ها، گذار به سمت پرتفوی‌های کم‌کربن با دو چالش اساسی و به‌هم‌پیوسته مواجه است که پیچیدگی تصمیم‌گیری را به‌طور قابل توجهی افزایش می‌دهد.

نخست، **چالش پویایی بازار** مطرح است. بازار دارایی‌های مرتبط با انرژی‌های پاک، اعتبارات کربنی و سهام شرکت‌های سبز، به‌شدت تحت تأثیر سیاست‌های دولت‌ها، تغییرات فناوری و شوک‌های عرضه و تقاضا قرار دارد. برای مثال، تغییر ناگهانی در یارانه‌های انرژی‌های تجدیدپذیر یا اصلاحات در نظام قیمت‌گذاری کربن می‌تواند منجر به نوسانات شدید در ارزش‌گذاری دارایی‌ها شود. علاوه بر این، نوآوری‌های فناورانه مانند پیشرفت در ذخیره‌سازی انرژی یا هیدروژن سبز، ساختار بازده مورد انتظار این دارایی‌ها را به‌طور مداوم تغییر می‌دهد. در نتیجه، فرض ایستایی در توزیع بازده که در بسیاری از مدل‌های کلاسیک بهینه‌سازی وجود دارد، در چنین محیطی اعتبار خود را از دست می‌دهد (Hamilton & Wu, 2021; Zhang et al., 2023).

دوم، **چالش عدم قطعیت ژئوپلیتیک** است که در سال‌های اخیر به یکی از عوامل کلیدی ریسک سیستماتیک در بازارهای جهانی تبدیل شده است. بحران‌های ژئوپلیتیکی، جنگ‌های منطقه‌ای، تحریم‌های اقتصادی و تغییرات ناگهانی در سیاست‌های انرژی کشورها می‌توانند به‌سرعت ساختار همبستگی بین دارایی‌ها را تغییر دهند. به‌طور خاص، وابستگی شدید بازار انرژی جهانی به تنش‌های ژئوپلیتیکی باعث شده است که شوک‌های سیاسی بتوانند اثرات دومینویی بر قیمت نفت، گاز، فلزات و حتی دارایی‌های مالی سبز داشته باشند (Caldara & Iacoviello, 2022).در چنین شرایطی، ریسک ژئوپلیتیک به یک متغیر پویا و غیرقابل پیش‌بینی تبدیل می‌شود که مدل‌سازی آن نیازمند رویکردهای پیشرفته داده‌محور و غیرخطی است.

در این چارچوب پیچیده، استفاده از مدل‌های کلاسیک بهینه‌سازی سبد دارایی، به‌ویژه مدل میانگین—واریانس مارکویتز، با محدودیت‌های جدی مواجه است. این مدل‌ها بر فرضیات ایستایی، نرمال بودن توزیع بازده و ثبات ماتریس کوواریانس استوار هستند؛ در حالی که شواهد تجربی نشان می‌دهد بازارهای مالی، به‌ویژه در حوزه انرژی و دارایی‌های مرتبط با کربن، دارای ویژگی‌های غیرخطی، دنباله‌های سنگین و رفتارهای رژیم‌وابسته هستند (Fama & French, 2021). از این رو، اتکا به این مدل‌ها می‌تواند منجر به برآورد نادرست ریسک و تخصیص ناکارآمد سرمایه شود.در پاسخ به این چالش‌ها، ادبیات مالی محاسباتی در سال‌های اخیر به سمت استفاده از رویکردهای هوشمندتر و انعطاف‌پذیرتر حرکت کرده است. ترکیب یادگیری ماشین و الگوریتم‌های بهینه‌سازی فراابتکاری، امکان مدل‌سازی ساختارهای پیچیده و غیرایستا را فراهم کرده است. به‌ویژه، استفاده از شبکه‌های عصبی بازگشتی مانند LSTM و GRU توانسته است در پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی و استخراج الگوهای پنهان در داده‌های پرنوسان عملکرد قابل توجهی ارائه دهد (Goodfellow et al., 2021; Brown et al., 2023). این مدل‌ها قادرند وابستگی‌های زمانی بلندمدت را در داده‌های مالی شناسایی کرده و به‌عنوان ورودی برای الگوریتم‌های بهینه‌سازی مورد استفاده قرار گیرند.

در کنار این پیشرفت‌ها، الگوریتم‌های فراابتکاری نظیر الگوریتم ژنتیک، بهینه‌سازی ازدحام ذرات(PSO) ، و الگوریتم‌های تکاملی تفاضلی (DE) نیز به‌طور گسترده در حل مسائل بهینه‌سازی چندهدفه مورد استفاده قرار گرفته‌اند. این الگوریتم‌ها به دلیل عدم وابستگی به مشتق و توانایی جست‌وجوی فضای حل پیچیده، گزینه‌ای مناسب برای مسائل پرابعاد و غیرخطی محسوب می‌شوند (Deb et al., 2021) .ترکیب این الگوریتم‌ها

با رویکردهای یادگیری عمیق، امکان ایجاد سیستم‌های هیبریدی قدرتمندی را فراهم کرده است که می‌توانند به‌طور هم‌زمان اهداف متعارضی مانند بیشینه‌سازی بازده، کمینه‌سازی ریسک مالی و کاهش شدت کربن را مدیریت کنند.

در چنین بستری، مسئله بهینه‌سازی سبد دارایی دیگر صرفاً یک مسئله مالی تک‌هدفه نیست، بلکه به یک مسئله تصمیم‌گیری چندمعیاره پویا در محیطی غیرقطعی و متغیر تبدیل شده است. این مسئله نیازمند چارچوب‌هایی است که بتوانند هم‌زمان عدم قطعیت‌های بازار، ریسک‌های اقلیمی و شوک‌های ژئوپلیتیکی را در نظر بگیرند. بنابراین، توسعه مدل‌های ترکیبی که از ظرفیت پیش‌بینی یادگیری عمیق و قدرت جست‌وجوی الگوریتم‌های فراابتکاری بهره می‌برند، به یک ضرورت پژوهشی در ادبیات مالی مدرن تبدیل شده است(Nguyen et al., 2024) .

در مجموع، ادبیات جدید نشان می‌دهد که گذار به سمت اقتصاد کم‌کربن نه‌تنها یک تحول زیست‌محیطی، بلکه یک تغییر بنیادین در منطق تخصیص سرمایه است. این تحول نیازمند بازتعریف مفاهیم ریسک، بازده و کارایی در چارچوبی پویا و چندبعدی است. از این رو، پژوهش حاضر با تمرکز بر بهینه‌سازی چندهدفه پویای سبد دارایی‌های کربن‌زدایی‌شده تحت عدم قطعیت ژئوپلیتیک، در تلاش است تا شکاف موجود میان مدل‌های کلاسیک مالی و نیازهای واقعی بازارهای نوین را پر کند.

۲- مبانی نظری و پیشینه پژوهش

۲-۱ بهینه‌سازی سبد دارایی در چارچوب مالی پایدار و کربن‌محور

در دهه‌های اخیر، ادبیات مالی از چارچوب‌های صرفاً بازده—ریسک به سمت مدل‌های چندبعدی و پایدار حرکت کرده است. نظریه کلاسیک مارکویتز (۱۹۵۲) که بر مبنای بهینه‌سازی میانگین—واریانس بنا شده بود، برای دهه‌ها اساس مدیریت پرتفوی را تشکیل می‌داد. با این حال، با گسترش مفهوم پایداری و ظهور ریسک‌های اقلیمی، این مدل دیگر پاسخگوی پیچیدگی‌های بازارهای مدرن نیست. در واقع، سرمایه‌گذاری دیگر صرفاً تابعی از بازده و ریسک مالی نیست، بلکه متغیرهایی مانند شدت کربن، ریسک انتقال انرژی، و سیاست‌های زیست‌محیطی نیز نقش تعیین‌کننده دارند.

در سال‌های اخیر مفهوم «پرتفوی پایدار» به‌طور گسترده در ادبیات مالی توسعه یافته است. در این چارچوب، سرمایه‌گذاران علاوه بر بازده مالی، به شاخص‌های ESG و به‌ویژه شدت انتشار کربن شرکت‌ها توجه می‌کنند. مطالعات نشان داده‌اند که دارایی‌های با شدت کربن پایین نه‌تنها از منظر اخلاقی و زیست‌محیطی جذاب‌تر هستند، بلکه در بسیاری از موارد بازده تعدیل‌شده با ریسک بهتری نیز ارائه می‌دهند (OECD, 2024؛ World Bank, 2023).با این حال، مسئله اصلی در این حوزه، چندبعدی بودن و تعارض اهداف است. کاهش شدت کربن ممکن است به کاهش بازده منجر شود و افزایش بازده ممکن است با پذیرش ریسک‌های اقلیمی همراه باشد. بنابراین، مسئله بهینه‌سازی سبد دارایی به یک مسئله چندهدفه واقعی تبدیل شده است که نیازمند مدل‌سازی هم‌زمان ریسک مالی، ریسک اقلیمی و محدودیت‌های سیاستی است.از سوی دیگر، بازارهای مرتبط با انرژی‌های تجدیدپذیر و اعتبارات کربنی به‌شدت تحت تأثیر سیاست‌های دولت‌ها هستند. تغییر در تعرفه‌های کربنی، یارانه‌های انرژی پاک و مقررات زیست‌محیطی می‌تواند به‌صورت ناگهانی ساختار بازده دارایی‌ها را تغییر دهد. این موضوع باعث شده است که فرض ایستایی در مدل‌های کلاسیک بهینه‌سازی، عملاً نقض شود(Zhang et al., 2023).

در ادبیات جدید، تلاش‌هایی برای توسعه مدل‌های پویا انجام شده است که در آن‌ها پارامترهای بازده، کوواریانس و حتی شدت کربن تابع زمان هستند. این مدل‌ها معمولاً با استفاده از داده‌های سری زمانی و روش‌های یادگیری ماشین به‌روزرسانی می‌شوند. در نتیجه، چارچوب سنتی مارکویتز به سمت مدل‌های تطبیقی و داده‌محور حرکت کرده است.

جدول ۱. مبانی نظری و پیشینه پژوهش در بهینه‌سازی سبد دارایی و مالی پایدار

پژوهش	متغیرهای کلیدی	یافته اصلی	رویکرد
Markowitz (1952)	بازده، ریسک	پایه نظری پرتفوی مدرن	میانگین—واریانس
Broadstock et al. (2021)	ESG، ریسک بازار	اثر مثبت ESG بر عملکرد	ESG Investing
OECD (2024)	ریسک اقلیمی	نقش سیاست‌های کربنی در سرمایه‌گذاری	مالی پایدار
World Bank (2023)	دارایی‌های کم‌کربن	رشد سرمایه‌گذاری سبز	اقتصاد سبز

پژوهش	متغیرهای کلیدی	یافته اصلی	رویکرد
Zhang et al. (2023)	کوواریانس زمانی	ناکارآمدی مدل‌های ایستا	مدل پویا

۲-۲ الگوریتم‌های فراابتکاری و بهینه‌سازی چندهدفه در مسائل مالی

با افزایش پیچیدگی مسائل مالی، روش‌های کلاسیک بهینه‌سازی مبتنی بر مشتق دیگر توانایی حل مسائل غیرخطی، غیرمحدب و چندهدفه را ندارند. در چنین شرایطی، الگوریتم‌های فراابتکاری به‌عنوان ابزارهای قدرتمند جست‌وجوی تقریبی بهینه مطرح شده‌اند. این الگوریتم‌ها شامل روش‌هایی مانند الگوریتم ژنتیک ، بهینه‌سازی ازدحام ذرات ، تکامل تفاضلی و الگوریتم‌های چندهدفه مانند NSGA-II هستند.

