دوره ۱، شماره ۴، سال ۱۴۰۴

هوشمندسازی در حسابداری، اقتصاد و مدیریت مالی

ارائه مدل تصمیم‌یار سرمایه‌گذاری مبتنی بر هوش مصنوعی برای مدیریت پرتفوی در شرایط نوسان شدید بازار

۱. سارا سادات کریمی پور*: گروه اقتصاد، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران

۲. محمد مهدی ابراهیمی نسب: گروه اقتصاد، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران (نویسنده مسئول). sara.sadat.karimipour@gmail.com

چکیده

هدف این پژوهش ارائه مدل تصمیم‌یار سرمایه‌گذاری مبتنی بر هوش مصنوعی برای پشتیبانی از تصمیم‌های مدیریت پرتفوی در شرایط نوسان شدید بازار، با تأکید بر پیش‌بینی ریسک، بازتخصیص دارایی، کنترل زیان دنباله‌ای، و افزایش قابلیت توضیح‌پذیری تصمیم‌های الگوریتمی است. این پژوهش با رویکرد کیفی و طرح اکتشافی انجام شد. مشارکت‌کنندگان شامل ۲۲ نفر از خبرگان بازار سرمایه، مدیران پرتفوی، تحلیلگران سرمایه‌گذاری، متخصصان ریسک مالی، کارشناسان فناوری مالی و استادان دانشگاه در شهر تهران بودند که با روش نمونه‌گیری هدفمند و معیارمحور انتخاب شدند. داده‌ها از طریق مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته گردآوری شد و فرایند مصاحبه تا دستیابی به اشباع نظری ادامه یافت؛ اشباع نظری در مصاحبه نوزدهم حاصل شد و سه مصاحبه تکمیلی برای اطمینان از پایداری مقوله‌ها انجام گرفت. داده‌ها با روش تحلیل مضمون و با کمک نرم‌افزار NVivo تحلیل شدند. تحلیل داده‌ها به استخراج پنج مقوله اصلی منجر شد: «یکپارچه‌سازی داده‌های چندمنبعی و تشخیص رژیم بازار»، «پیش‌بینی هوشمند ریسک و بازده در شرایط نوسان شدید»، «بهینه‌سازی تطبیقی پرتفوی و کنترل ریسک دنباله‌ای»، «توضیح‌پذیری، اعتماد و نقش ناظر انسانی»، و «حاکمیت داده، زیرساخت اجرایی و کنترل خطای الگوریتمی». یافته‌ها نشان داد که مدل تصمیم‌یار مطلوب نباید صرفاً یک ابزار پیش‌بینی قیمت باشد، بلکه باید به‌صورت سامانه‌ای چندلایه عمل کند که داده‌های تاریخی، داده‌های رفتاری، شاخص‌های کلان، اخبار، احساسات بازار