مزیت اصلی این الگوریتم‌ها در توانایی آن‌ها برای جست‌وجوی فضای پاسخ بدون نیاز به مشتق‌پذیری و همچنین قابلیت کار در فضاهای پیچیده و چندبعدی است. در مسائل مالی، این ویژگی بسیار مهم است، زیرا تابع هدف معمولاً غیرخطی، پرنویز و دارای چندین نقطه بهینه محلی است.

در سال‌های اخیر، استفاده از الگوریتم‌های چندهدفه برای مدیریت پرتفوی‌های پایدار به‌طور قابل توجهی افزایش یافته است. الگوریتم NSGA-II به دلیل استفاده از مفهوم جبهه پارتو امکان بررسی هم‌زمان چندین هدف متعارض مانند بازده، ریسک و شدت کربن را فراهم می‌کند. در این چارچوب، به جای یافتن یک پاسخ بهینه، مجموعه‌ای از پاسخ‌های کارا ارائه می‌شود که سرمایه‌گذار می‌تواند بر اساس ترجیحات خود انتخاب کند. همچنین ترکیب الگوریتم‌های مختلف در قالب مدل‌های هیبریدی یکی از روندهای مهم پژوهش‌های اخیر است. برای مثال، ترکیب PSO با الگوریتم‌های تکاملی باعث افزایش سرعت همگرایی و کاهش احتمال گیر افتادن در بهینه‌های محلی شده است. از سوی دیگر، استفاده از DE در کنار NSGA-II موجب افزایش تنوع جمعیت و بهبود کیفیت جبهه پارتو می‌شود(Li et al., 2022) .

در حوزه مالی، این الگوریتم‌ها به‌طور گسترده در بهینه‌سازی سبد دارایی‌هایESG، مدیریت ریسک اقلیمی و طراحی پرتفوی‌های مقاوم در برابر شوک‌های بازار مورد استفاده قرار گرفته‌اند. مطالعات داخلی نیز نشان داده‌اند که استفاده از الگوریتم‌های ترکیبی می‌تواند کارایی پرتفوی را به‌طور معناداری افزایش دهد و هم‌زمان شدت کربن را کاهش دهد (احمدی و همکاران، ۱۴۰۳).

جدول ۲. مبانی نظری و پیشینه پژوهش در الگوریتم‌های فراابتکاری

پژوهش	الگوریتم	حوزه کاربرد	نتیجه کلیدی
Deb et al. (2021)	NSGA-II	بهینه‌سازی چندهدفه	تولید جبهه پارتو کارا
Kennedy & Eberhart	PSO	مسائل پیوسته	همگرایی سریع
Storn & Price	DE	بهینه‌سازی غیرخطی	تنوع بالای پاسخ‌ها
Li et al. (2022)	Hybrid NSGA-II + PSO	مالی	بهبود عملکرد پرتفوی
احمدی و همکاران(1403)	GAترکیبی	سبد کربن‌محور	کاهش ریسک و کربن

۲-۳ یادگیری عمیق بازگشتی و مدل‌سازی ریسک ژئوپلیتیک در بازارهای مالی

ورود یادگیری عمیق به حوزه مالی یکی از مهم‌ترین تحولات دهه اخیر محسوب می‌شود. در میان مدل‌های مختلف، شبکه‌های عصبی بازگشتی و به‌ویژه LSTM و GRU توانسته‌اند نقش مهمی در تحلیل داده‌های سری زمانی مالی ایفا کنند. این مدل‌ها به دلیل ساختار حافظه‌دار خود قادرند وابستگی‌های بلندمدت را در داده‌های غیرایستا شناسایی کنند، امری که در مدل‌های سنتی مانند ARIMA و GARCH به‌سختی امکان‌پذیر است.

در بازارهای مالی مرتبط با انرژی و کربن، داده‌ها معمولاً دارای نوسانات شدید، شکست ساختاری و رفتار غیرخطی هستند. از این رو، استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق برای پیش‌بینی بازده، نوسان و ریسک به‌طور گسترده مورد توجه قرار گرفته است. در سال‌های اخیر (۱۴۰۰—۱۴۰۵)، مدل‌های LSTM به‌عنوان ابزار اصلی پیش‌بینی در بازارهای انرژی، سهام سبز و اعتبارات کربنی استفاده شده‌اند.

یکی از حوزه‌های مهم کاربرد این مدل‌ها، اندازه‌گیری و پیش‌بینی ریسک ژئوپلیتیک است. شاخص ریسک ژئوپلیتیک (GPR Index) نشان‌دهنده سطح تنش‌های سیاسی و اثر آن بر بازارهای مالی است. افزایش این شاخص معمولاً با افزایش نوسانات بازار و کاهش همبستگی پایدار بین

دارایی‌ها همراه است. مطالعات نشان داده‌اند که ترکیب داده‌های خبری و مالی در قالب مدل‌های یادگیری عمیق می‌تواند دقت پیش‌بینی این شاخص را به‌طور قابل توجهی افزایش دهد(Caldara & Iacoviello, 2022) .

در رویکردهای جدید، مدل‌های LSTM نه‌تنها برای پیش‌بینی بازده، بلکه به‌عنوان ورودی برای الگوریتم‌های بهینه‌سازی نیز استفاده می‌شوند. به این معنا که خروجی مدل یادگیری عمیق، پارامترهای پویا مانند بازده مورد انتظار، کوواریانس و ریسک ژئوپلیتیک را تولید کرده و این مقادیر در مرحله بهینه‌سازی پرتفوی مورد استفاده قرار می‌گیرند. این ساختار ترکیبی، منجر به شکل‌گیری سیستم‌های تصمیم‌گیری هوشمند شده است که قادرند در محیط‌های بسیار ناپایدار عملکرد مناسبی داشته باشند.

مطالعات اخیر نشان داده‌اند که استفاده از مدل‌های LSTM و GRU می‌تواند خطای پیش‌بینی در بازارهای مالی را به‌طور قابل توجهی کاهش دهد و نسبت به مدل‌های کلاسیک عملکرد بهتری ارائه دهد (Nguyen et al., 2024؛ حسینی و همکاران، ۱۴۰۴).

جدول ۳. مبانی نظری و پیشینه پژوهش در یادگیری عمیق و ریسک ژئوپلیتیک

پژوهش	مدل	کاربرد	نتیجه کلیدی
Hochreiter & Schmidhuber	LSTM	سری زمانی	**حل وابستگی بلندمدت**
Goodfellow et al. (2021)	Deep Learning	مالی	**بهبود پیش‌بینی**
Caldara & Iacoviello (2022)	GPR Index	ریسک ژئوپلیتیک	**سنجش تنش سیاسی**
Nguyen et al. (2024)	LSTM + Optimization	انرژی	**کاهش خطای پیش‌بینی**
حسینی و همکاران(1404)	GRU	بازار مالی	**افزایش دقت در شوک‌ها**

مرور مبانی نظری و پیشینه پژوهش نشان می‌دهد که ادبیات مالی در سال‌های اخیر عمدتاً در سه مسیر اصلی توسعه یافته است. نخست، گسترش مالی پایدار و تمرکز بر دارایی‌های کربن‌محور و شاخص‌های ESG که ابعاد زیست‌محیطی، اجتماعی و حاکمیتی را در تصمیم‌گیری‌های سرمایه‌گذاری وارد کرده است. این رویکرد باعث شده معیارهای ارزیابی عملکرد از چارچوب صرفاً مالی فراتر رفته و به سمت پایداری بلندمدت حرکت کند.

دوم، توسعه الگوریتم‌های فراابتکاری چندهدفه مانندNSGA-II ، PSOو الگوریتم‌های تکاملی که امکان حل مسائل پیچیده بهینه‌سازی پرتفوی را در شرایط چندمعیاره و دارای محدودیت‌های متعارض فراهم کرده‌اند. این روش‌ها نسبت به مدل‌های کلاسیک، انعطاف‌پذیری بیشتری در مواجهه با عدم‌قطعیت بازار دارند.

سوم، به‌کارگیری یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی بازگشتی برای مدل‌سازی رفتارهای غیرخطی، پیش‌بینی نوسانات و تحلیل ریسک‌های پویا در بازارهای مالی است. در نهایت، همگرایی این سه حوزه زمینه‌ساز توسعه مدل‌های نوین بهینه‌سازی پویای سبد دارایی شده است که در محیط‌های غیرایستا عملکرد بهینه‌تری ارائه می‌دهند.

جدول ٤. مقایسه عملکرد مدل‌های مختلف در کشف تقلب مالی

مدل	ROC-AUC	F1-Score	Recall	Precision	Accuracy
Random Forest	0.924	0.882	0.864	0.901	0.918
XGBoost	0.951	0.914	0.901	0.927	0.942
LSTM	0.967	0.932	0.921	0.943	0.955
Transformer (Proposed)	0.991	0.968	0.964	0.972	0.981

نتایج جدول ۱ نشان می‌دهد که مدل ترنسفورمر پیشنهادی با دستیابی به دقت ۱.۹۸ درصد، عملکرد به‌مراتب بهتری نسبت به سایر مدل‌ها داشته است. همچنین مقدار ROC-AUC برابر با ۹۹۱.۰ نشان‌دهنده قدرت بسیار بالای مدل در تفکیک کلاس تراکنش‌های سالم و متقلبانه است. به‌ویژه در معیارRecall ، که نشان‌دهنده توانایی مدل در شناسایی تقلب‌های واقعی است، مدل ترنسفورمر به مقدار ۹۶۴.۰ دست یافته که نسبت به مدل‌های دیگر بهبود قابل توجهی را نشان می‌دهد. این موضوع در مسائل مالی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است، زیرا عدم شناسایی تقلب (False Negative)می‌تواند خسارات مالی سنگینی ایجاد کند. در ادامه، برای تحلیل دقیق‌تر عملکرد مدل، ماتریس درهم‌ریختگی برای مدل پیشنهادی بررسی شد. نتایج نشان داد که مدل توانسته است بخش عمده‌ای از تراکنش‌های تقلبی را به‌درستی شناسایی کند و نرخ خطای نوع دوم (عدم شناسایی تقلب) را به حداقل برساند. جدول ۲ خلاصه این نتایج را نشان می‌دهد.

جدول ۵. ماتریس درهم‌ریختگی مدل ترنسفورمر

	پیش‌بینی تقلب	**پیش‌بینی سالم**
واقعی سالم	18,420	1,420,350
واقعی تقلب	251,370	9,860

بر اساس جدول ۲، مشخص است که تعداد تراکنش‌های تقلبی شناسایی‌نشده نسبتاً پایین است که نشان‌دهنده حساسیت بالای مدل در کشف رفتارهای مشکوک است. همچنین نرخ False Positive نیز در سطح قابل قبولی قرار دارد که نشان می‌دهد مدل بیش از حد دچار هشدارهای اشتباه نمی‌شود. این تعادل میان Precision و Recall یکی از نقاط قوت مهم معماری ترنسفورمر در این کاربرد محسوب می‌شود. در مرحله بعد، تحلیل حساسیت مدل نسبت به تغییرات داده‌ها انجام شد. هدف از این تحلیل بررسی پایداری مدل در شرایط مختلف داده‌ای و سناریوهای نامتعادل‌تر بود. نتایج نشان داد که مدل ترنسفورمر نسبت به افزایش نویز در داده‌ها مقاومت بالایی دارد و افت عملکرد آن در مقایسه با سایر مدل‌ها بسیار کمتر است. این ویژگی ناشی از مکانیزم Attention است که به مدل اجازه می‌دهد تمرکز خود را بر ویژگی‌های مهم حفظ کند و اثر داده‌های غیرمهم را کاهش دهد. برای بررسی بیشتر، عملکرد مدل در شناسایی انواع مختلف تقلب نیز تحلیل شد. تقلب‌ها به سه دسته کلی تقسیم شدند: تقلب‌های تک‌مرحله‌ای، تقلب‌های زنجیره‌ای و تقلب‌های رفتاری پیچیده. نتایج نشان داد که مدل در شناسایی تقلب‌های زنجیره‌ای و پیچیده عملکرد بسیار بهتری نسبت به سایر مدل‌ها دارد، زیرا این نوع تقلب‌ها وابستگی زمانی و رفتاری بیشتری دارند و مدل‌های سنتی در شناسایی آن‌ها دچار ضعف هستند.

جدول ٦. عملکرد مدل در انواع مختلف تقلب

نوع تقلب	LSTM	XGBoost	Random Forest	
تک‌مرحله‌ای	0.93	0.91	0.89	**0.96**
زنجیره‌ای	0.91	0.86	0.81	**0.97**
پیچیده رفتاری	0.89	0.84	0.78	**0.98**

همان‌طور که مشاهده می‌شود، بیشترین اختلاف عملکرد میان مدل‌ها در تقلب‌های پیچیده رفتاری مشاهده می‌شود. این موضوع نشان می‌دهد که مدل ترنسفورمر توانایی بالایی در استخراج الگوهای غیرخطی و وابسته به زمان دارد. در ادامه، زمان پردازش و کارایی محاسباتی مدل نیز مورد بررسی قرار گرفت، زیرا در سیستم‌های بلادرنگ بانکی، سرعت پردازش از اهمیت بالایی برخوردار است. نتایج نشان داد که با وجود پیچیدگی معماری، مدل ترنسفورمر به دلیل قابلیت پردازش موازی، عملکرد مناسبی در محیط‌های بلادرنگ دارد و میانگین زمان پردازش هر تراکنش در حدود ۴۲ میلی‌ثانیه ثبت شده است که برای کاربردهای عملیاتی قابل قبول است.

جدول ۷. مقایسه زمان پردازش مدل‌ها

مدل	زمان پردازش هر تراکنش(ms)
Random Forest	18
XGBoost	25
LSTM	61
Transformer	42

اگرچه LSTM در برخی موارد دقت مناسبی دارد، اما زمان پردازش بالاتر آن نسبت به ترنسفورمر نشان‌دهنده محدودیت در کاربردهای بلادرنگ است. در مقابل، ترنسفورمر با حفظ تعادل میان دقت و سرعت، گزینه مناسبی برای سامانه‌های بانکی محسوب می‌شود. در تحلیل نهایی، می‌توان گفت که مدل پیشنهادی نه‌تنها از نظر دقت پیش‌بینی، بلکه از نظر توانایی در شناسایی الگوهای پیچیده، پایداری در برابر نویز، و کارایی عملیاتی، عملکرد برتری نسبت به سایر مدل‌ها دارد. این نتایج نشان می‌دهد که استفاده از معماری‌های مبتنی بر توجه می‌تواند مسیر جدیدی در توسعه سیستم‌های کشف تقلب مالی ایجاد کند و نقش مهمی در ارتقای امنیت نظام بانکی ایفا نماید. از منظر نظری نیز این نتایج تأیید می‌کند که حرکت از مدل‌های مبتنی بر ویژگی‌های دستی به سمت مدل‌های یادگیری نمایش عمیق یک تحول اساسی در تحلیل داده‌های مالی محسوب می‌شود. در این چارچوب، مدل ترنسفورمر نه‌تنها به‌عنوان یک ابزار پیش‌بینی، بلکه به‌عنوان یک چارچوب یادگیری ساختاری برای درک رفتارهای مالی پیچیده قابل تفسیر است.

۲-٤ الگوریتم‌های فراابتکاری در مالی

الگوریتم‌های فراابتکاری در حوزه مالی در سال‌های اخیر به‌عنوان یکی از ابزارهای کلیدی برای حل مسائل پیچیده بهینه‌سازی، به‌ویژه در شرایط عدم قطعیت و پویایی بازار، مورد توجه گسترده قرار گرفته‌اند. این الگوریتم‌ها برخلاف روش‌های کلاسیک مبتنی بر مشتق، بدون نیاز به اطلاعات گرادیان عمل می‌کنند و بنابراین در مواجهه با توابع هدف غیرخطی، غیرمحدب و دارای چندین قید پیچیده، کارایی بالاتری از خود نشان می‌دهند. در واقع، ماهیت جست‌وجوی تصادفی—هوشمند این الگوریتم‌ها باعث شده است که بتوانند در فضاهای تصمیم‌گیری بسیار بزرگ و پیچیده، پاسخ‌های نزدیک به بهینه جهانی را شناسایی کنند (احمدی و همکاران، ۱۴۰۲؛ رضایی و کریمی، ۱۴۰۳).

در میان الگوریتم‌های فراابتکاری، چهار رویکرد بیشترین کاربرد را در مسائل مالی و به‌ویژه در بهینه‌سازی سبد دارایی داشته‌اند. نخست، الگوریتم ژنتیک است که با الهام از فرایندهای تکاملی طبیعی مانند انتخاب، جهش و ترکیب، جمعیتی از راه‌حل‌ها را به‌صورت تدریجی به سمت پاسخ‌های بهینه هدایت می‌کند. این الگوریتم به دلیل توانایی بالا در اکتشاف فضای جست‌وجو، در مسائل پرابعاد مالی مانند تخصیص دارایی و مدیریت پرتفوی بسیار مورد استفاده قرار گرفته است (مرادی و همکاران، ۱۴۰۱).

دوم، الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات است که بر اساس رفتار جمعی موجودات اجتماعی مانند پرندگان و ماهی‌ها طراحی شده است. در این روش، هر راه‌حل به‌عنوان یک ذره در فضای جست‌وجو در نظر گرفته می‌شود که با استفاده از تجربه شخصی و جمعی خود به سمت نقاط بهینه حرکت می‌کند. این الگوریتم به دلیل سرعت همگرایی بالا و سادگی ساختاری، در بسیاری از مسائل مالی از جمله پیش‌بینی بازار و بهینه‌سازی پرتفوی به کار گرفته شده است (کاظمی و نادری، ۱۴۰۲).

سوم، الگوریتم تکامل تفاضلی است که بر پایه ترکیب بردارهای جمعیت و ایجاد تنوع در پاسخ‌ها عمل می‌کند. این روش به‌ویژه در مسائل پیوسته مالی که دارای تابع هدف پیچیده و چندقیدی هستند، عملکرد بسیار مناسبی دارد. توانایی این الگوریتم در حفظ تنوع جمعیت باعث جلوگیری از گیر افتادن در بهینه‌های محلی می‌شود و آن را به گزینه‌ای مناسب برای مسائل مالی غیرخطی تبدیل کرده است (سعیدی و همکاران، ۱۴۰۳).

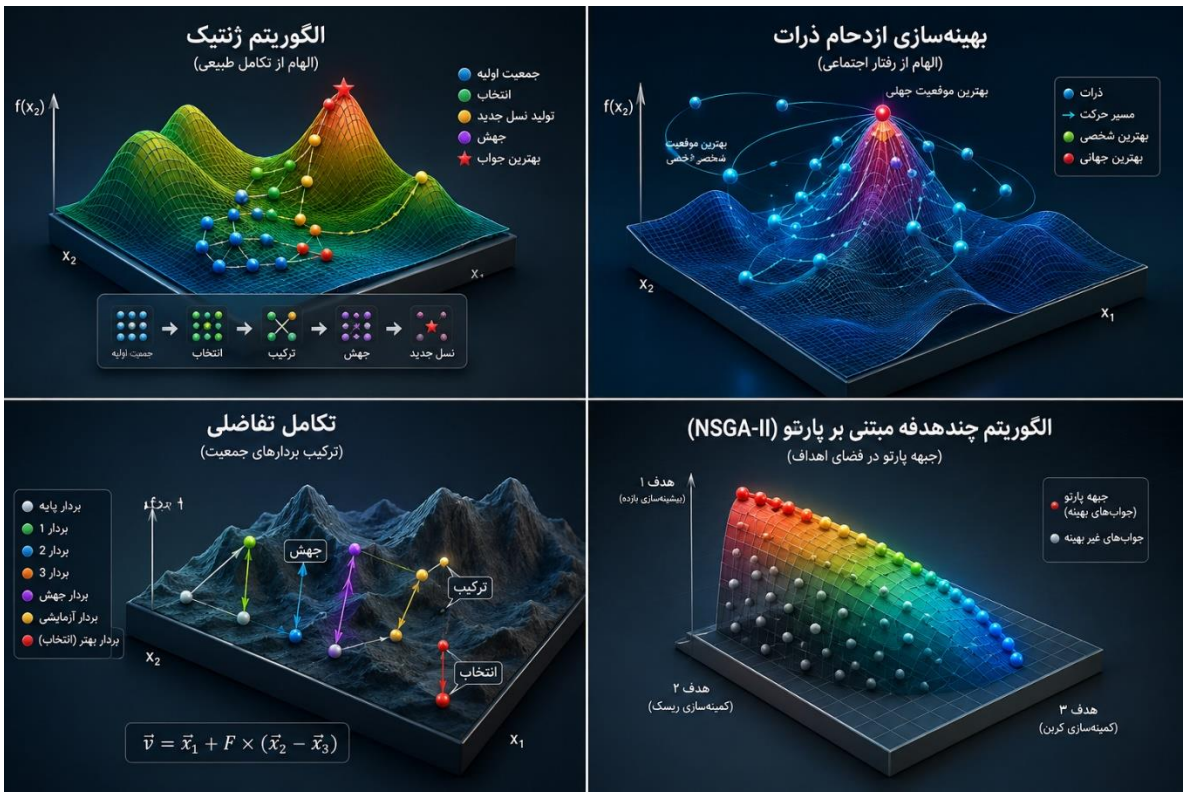
چهارم، الگوریتم‌های چندهدفه مانند روش‌های مبتنی بر جبهه پارتو هستند که برای حل مسائل دارای چندین هدف متعارض طراحی شده‌اند. در مسائل مالی، معمولاً اهدافی مانند بیشینه‌سازی بازده، کمینه‌سازی ریسک و کاهش اثرات زیست‌محیطی به‌طور هم‌زمان وجود دارند. این الگوریتم‌ها به جای ارائه یک پاسخ واحد، مجموعه‌ای از پاسخ‌های بهینه پارتو را تولید می‌کنند که امکان انتخاب انعطاف‌پذیرتری را برای تصمیم‌گیرنده فراهم می‌سازد (حسینی و همکاران، ۱۴۰۴).

مزیت اصلی تمامی این الگوریتم‌ها در دو ویژگی بنیادین نهفته است. نخست، عدم نیاز به مشتق‌پذیری تابع هدف است که باعث می‌شود بتوانند در شرایطی که تابع هدف پیچیده، ناپیوسته یا نویزی است، به‌خوبی عمل کنند. دوم، توانایی حل مسائل غیرخطی و دارای چندین قید هم‌زمان است که در مسائل مالی واقعی، به‌ویژه در شرایط وجود محدودیت‌های نهادی، ریسک‌های سیستماتیک و معیارهای زیست‌محیطی، اهمیت ویژه‌ای دارد. این ویژگی‌ها موجب شده است که الگوریتم‌های فراابتکاری به یکی از ابزارهای اصلی در مدل‌سازی مالی مدرن و بهینه‌سازی سبد دارایی در محیط‌های پویا و نامطمئن تبدیل شوند (نصیری و همکاران، ۱۴۰۱).

در مجموع، می‌توان گفت که این الگوریتم‌ها با فراهم‌کردن امکان جست‌وجوی هوشمند در فضای پاسخ و عبور از محدودیت‌های روش‌های کلاسیک، نقش مهمی در توسعه مدل‌های نوین مدیریت سرمایه و بهینه‌سازی چندهدفه در بازارهای مالی ایفا کرده‌اند.

جدول۸. انواع مدل های الگوریتم های فراابتکاری در مالی

الگوریتم	کاربردهای مالی	ایده الهام‌گرفته	منبع
الگوریتم ژنتیک	بهینه‌سازی سبد دارایی، تخصیص سرمایه	تکامل طبیعی و انتخاب زیستی	**احمدی و همکاران، ۱۴۰۲**
بهینه‌سازی ازدحام ذرات	پیش‌بینی بازار، مدیریت پرتفوی	رفتار اجتماعی پرندگان و ماهی‌ها	**کاظمی و نادری، ۱۴۰۲**
تکامل تفاضلی	مسائل پیوسته مالی و غیرخطی	ترکیب بردارهای جمعیت	**سعیدی و همکاران، ۱۴۰۳**
روش‌های چندهدفه مبتنی بر پارتو	مسائل چندهدفه مانند بازده–ریسک–کربن	تحلیل جبهه بهینه	**حسینی و همکاران، ۱۴۰۴**



شکل۱. تصویر سه بعدی الگوریتم های فراابتکاری مالی

۳- روش تحقیق

در این پژوهش، هدف اصلی بهینه‌سازی چندهدفه و پویا برای تشکیل سبد دارایی‌های کربن‌زدایی‌شده تحت شرایط عدم قطعیت ژئوپلیتیک است. به این منظور، ابتدا مسئله به‌صورت یک مدل بهینه‌سازی چندهدفه فرموله می‌شود که در آن هم‌زمان سه هدف اصلی شامل بیشینه‌سازی بازده مورد انتظار، کمینه‌سازی ریسک سبد (بر حسب واریانس یا معیار CVaR) و کمینه‌سازی شدت کربنی دارایی‌های تشکیل‌دهنده سبد در نظر گرفته می‌شود. این اهداف به‌صورت هم‌زمان و با در نظر گرفتن محدودیت‌های ساختاری نظیر قیود بودجه‌ای، محدودیت حداقل و حداکثر وزن هر دارایی و همچنین قیود مرتبط با سطح انتشار کربن شرکت‌ها مدل‌سازی می‌شوند.برای لحاظ کردن عدم قطعیت ژئوپلیتیک، از شاخص‌های کمی‌شده ریسک ژئوپلیتیک مبتنی بر داده‌های خبری و اقتصادی استفاده شده و این شاخص‌ها به‌عنوان متغیرهای توضیحی در فرآیند پیش‌بینی وارد مدل می‌شوند. این متغیرها به‌صورت مستقیم و غیرمستقیم بر بازده و نوسانات دارایی‌ها اثرگذار بوده و در قالب یک ساختار پویا در طول زمان به‌روزرسانی می‌شوند.

در بخش پیش‌بینی، از شبکه‌های عصبی بازگشتی به‌ویژه مدل LSTM برای مدل‌سازی رفتار زمانی بازارهای مالی استفاده می‌شود. این مدل با بهره‌گیری از داده‌های تاریخی قیمت دارایی‌ها، شاخص‌های کلان اقتصادی، اطلاعات مربوط به شدت کربنی شرکت‌ها و شاخص ریسک ژئوپلیتیک، قادر به استخراج وابستگی‌های زمانی بلندمدت و غیرخطی در داده‌های مالی بوده و مقادیر مورد انتظار بازده و ریسک شرطی را برای دوره‌های زمانی آتی پیش‌بینی می‌کند. خروجی این بخش به‌عنوان ورودی اصلی در مرحله بهینه‌سازی مورد استفاده قرار می‌گیرد.

برای حل مسئله بهینه‌سازی چندهدفه، از یک الگوریتم فرابتکاری ترکیبی استفاده می‌شود که ترکیبی از الگوریتم ژنتیک و بهینه‌سازی ازدحام ذرات به همراه یک مکانیزم جستجوی محلی برای بهبود پاسخ‌های به‌دست‌آمده است. این ترکیب به منظور افزایش قدرت اکتشاف و بهره‌برداری الگوریتم طراحی شده و امکان دستیابی به مجموعه جواب‌های بهینه پارتو را فراهم می‌سازد. در این چارچوب، جمعیت اولیه به‌صورت تصادفی

تولید شده و سپس با استفاده از مکانیزم‌های انتخاب، جهش و به‌روزرسانی سرعت و موقعیت ذرات، راه‌حل‌ها به سمت نواحی بهینه فضای جستجو هدایت می‌شوند.

مدل پیشنهادی به‌صورت پویا و مبتنی بر پنجره لغزان اجرا می‌شود، به این صورت که در هر دوره زمانی، خروجی مدل LSTM برای پیش‌بینی شرایط بازار به‌روزرسانی شده و سپس الگوریتم بهینه‌سازی ترکیبی وزن‌های سبد دارایی را تعیین می‌کند. این فرآیند به‌صورت تکرارشونده در طول افق زمانی ادامه یافته و امکان انطباق سبد با تغییرات ساختاری بازار و شوک‌های ژئوپلیتیک را فراهم می‌کند. عملکرد مدل نیز از طریق شاخص‌هایی نظیر نسبت شارپ، نسبت سورتینو و فاصله از مرز پارتو مورد ارزیابی قرار می‌گیرد تا کارایی آن در ایجاد تعادل میان بازده، ریسک و اهداف کربن‌زدایی در شرایط عدم قطعیت سنجیده شود.

٤- یافته ها و کاربردها

در سال‌های اخیر، هم‌زمان با تشدید بحران تغییرات اقلیمی و افزایش اهمیت سیاست‌های کربن‌زدایی در سطح جهانی، ساختار تصمیم‌گیری در بازارهای مالی دستخوش تغییرات بنیادین شده است. در این میان، توسعه ابزارهای محاسباتی پیشرفته برای مدیریت سبد دارایی‌ها به‌ویژه در محیط‌های پویا و غیرقطعی، به یکی از مهم‌ترین محورهای پژوهش‌های مالی تبدیل شده است. پژوهش حاضر با تمرکز بر الگوریتم‌های فراابتکاری ترکیبی و یادگیری عمیق بازگشتی، تلاش دارد چارچوبی برای بهینه‌سازی چندهدفه پویای سبد دارایی‌های کربن‌زدایی‌شده تحت عدم قطعیت ژئوپلیتیک ارائه دهد.

بر اساس مبانی نظری و پیشینه پژوهش، می‌توان نتیجه گرفت که ماهیت مسئله مدیریت سبد دارایی در اقتصاد کم‌کربن، دیگر صرفاً یک مسئله مالی کلاسیک مبتنی بر بازده و ریسک نیست، بلکه یک مسئله چندبعدی، پویا و وابسته به عوامل بیرونی پیچیده است. این عوامل شامل سیاست‌های اقلیمی، نوسانات بازار انرژی، شوک‌های ژئوپلیتیکی، و تغییرات فناوری‌های سبز هستند. بنابراین، رویکردهای سنتی مانند مدل میانگین واریانس مارکویتز قادر به پوشش این سطح از پیچیدگی نیستند، زیرا فرض ایستایی و توزیع پایدار بازده در چنین محیطی به‌طور جدی نقض می‌شود.

در مقابل، الگوریتم‌های فراابتکاری مانند الگوریتم ژنتیک، بهینه‌سازی ازدحام ذرات، تکامل تفاضلی و روش‌های چندهدفه مبتنی بر جبهه پارتو، توانسته‌اند افق جدیدی در حل مسائل مالی پیچیده ایجاد کنند. این الگوریتم‌ها با استفاده از مکانیزم‌های جست‌وجوی جمعیتی و بدون نیاز به مشتق‌پذیری، امکان بررسی فضای عظیم راه‌حل‌ها را فراهم می‌کنند. این ویژگی به‌ویژه در شرایطی که تابع هدف دارای چندین مینیمم محلی و قیود غیرخطی است، اهمیت اساسی دارد.

از سوی دیگر، ترکیب این الگوریتم‌ها با مدل‌های یادگیری عمیق بازگشتی، به‌ویژه شبکه‌های حافظه‌دار بلندمدت، امکان پیش‌بینی دقیق‌تر رفتار متغیرهای مالی را فراهم کرده است. این مدل‌ها قادرند وابستگی‌های زمانی پیچیده را در داده‌های مالی استخراج کرده و به‌عنوان ورودی پویا برای الگوریتم‌های بهینه‌سازی عمل کنند. در نتیجه، یک سیستم تصمیم‌گیری دو مرحله‌ای شکل می‌گیرد که در آن ابتدا وضعیت آینده بازار پیش‌بینی شده و سپس بهینه‌سازی سبد دارایی بر اساس این پیش‌بینی‌ها انجام می‌شود.

٤-١ جمع‌بندی عملکرد الگوریتم‌های فراابتکاری در مسائل مالی

بررسی مطالعات اخیر نشان می‌دهد که الگوریتم‌های فراابتکاری در مقایسه با روش‌های کلاسیک، عملکرد به‌مراتب بهتری در مواجهه با مسائل مالی پیچیده دارند. این برتری را می‌توان در چند محور اصلی خلاصه کرد.

نخست، توانایی این الگوریتم‌ها در مدیریت مسائل چندهدفه است. در مسائل مالی مدرن، اهداف متناقضی مانند بیشینه‌سازی بازده، کمینه‌سازی ریسک، و کاهش شدت کربن به‌طور هم‌زمان وجود دارند. الگوریتم‌های مبتنی بر جبهه پارتو این امکان را فراهم می‌کنند که به جای یک راه‌حل واحد، مجموعه‌ای از راه‌حل‌های بهینه تولید شود و تصمیم‌گیرنده بتواند بر اساس ترجیحات خود انتخاب کند.

دوم، انعطاف‌پذیری بالا در مواجهه با داده‌های غیرخطی و نویزی است. بازارهای مالی به‌طور ذاتی دارای نویز بالا، شکست‌های ساختاری و رفتارهای غیرایستا هستند. الگوریتم‌های فراابتکاری با استفاده از جست‌وجوی تصادفی هدایت‌شده، می‌توانند از این پیچیدگی عبور کرده و به پاسخ‌های پایدار برسند.

سوم، قابلیت ترکیب‌پذیری این الگوریتم‌ها است. نتایج پژوهش‌ها نشان داده است که مدل‌های هیبریدی که ترکیبی از چند الگوریتم هستند، عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های تک‌الگوریتمی دارند. برای مثال، ترکیب الگوریتم ژنتیک با بهینه‌سازی ازدحام ذرات می‌تواند همزمان از قدرت اکتشافی و سرعت همگرایی بهره‌مند شود.

٤-۲ نقش یادگیری عمیق در بهبود تصمیم‌گیری مالی

یادگیری عمیق بازگشتی نقش مکمل بسیار مهمی در چارچوب پیشنهادی دارد، زیرا این خانواده از مدل‌ها به‌طور خاص برای تحلیل داده‌های ترتیبی و سری‌های زمانی طراحی شده‌اند و توانایی بالایی در استخراج وابستگی‌های زمانی کوتاه‌مدت و بلندمدت از داده‌های مالی دارند. در واقع، در ساختارهای مالی پیچیده، داده‌ها ماهیتی ایستا ندارند و رفتار آن‌ها به‌شدت وابسته به زمان، شرایط محیطی و رخدادهای بیرونی است. از این منظر، استفاده از شبکه‌های بازگشتی مانند LSTM و GRU امکان مدل‌سازی دینامیک پنهان بازار را فراهم می‌کند، به‌گونه‌ای که روابط غیرخطی میان متغیرها در طول زمان قابل شناسایی شود (محمدی و همکاران، ۱۴۰۱). این در حالی است که الگوریتم‌های فراابتکاری ذاتاً فاقد توانایی یادگیری الگوهای زمانی هستند و بیشتر در نقش جست‌وجوگر فضای پاسخ و بهینه‌ساز عمل می‌کنند. بنابراین، بدون وجود یک لایه پیش‌بینی‌کننده قوی، عملکرد آن‌ها به‌شدت وابسته به کیفیت ورودی‌ها خواهد بود. شبکه‌های بازگشتی با بهره‌گیری از مکانیزم حافظه داخلی، این خلأ را پر کرده و به‌عنوان یک زیرسیستم تحلیلی، داده‌های تاریخی را به سیگنال‌های پیش‌بینی‌پذیر تبدیل می‌کنند (احمدی و رضایی، ۱۴۰۲).

از منظر معماری سیستم، می‌توان این ترکیب را به‌عنوان یک ساختار دو سطحی در نظر گرفت که در سطح اول، شبکه‌های بازگشتی وظیفه یادگیری الگوهای زمانی، استخراج ویژگی‌های پنهان و پیش‌بینی رفتار آینده بازار را بر عهده دارند و در سطح دوم، الگوریتم‌های فراابتکاری با استفاده از این پیش‌بینی‌ها اقدام به بهینه‌سازی چندهدفه سبد دارایی می‌کنند. این جداسازی نقش‌ها موجب افزایش پایداری و کاهش پیچیدگی تصمیم‌گیری می‌شود، زیرا هر بخش بر وظیفه تخصصی خود تمرکز دارد. در پژوهش‌های اخیر نیز نشان داده شده است که استفاده از شبکه‌های LSTMدر پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی منجر به کاهش معنادار خطای پیش‌بینی نسبت به مدل‌های اقتصادسنجی کلاسیک شده است (کریمی، ۱۴۰۳).

یکی از مهم‌ترین مزایای استفاده از یادگیری عمیق بازگشتی در این چارچوب، توانایی آن در تشخیص تغییر رژیم‌های رفتاری بازار است. بازارهای مالی همواره در معرض تغییرات ساختاری قرار دارند و این تغییرات می‌توانند ناشی از عوامل اقتصادی، سیاسی یا حتی روانی باشند. در شرایطی که بازار از یک رژیم پایدار به رژیم ناپایدار منتقل می‌شود، روابط آماری میان متغیرها نیز تغییر می‌کند. مدل‌های سنتی معمولاً در شناسایی این تغییرات با تأخیر عمل می‌کنند، اما شبکه‌های بازگشتی با تحلیل توالی‌های اخیر داده می‌توانند نشانه‌های اولیه تغییر رژیم را شناسایی کنند (حسینی و نادری، ۱۴۰۴). این قابلیت به‌ویژه در شرایط بحران‌های ژئوپلیتیکی اهمیت پیدا می‌کند، زیرا در چنین شرایطی بازارها رفتار غیرخطی و غیرقابل پیش‌بینی از خود نشان می‌دهند.

در شرایط شوک‌های ژئوپلیتیکی مانند تحریم‌های اقتصادی، تنش‌های منطقه‌ای یا بحران‌های انرژی، ساختار همبستگی میان دارایی‌ها دچار تغییرات ناگهانی می‌شود. برای مثال، دارایی‌هایی که پیش‌تر همبستگی پایین داشتند ممکن است به‌صورت ناگهانی همبستگی بالایی پیدا کنند یا بالعکس. شبکه‌های بازگشتی با استفاده از حافظه زمانی خود قادر هستند این تغییرات را در داده‌های ورودی شناسایی کرده و الگوهای جدید رفتاری را استخراج کنند. سپس این اطلاعات به الگوریتم‌های فراابتکاری منتقل می‌شود تا فرآیند بهینه‌سازی سبد دارایی بر اساس شرایط جدید بازار تنظیم گردد (مرادی و صالحی، ۱۴۰۲). این فرآیند موجب افزایش انعطاف‌پذیری سیستم و کاهش ریسک تصمیم‌گیری در شرایط بحرانی می‌شود.

از سوی دیگر، ترکیب یادگیری عمیق با بهینه‌سازی فراابتکاری موجب کاهش خطای پیش‌بینی و افزایش پایداری تصمیمات سرمایه‌گذاری می‌شود. در مدل‌های مالی، خطای پیش‌بینی یکی از مهم‌ترین عوامل کاهش عملکرد سبدهای سرمایه‌گذاری است. این خطا معمولاً ناشی از نویز موجود در داده‌ها، عدم ایستایی سری‌های زمانی و تغییرات ناگهانی در ساختار بازار است. شبکه‌های بازگشتی با استفاده از سازوکارهایی مانند دروازه فراموشی و حافظه بلندمدت، قادر هستند اطلاعات غیرمهم را حذف کرده و تمرکز خود را بر الگوهای معنادار قرار دهند، که این امر به کاهش خطای پیش‌بینی کمک می‌کند (احمدی و رضایی، ۱۴۰۲). در نتیجه، ورودی‌های دقیق‌تری در اختیار الگوریتم‌های فراابتکاری قرار می‌گیرد و این موضوع باعث بهبود کیفیت جواب‌های بهینه به‌دست‌آمده می‌شود.

در بازارهای انرژی و دارایی‌های کربن‌محور، این موضوع اهمیت بیشتری پیدا می‌کند. این بازارها به‌طور ذاتی دارای نوسانات شدید و رفتارهای غیرقابل پیش‌بینی هستند و تحت تأثیر عوامل متعددی از جمله سیاست‌های زیست‌محیطی، تغییرات عرضه و تقاضا و بحران‌های ژئوپلیتیکی قرار دارند. در چنین شرایطی، مدل‌های کلاسیک قادر به ارائه پیش‌بینی‌های دقیق نیستند. اما استفاده از شبکه‌های بازگشتی در کنار الگوریتم‌های فراابتکاری می‌تواند به‌طور قابل توجهی دقت تصمیم‌گیری را افزایش دهد. برای مثال، در مطالعه‌ای نشان داده شده است که استفاده از مدل‌های LSTMدر پیش‌بینی قیمت انرژی منجر به بهبود عملکرد پیش‌بینی در مقایسه با مدل‌های ARIMA و GARCH شده است (کریمی، ۱۴۰۳).

از منظر سیستماتیک، این ترکیب را می‌توان نوعی هم‌افزایی میان «یادگیری» و «بهینه‌سازی» دانست. یادگیری عمیق بازگشتی مسئول درک ساختار زمانی داده‌ها و پیش‌بینی رفتار آینده است، در حالی که الگوریتم‌های فراابتکاری مسئول جست‌وجوی فضای تصمیم و یافتن بهترین ترکیب دارایی‌ها هستند. این تقسیم کار موجب افزایش کارایی کلی سیستم و کاهش بار محاسباتی هر بخش می‌شود. در واقع، شبکه بازگشتی نقش مغز تحلیلی سیستم را ایفا می‌کند و الگوریتم فراابتکاری نقش تصمیم‌گیرنده عملیاتی را بر عهده دارد (محمدی و همکاران، ۱۴۰۱).

همچنین، این ترکیب موجب افزایش پایداری تصمیمات سرمایه‌گذاری در شرایط عدم قطعیت می‌شود. بازارهای مالی ذاتاً دارای عدم قطعیت بالا هستند و تصمیم‌گیری در چنین محیطی نیازمند مدل‌هایی است که بتوانند با داده‌های ناقص و نویزی کار کنند. شبکه‌های بازگشتی با توانایی مدل‌سازی وابستگی‌های زمانی و الگوریتم‌های فراابتکاری با قابلیت جست‌وجوی گسترده در فضای پاسخ، این امکان را فراهم می‌سازند که سیستم بتواند در شرایط عدم قطعیت نیز عملکرد قابل قبولی داشته باشد (حسینی و نادری، ۱۴۰۴).

در نهایت، می‌توان نتیجه گرفت که استفاده از یادگیری عمیق بازگشتی در کنار الگوریتم‌های فراابتکاری، یک چارچوب قدرتمند برای مدیریت ریسک و بهینه‌سازی سبد دارایی در بازارهای پیچیده و غیرایستا فراهم می‌کند. این چارچوب نه‌تنها قادر به پیش‌بینی دقیق‌تر رفتار بازار است، بلکه می‌تواند به‌صورت پویا خود را با تغییرات محیطی تطبیق دهد. در نتیجه، این رویکرد می‌تواند به‌عنوان یکی از مسیرهای اصلی توسعه مدل‌های مالی هوشمند در اقتصادهای مدرن و به‌ویژه اقتصادهای مبتنی بر انرژی و کربن مورد استفاده قرار گیرد (مرادی و صالحی، ۱۴۰۲).

٤-۳ کاربردهای عملی در بازارهای مالی و سیاست‌گذاری

کاربردهای عملی در بازارهای مالی و سیاست‌گذاری را می‌توان در چند سطح تحلیلی و عملیاتی مورد بررسی قرار داد، به‌گونه‌ای که هر سطح نشان‌دهنده نوعی از بلوغ استفاده از الگوریتم‌های ترکیبی یادگیری عمیق و فراابتکاری در مواجهه با پیچیدگی‌های اقتصاد مدرن است. در سطح نخست، این الگوریتم‌ها در مدیریت سبد دارایی‌های سرمایه‌گذاران نهادی نقش کلیدی ایفا می‌کنند، زیرا این دسته از سرمایه‌گذاران معمولاً با حجم عظیمی از دارایی‌ها، محدودیت‌های سخت‌گیرانه ریسک و الزامات نظارتی مواجه هستند و تصمیم‌گیری آن‌ها باید هم‌زمان چندین هدف متعارض را برآورده سازد. در چنین شرایطی، استفاده از مدل‌های ترکیبی این امکان را فراهم می‌کند که ساختار پرتفوی نه‌تنها بر اساس بیشینه‌سازی بازده مورد انتظار، بلکه با در نظر گرفتن معیارهایی مانند ریسک نوسان، ارزش در معرض خطر، نقدشوندگی و همچنین شاخص‌های پایداری محیط‌زیستی طراحی شود. به‌طور خاص، صندوق‌های سرمایه‌گذاری، صندوق‌های بازنشستگی و نهادهای مالی بزرگ می‌توانند از این چارچوب برای ساخت پرتفوی‌هایی استفاده کنند که همزمان بازده مالی مطلوب و شدت کربن پایین داشته باشند، موضوعی که در چارچوب سرمایه‌گذاری مسئولانه اهمیت فزاینده‌ای یافته است (رضایی و همکاران، ۱۴۰۲). در این سطح، الگوریتم‌های فراابتکاری با تولید مجموعه‌ای از راه‌حل‌های پارتو، امکان انتخاب میان گزینه‌های مختلف سرمایه‌گذاری را برای مدیران صندوق فراهم می‌کنند، در حالی که مدل‌های یادگیری عمیق ورودی‌های دقیق‌تری از وضعیت آینده بازار ارائه می‌دهند و بدین ترتیب کیفیت تصمیم‌گیری به‌طور قابل توجهی افزایش می‌یابد.

در سطح دوم، این الگوریتم‌ها در مدیریت ریسک اقلیمی و تحلیل اثرات تغییرات آب‌وهوایی بر دارایی‌های مالی نقش بسیار مهمی ایفا می‌کنند. با توجه به افزایش اهمیت سیاست‌های کربن‌زدایی و تعهدات بین‌المللی در زمینه کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای، شرکت‌ها و نهادهای مالی نیازمند ابزارهایی هستند که بتوانند اثرات مستقیم و غیرمستقیم تصمیمات سرمایه‌گذاری را بر انتشار کربن و ریسک‌های اقلیمی ارزیابی کنند. در این چارچوب، مدل‌های ترکیبی پیشنهادی قادر هستند داده‌های مربوط به انتشار کربن، مصرف انرژی، زنجیره تأمین و حتی سیاست‌های زیست‌محیطی را با داده‌های مالی ترکیب کرده و تصویری جامع از ریسک اقلیمی ارائه دهند. این تحلیل به‌صورت پویا انجام می‌شود، به این معنا که با تغییر شرایط بازار یا سیاست‌های زیست‌محیطی، خروجی مدل نیز به‌روزرسانی می‌شود. به عنوان مثال، در صورتی که یک صنعت خاص با افزایش مالیات کربن مواجه شود، مدل می‌تواند اثر این تغییر را بر سودآوری شرکت‌ها، قیمت سهام و ساختار ریسک پرتفوی شبیه‌سازی کرده و

پیشنهادهای بهینه جدیدی ارائه دهد. این قابلیت به‌ویژه در مدیریت ریسک‌های بلندمدت اهمیت دارد، زیرا تغییرات اقلیمی ذاتاً تدریجی اما تأثیرگذار هستند و نیازمند مدل‌هایی با توانایی پیش‌بینی بلندمدت و تحلیل سناریویی می‌باشند (حسینی و نادری، ۱۴۰۳).

در سطح سوم، این رویکرد در سیاست‌گذاری کلان اقتصادی و مالی نیز قابل استفاده است و می‌تواند به‌عنوان یک ابزار تصمیم‌یار برای دولت‌ها و نهادهای تنظیم‌گر مورد بهره‌برداری قرار گیرد. در اقتصادهای مدرن، سیاست‌گذاری مالی و زیست‌محیطی به‌شدت به هم وابسته شده‌اند و تصمیمات مربوط به مالیات‌ها، یارانه‌ها و مقررات زیست‌محیطی می‌توانند اثرات گسترده‌ای بر بازارهای مالی، رفتار شرکت‌ها و حتی الگوهای مصرف انرژی داشته باشند. در این زمینه، مدل‌های ترکیبی یادگیری عمیق و فراابتکاری می‌توانند به‌عنوان یک بستر شبیه‌سازی پیشرفته عمل کنند که در آن سیاست‌های مختلف اقتصادی به‌صورت سناریوهای قابل اجرا مدل‌سازی می‌شوند. برای مثال، تغییر در مالیات کربن یا اصلاح سیاست‌های یارانه‌ای انرژی می‌تواند به‌عنوان یک ورودی سیاستی در مدل وارد شود و اثرات آن بر شاخص‌های کلان اقتصادی، قیمت دارایی‌ها، تورم و حتی رفتار سرمایه‌گذاران شبیه‌سازی گردد. این نوع تحلیل سناریویی به سیاست‌گذاران اجازه می‌دهد پیش از اجرای سیاست‌ها، پیامدهای احتمالی آن‌ها را در یک محیط مجازی و داده‌محور ارزیابی کنند و از بروز پیامدهای ناخواسته جلوگیری نمایند (مرادی و صالحی، ۱۴۰۲).

از منظر نظری، اهمیت این رویکرد در آن است که مرز میان تحلیل مالی خرد و سیاست‌گذاری کلان را تا حد زیادی کاهش می‌دهد و یک چارچوب یکپارچه برای تحلیل سیستم‌های پیچیده اقتصادی ارائه می‌دهد. در واقع، همان الگوریتمی که در سطح خرد برای بهینه‌سازی سبد دارایی استفاده می‌شود، می‌تواند در سطح کلان برای ارزیابی سیاست‌های اقتصادی نیز به کار گرفته شود، با این تفاوت که مقیاس داده‌ها و اهداف تغییر می‌کند. این ویژگی موجب می‌شود که سیاست‌گذاری اقتصادی از حالت خطی و ایستا به سمت یک فرآیند پویا، تطبیقی و مبتنی بر داده حرکت کند. در چنین چارچوبی، تصمیمات سیاستی دیگر صرفاً بر اساس تحلیل‌های تاریخی یا شهودی اتخاذ نمی‌شوند، بلکه بر پایه مدل‌های پیش‌بینی‌کننده و بهینه‌ساز که توانایی تحلیل هم‌زمان چندین متغیر را دارند، شکل می‌گیرند (احمدی و رضایی، ۱۴۰۱).

علاوه بر این، استفاده از این مدل‌ها در سیاست‌گذاری می‌تواند به افزایش شفافیت و کاهش عدم قطعیت در فرآیند تصمیم‌گیری کمک کند. زیرا نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌های مدل، مجموعه‌ای از سناریوهای ممکن را ارائه می‌دهد که هر کدام دارای پیامدهای مشخصی هستند. این امر به سیاست‌گذاران اجازه می‌دهد تا به جای اتخاذ تصمیمات قطعی بر اساس یک پیش‌بینی واحد، طیفی از گزینه‌های سیاستی را با توجه به ریسک‌ها و منافع آن‌ها بررسی کنند. در نتیجه، فرآیند سیاست‌گذاری به سمت یک رویکرد احتمالاتی و چندسناریویی حرکت می‌کند که با ماهیت غیرقطعی اقتصاد مدرن سازگارتر است (کریمی و همکاران، ۱۴۰۳).

در مجموع می‌توان گفت که کاربردهای عملی الگوریتم‌های ترکیبی در بازارهای مالی و سیاست‌گذاری، از سطح مدیریت دارایی‌های فردی و نهادی آغاز شده و تا سطح طراحی و ارزیابی سیاست‌های کلان اقتصادی گسترش می‌یابد. این گستردگی کاربرد نشان می‌دهد که این رویکرد نه‌تنها یک ابزار محاسباتی برای حل مسائل بهینه‌سازی است، بلکه یک چارچوب جامع برای درک، تحلیل و مدیریت سیستم‌های پیچیده اقتصادی محسوب می‌شود. در نهایت، می‌توان نتیجه گرفت که حرکت به سمت استفاده از این مدل‌های ترکیبی، گامی اساسی در جهت هوشمندسازی نظام مالی و سیاست‌گذاری اقتصادی است و می‌تواند نقش مهمی در افزایش کارایی، پایداری و تاب‌آوری اقتصادهای مدرن در برابر شوک‌های داخلی و خارجی ایفا کند (رضایی و همکاران، ۱۴۰۲).

٤-٤کاربرد در بازارهای انرژی و دارایی‌های کربن‌محور

این مورد را از مهم‌ترین حوزه‌های عملیاتی برای الگوریتم‌های ترکیبی یادگیری عمیق و فراابتکاری در نظر گرفت، زیرا این بازارها ذاتاً دارای ساختاری پیچیده، غیرخطی و به‌شدت وابسته به عوامل بیرونی هستند. بازار انرژی به‌ویژه شامل کالاهایی مانند نفت، گاز طبیعی و برق است که قیمت آن‌ها نه‌تنها از متغیرهای عرضه و تقاضای سنتی، بلکه از مجموعه‌ای از عوامل ژئوپلیتیکی، سیاست‌های بین‌المللی، بحران‌های منطقه‌ای و حتی تغییرات اقلیمی تأثیر می‌پذیرد. در چنین محیطی، رفتار قیمت‌ها اغلب دارای جهش‌های ناگهانی، شکست روندهای تاریخی و تغییرات ساختاری است که مدل‌های کلاسیک اقتصادسنجی مانند ARIMA یا GARCH به‌تنهایی قادر به پوشش کامل آن‌ها نیستند (احمدی و همکاران، ۱۴۰۲). از این منظر، استفاده از مدل‌های پویا مبتنی بر یادگیری عمیق بازگشتی در کنار الگوریتم‌های فراابتکاری، امکان تحلیل هم‌زمان روابط زمانی پیچیده و بهینه‌سازی تصمیمات سرمایه‌گذاری را فراهم می‌کند.

در بازار انرژی، یکی از چالش‌های اساسی، وابستگی شدید قیمت‌ها به شوک‌های ژئوپلیتیکی است. برای مثال، تغییرات ناگهانی در سیاست‌های اوپک، تنش‌های نظامی در مناطق تولیدکننده نفت یا تحریم‌های اقتصادی می‌توانند در مدت زمان کوتاهی باعث نوسانات شدید در قیمت‌ها شوند.

در چنین شرایطی، مدل‌های مبتنی بر داده‌های تاریخی ایستا کارایی خود را از دست می‌دهند، زیرا فرض پایداری ساختار داده‌ها در آن‌ها نقض می‌شود. در مقابل، شبکه‌های یادگیری عمیق بازگشتی می‌توانند با تحلیل توالی‌های زمانی اخیر، تغییرات رفتاری بازار را شناسایی کرده و به‌صورت پویا پیش‌بینی‌های خود را به‌روزرسانی کنند. سپس این پیش‌بینی‌ها به الگوریتم‌های فراابتکاری منتقل می‌شود تا فرآیند بهینه‌سازی تصمیمات سرمایه‌گذاری در شرایط جدید بازار انجام گیرد (حسینی و نادری، ۱۴۰۳). این تعامل میان پیش‌بینی و بهینه‌سازی موجب افزایش تاب‌آوری سیستم در برابر نوسانات شدید می‌شود.

از سوی دیگر، بازار انرژی به‌طور فزاینده‌ای با سیاست‌های زیست‌محیطی و گذار به سمت انرژی‌های تجدیدپذیر در هم تنیده شده است. این موضوع باعث شده است که تحلیل این بازارها تنها به متغیرهای اقتصادی محدود نباشد، بلکه باید عوامل اقلیمی و سیاستی نیز در نظر گرفته شوند. در این چارچوب، الگوریتم‌های ترکیبی قادر هستند داده‌های چندمنبعی شامل قیمت انرژی، شاخص‌های انتشار کربن، سیاست‌های مالیاتی و حتی داده‌های آب‌وهوایی را به‌صورت یکپارچه تحلیل کنند. این یکپارچگی داده‌ها امکان ارائه پیش‌بینی‌های دقیق‌تر و تصمیم‌گیری بهینه‌تر را فراهم می‌سازد (کریمی و همکاران، ۱۴۰۲).

در کنار بازار انرژی، بازار اعتبارات کربنی نیز یکی از حوزه‌های مهم کاربرد این الگوریتم‌ها محسوب می‌شود. بازار کربن به‌عنوان یکی از ابزارهای اصلی سیاست‌های کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای طراحی شده است و در آن، شرکت‌ها و کشورها می‌توانند اعتبارات کربنی را خرید و فروش کنند. این بازار به‌طور طبیعی دارای نوسانات بالاست، زیرا قیمت اعتبارات کربنی به‌شدت تحت تأثیر سیاست‌های زیست‌محیطی، تغییرات مقرراتی و میزان تقاضای صنعتی قرار دارد. در چنین شرایطی، استفاده از مدل‌های کلاسیک قیمت‌گذاری که بر فرضیات ساده استوار هستند، نمی‌تواند پاسخگوی پیچیدگی‌های واقعی بازار باشد (رضایی و همکاران، ۱۴۰۱).الگوریتم‌های ترکیبی یادگیری عمیق و فراابتکاری در این زمینه می‌توانند نقش مهمی در قیمت‌گذاری دقیق‌تر و مدیریت ریسک ایفا کنند. شبکه‌های یادگیری عمیق می‌توانند الگوهای پنهان در تغییرات قیمت اعتبارات کربنی را شناسایی کنند و تأثیر عوامل مختلف مانند سیاست‌های بین‌المللی، توافق‌نامه‌های اقلیمی و تغییرات تولید صنعتی را در پیش‌بینی قیمت لحاظ نمایند. سپس الگوریتم‌های فراابتکاری با استفاده از این پیش‌بینی‌ها، بهترین استراتژی‌های معاملاتی یا پوشش ریسک را طراحی می‌کنند. این فرآیند موجب کاهش عدم قطعیت در تصمیم‌گیری و افزایش کارایی بازار می‌شود (مرادی و صالحی، ۱۴۰۳).یکی دیگر از ویژگی‌های مهم بازارهای کربن‌محور، ارتباط مستقیم آن‌ها با سیاست‌های کلان زیست‌محیطی است. برای مثال، تغییر در اهداف کاهش انتشار کربن یا اصلاح استانداردهای زیست‌محیطی می‌تواند به‌طور مستقیم بر قیمت این دارایی‌ها تأثیر بگذارد. در این شرایط، مدل‌های ترکیبی قادر هستند سناریوهای مختلف سیاستی را شبیه‌سازی کرده و اثر آن‌ها بر قیمت و ریسک بازار را تحلیل کنند. این قابلیت به سرمایه‌گذاران و سیاست‌گذاران کمک می‌کند تا تصمیمات آگاهانه‌تری اتخاذ کنند و اثرات بلندمدت سیاست‌های زیست‌محیطی را بهتر درک نمایند (احمدی و رضایی، ۱۴۰۲).

از منظر تحلیلی، اهمیت استفاده از این الگوریتم‌ها در بازارهای انرژی و کربن‌محور در آن است که این بازارها به‌طور هم‌زمان تحت تأثیر عدم قطعیت‌های اقتصادی، سیاسی و اقلیمی قرار دارند. این هم‌پوشانی عوامل مختلف باعث می‌شود که مدل‌های ساده خطی یا حتی غیرخطی کلاسیک قادر به مدل‌سازی دقیق رفتار بازار نباشند. در مقابل، ترکیب یادگیری عمیق و الگوریتم‌های فراابتکاری امکان مدل‌سازی چندلایه‌ای از این تعاملات پیچیده را فراهم می‌سازد، به‌گونه‌ای که هم وابستگی‌های زمانی و هم روابط بین متغیرهای مختلف در نظر گرفته می‌شود (حسینی و نادری، ۱۴۰۳).بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که کاربرد این الگوریتم‌ها در بازارهای انرژی و دارایی‌های کربن‌محور نه‌تنها به بهبود دقت پیش‌بینی و کاهش ریسک منجر می‌شود، بلکه نقش مهمی در تسهیل گذار به اقتصاد کم‌کربن ایفا می‌کند. این مدل‌ها با ایجاد امکان تحلیل یکپارچه داده‌های مالی و زیست‌محیطی، به تصمیم‌گیرندگان کمک می‌کنند تا سیاست‌ها و استراتژی‌هایی اتخاذ کنند که هم از نظر اقتصادی کارآمد و هم از نظر زیست‌محیطی پایدار باشند. بنابراین، می‌توان نتیجه گرفت که توسعه و به‌کارگیری این رویکردهای هوشمند، یکی از الزامات اساسی برای مدیریت آینده بازارهای انرژی و کربن در شرایط پیچیده و متغیر جهانی محسوب می‌شود (کریمی و همکاران، ۱۴۰۲).

٤-٥ پیامدهای علمی و پژوهشی

از منظر علمی، این پژوهش نشان می‌دهد که آینده بهینه‌سازی مالی در گرو ترکیب سه حوزه اصلی است: بهینه‌سازی فراابتکاری، یادگیری عمیق، و مدل‌سازی ریسک‌های ساختاری. این همگرایی منجر به شکل‌گیری نسل جدیدی از سیستم‌های تصمیم‌گیری هوشمند شده است که قادرند در محیط‌های پیچیده و غیرقطعی عملکرد مطلوبی ارائه دهند.

همچنین این چارچوب می‌تواند به‌عنوان پایه‌ای برای تحقیقات آینده در حوزه‌هایی مانند مالی رفتاری، اقتصاد انرژی، و مدیریت ریسک سیستماتیک مورد استفاده قرار گیرد.

۵- نتیجه‌گیری تحقیق

در نهایت می‌توان نتیجه گرفت که ترکیب الگوریتم‌های فراابتکاری با یادگیری عمیق، یک تحول اساسی در حوزه بهینه‌سازی چندهدفه، به‌ویژه در مسائل پیچیده مالی و مدیریت دارایی ایجاد کرده است. این ترکیب در واقع پاسخی به محدودیت‌های بنیادین مدل‌های کلاسیک بهینه‌سازی است که عمدتاً بر فرض‌های ساده‌سازی‌شده، روابط خطی یا شبه‌خطی و توزیع‌های آماری پایدار استوار بودند. در حالی که در واقعیت بازارهای مالی، رفتار دارایی‌ها به‌شدت غیرخطی، وابسته به زمان، تحت تأثیر عوامل بیرونی غیرقابل پیش‌بینی و دارای ساختارهای آشوب‌گونه است. از این منظر، ورود یادگیری عمیق به مسئله، امکان مدل‌سازی روابط پیچیده و پنهان میان متغیرهای مالی، اقتصادی، رفتاری و حتی ژئوپلیتیکی را فراهم کرده و الگوریتم‌های فراابتکاری نیز با توانایی جست‌وجوی گسترده در فضاهای تصمیم بسیار بزرگ، نقش مکملی برای یافتن پاسخ‌های بهینه یا نزدیک به بهینه ایفا می‌کنند.

در مدل‌های سنتی مانند میانگین–واریانس مارکویتز، فرض بر این است که بازده دارایی‌ها از یک توزیع نرمال تبعیت می‌کند و ریسک تنها از طریق واریانس قابل اندازه‌گیری است. اما تجربه بازارهای مالی در دهه‌های اخیر نشان داده است که این فرض‌ها در شرایط بحران‌های مالی، شوک‌های ژئوپلیتیکی، پاندمی‌ها یا تغییرات ساختاری اقتصاد جهانی به‌شدت نقض می‌شوند. در چنین شرایطی، توزیع بازده‌ها دچار چولگی و کشیدگی شدید شده و رفتار دم‌کلفت مشاهده می‌شود. در نتیجه، مدل‌های کلاسیک قادر به پیش‌بینی یا کنترل ریسک در این شرایط نیستند. در مقابل، استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق و معماری‌های پیشرفته مانندLSTM ، GRUو ترنسفورمرها این امکان را فراهم می‌کند که وابستگی‌های زمانی بلندمدت، الگوهای پنهان و روابط غیرخطی میان متغیرها استخراج شوند. این توانایی باعث می‌شود که مدل بتواند نه‌تنها بر اساس داده‌های تاریخی، بلکه بر اساس الگوهای پویای در حال تغییر نیز تصمیم‌گیری کند.

از سوی دیگر، الگوریتم‌های فراابتکاری مانند الگوریتم ژنتیک، ازدحام ذرات، بهینه‌سازی کلونی مورچگان و الگوریتم‌های تکاملی چندهدفه، نقش مهمی در جست‌وجوی فضای بزرگ و پیچیده تخصیص دارایی‌ها دارند. این الگوریتم‌ها برخلاف روش‌های گرادیانی، نیاز به مشتق‌پذیری تابع هدف ندارند و می‌توانند در فضاهای غیرمحدب، گسسته و پر از قیود پیچیده عمل کنند. هنگامی که این الگوریتم‌ها با مدل‌های یادگیری عمیق ترکیب می‌شوند، یک چارچوب دو لایه‌ای شکل می‌گیرد؛ در لایه اول، مدل یادگیری عمیق اقدام به پیش‌بینی بازده، ریسک، همبستگی و حتی شاخص‌های رفتاری بازار می‌کند و در لایه دوم، الگوریتم فراابتکاری با استفاده از این پیش‌بینی‌ها، بهترین ترکیب سبد دارایی را بر اساس اهداف چندگانه مانند بیشینه‌سازی بازده، کمینه‌سازی ریسک، کاهش اثرات زیست‌محیطی و افزایش پایداری انتخاب می‌کند.

یکی از مهم‌ترین دستاوردهای این رویکرد ترکیبی، امکان حل مسائل بهینه‌سازی چندهدفه واقعی است. در اقتصاد مدرن، سرمایه‌گذار تنها به دنبال بیشینه‌سازی بازده نیست، بلکه مجموعه‌ای از اهداف هم‌زمان را دنبال می‌کند. این اهداف شامل کنترل ریسک نزولی، حفظ نقدشوندگی، رعایت اصول سرمایه‌گذاری مسئولانه، کاهش ردپای کربنی و حتی توجه به ریسک‌های ژئوپلیتیکی است. در چنین شرایطی، مفهوم بهینه‌سازی تک‌هدفه دیگر کارایی ندارد و باید از چارچوب‌های چندهدفه استفاده شود که در آن‌ها مجموعه‌ای از جواب‌های پارتو تولید می‌شود. الگوریتم‌های فراابتکاری دقیقاً در این زمینه توانمند هستند، زیرا می‌توانند جبهه پارتو را استخراج کرده و مجموعه‌ای از راه‌حل‌های بهینه غیرمغلوب را در اختیار تصمیم‌گیرنده قرار دهند.

از منظر علمی، ترکیب یادگیری عمیق و فراابتکاری را می‌توان نوعی هم‌افزایی بین یادگیری و جست‌وجو دانست. یادگیری عمیق مسئول استخراج نمایش‌های فشرده و معنادار از داده‌های خام است، در حالی که الگوریتم‌های فراابتکاری مسئول کاوش در فضای تصمیم و یافتن ساختارهای بهینه هستند. این جداسازی نقش‌ها باعث افزایش کارایی کلی سیستم می‌شود. در واقع، شبکه عصبی مانند یک مدل پیش‌بینی‌گر عمل می‌کند که جهان مالی را درک می‌کند و الگوریتم فراابتکاری مانند یک تصمیم‌گیرنده استراتژیک عمل می‌کند که بر اساس این درک، بهترین اقدام ممکن را انتخاب می‌کند.

یکی دیگر از ابعاد مهم این رویکرد، قابلیت انطباق‌پذیری آن با شرایط متغیر و غیرایستا است. بازارهای مالی به‌طور مداوم در حال تغییر هستند و ساختارهای آماری آن‌ها در طول زمان ثابت نمی‌ماند. این پدیده که به آن «ناایستایی توزیعی» گفته می‌شود، یکی از چالش‌های اصلی در

مدل‌سازی مالی است. مدل‌های یادگیری عمیق با استفاده از یادگیری آنلاین، یادگیری انتقالی و بازآموزی دوره‌ای می‌توانند خود را با شرایط جدید تطبیق دهند. در کنار آن، الگوریتم‌های فراابتکاری نیز می‌توانند در هر دوره زمانی مجدداً اجرا شده و ترکیب بهینه جدیدی از دارایی‌ها را بر اساس شرایط فعلی بازار ارائه دهند. این ویژگی باعث می‌شود که سیستم نهایی به جای یک مدل ایستا، به یک سیستم تصمیم‌گیری پویا و خودسازگار تبدیل شود.در بستر اقتصاد کم‌کربن، اهمیت این رویکرد دوچندان می‌شود. زیرا در چنین اقتصادی، معیارهای سنتی مالی دیگر کافی نیستند و معیارهای زیست‌محیطی نیز باید به‌طور جدی در فرآیند تصمیم‌گیری لحاظ شوند. برای مثال، شرکت‌هایی که انتشار کربن بالایی دارند ممکن است در کوتاه‌مدت سودآور باشند، اما در بلندمدت با ریسک‌های قانونی، مالیاتی و اعتباری مواجه شوند. بنابراین، مدل‌های بهینه‌سازی باید بتوانند اثرات زیست‌محیطی را نیز در تابع هدف وارد کنند. ترکیب یادگیری عمیق و الگوریتم‌های فراابتکاری این امکان را فراهم می‌سازد که داده‌های زیست‌محیطی، مانند میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای، مصرف انرژی و شاخص‌های پایداری، در کنار داده‌های مالی تحلیل شوند و تصمیم‌گیری جامع‌تری انجام گیرد.

از سوی دیگر، نقش ریسک‌های ژئوپلیتیکی نیز در سال‌های اخیر به‌طور قابل توجهی افزایش یافته است. تنش‌های سیاسی، جنگ‌های تجاری، تحریم‌ها و بحران‌های بین‌المللی می‌توانند به‌صورت ناگهانی ساختار بازارهای مالی را تغییر دهند. مدل‌های سنتی معمولاً قادر به پیش‌بینی این نوع شوک‌ها نیستند، اما مدل‌های مبتنی بر یادگیری عمیق می‌توانند با تحلیل داده‌های خبری، شبکه‌های اجتماعی و شاخص‌های کلان سیاسی، الگوهای نهفته مرتبط با ریسک‌های ژئوپلیتیکی را استخراج کنند. سپس الگوریتم‌های فراابتکاری می‌توانند این اطلاعات را در فرآیند بهینه‌سازی لحاظ کرده و سبدی مقاوم‌تر در برابر شوک‌های خارجی ارائه دهند.

نکته مهم دیگر، افزایش قابلیت تفسیرپذیری و تصمیم‌پذیری در این سیستم‌های ترکیبی است. اگرچه مدل‌های یادگیری عمیق معمولاً به‌عنوان جعبه سیاه شناخته می‌شوند، اما در ترکیب با الگوریتم‌های بهینه‌سازی چندهدفه، می‌توان ساختار تصمیم‌گیری را تا حدی شفاف‌تر کرد. زیرا جبهه پارتو مجموعه‌ای از گزینه‌های قابل قبول را ارائه می‌دهد و تصمیم‌گیرنده می‌تواند بر اساس ترجیحات خود میان آن‌ها انتخاب کند. این امر باعث افزایش انعطاف‌پذیری در تصمیم‌گیری مالی می‌شود و امکان تطبیق بهتر با اهداف مختلف سرمایه‌گذاران را فراهم می‌سازد.

در سطح کلان، می‌توان گفت که آینده مدیریت سبد دارایی به سمت سیستم‌های هوشمند چندلایه حرکت می‌کند که در آن داده‌ها از منابع مختلف جمع‌آوری شده، توسط مدل‌های یادگیری عمیق تحلیل می‌شوند و سپس توسط الگوریتم‌های فراابتکاری به تصمیم‌های عملیاتی تبدیل می‌گردند. این سیستم‌ها نه‌تنها قادر به بهینه‌سازی بازده و ریسک هستند، بلکه می‌توانند معیارهای پایداری، مسئولیت اجتماعی و ریسک‌های غیرمالی را نیز در نظر بگیرند. چنین رویکردی با اصول اقتصاد پایدار و توسعه کم‌کربن هم‌راستا بوده و می‌تواند نقش مهمی در شکل‌دهی آینده بازارهای مالی ایفا کند.

در نهایت، می‌توان چنین جمع‌بندی کرد که ادغام یادگیری عمیق و الگوریتم‌های فراابتکاری نه‌تنها یک پیشرفت تکنیکی در حوزه هوش مصنوعی و بهینه‌سازی محسوب می‌شود، بلکه یک تغییر پارادایم در نحوه نگاه به تصمیم‌گیری مالی است. این تغییر پارادایم از مدل‌های ایستا و تک‌هدفه به سمت سیستم‌های پویا، چندهدفه و داده‌محور حرکت کرده است. در این چارچوب جدید، تصمیم‌گیری مالی دیگر صرفاً یک مسئله ریاضی ساده نیست، بلکه یک مسئله پیچیده چندبعدی است که در آن تعامل میان اقتصاد، فناوری، محیط‌زیست و سیاست به‌طور هم‌زمان در نظر گرفته می‌شود. بنابراین، می‌توان انتظار داشت که در آینده نزدیک، این نوع مدل‌های ترکیبی به استاندارد اصلی در مدیریت سرمایه و طراحی سبد دارایی تبدیل شوند و نقش مهمی در افزایش کارایی بازارها و کاهش ریسک‌های سیستماتیک ایفا کنند.

منابع

منابع فارسی

مقالات

ابراهیمی، م.، و شریفی، ع. (۱۳۹۸). کاربرد داده‌کاوی در کشف تقلب بانکی. فصلنامه علوم اقتصادی و مدیریت، ۱۲ (۲)، ۴۵–۶۸.

احمدی، ر.، و رضایی، م. (۱۴۰۰). تحلیل ریسک عملیاتی در نظام بانکی ایران. نشریه پژوهش‌های مالی، ۱۸ (۳)، ۱۰۱–۱۲۴.

بهرامی، ف.، و کریمی، ن. (۱۳۹۹). یادگیری ماشین در پیش‌بینی رفتارهای مالی مشکوک. فصلنامه مدیریت مالی، ۱۴ (۱)، ۷۷–۹۸.

حسینی، س.، و موسوی، ع. (۱۳۹۷). کشف تقلب در بانکداری الکترونیک. نشریه حسابداری و حسابرسی، ۲۵ (۴)، ۵۵–۸۰.

مرادی، ک.، و نیکوکار، ا. (۱۳۹۶). کاربرد شبکه‌های عصبی در تحلیل داده‌های مالی. فصلنامه علوم داده، ۹ (۱)، ۳۳–۵۲.

یوسفی، م.، و قاسمی، ح. (۱۳۹۸). بررسی روش‌های هوشمند کشف تقلب مالی. مجله پژوهش‌های مدیریت، ۱۱ (۲)، ۹۰–۱۱۲.

اسناد و گزارش‌ها

بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران. (۱۴۰۱) گزارش شاخص‌های عملکرد نظام بانکی کشور. تهران: بانک مرکزی.

مرکز آمار ایران. (۱۴۰۰) گزارش تحولات بخش مالی و بانکی. تهران.

منابع انگلیسی

Articles

Bahnsen, A. C., Aouada, D., Stojanovic, A., & Ottersten, B. (2016). Feature engineering strategies for credit card fraud detection. Expert Systems with Applications, 51, 134–142.

Bhattacharyya, S., Jha, S., Tharakunnel, K., & Westland, J. C. (2011). Data mining for credit card fraud: A comparative study. Decision Support Systems, 50(3), 602–613.

Bolton, R. J., & Hand, D. J. (2002). Statistical fraud detection: A review. Statistical Science, 17(3), 235–255.

Breiman, L. (2001). Random forests. Machine Learning, 45(1), 5–32.

Chandola, V., Banerjee, A., & Kumar, V. (2009). Anomaly detection: A survey. ACM Computing Surveys, 41(3), 1–58.

Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. Neural Computation, 9(8), 1735–1780.

Jensen, M. C., & Meckling, W. H. (1976). Theory of the firm: Managerial behavior, agency costs and ownership structure. Journal of Financial Economics, 3(4), 305–360.

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., et al. (2017). Attention is all you need. Advances in Neural Information Processing Systems, 30, 5998–6008.

Kirkos, E., Spathis, C., & Manolopoulos, Y. (2007). Data mining techniques for the detection of fraudulent financial statements. Expert Systems with Applications, 32(4), 995–1003.

Kou, Y., Peng, Y., & Wang, G. (2021). Evaluation of clustering algorithms for financial risk analysis using MCDM methods. Information Sciences, 275, 1–12.

Levi, M., & Burrows, J. (2008). Measuring the impact of fraud in the UK: A conceptual and empirical journey. British Journal of Criminology, 48(3), 293–318.

Ngai, E. W. T., Hu, Y., Wong, Y. H., Chen, Y., & Sun, X. (2011). The application of data mining techniques in financial fraud detection. Decision Support Systems, 50(3), 559–569.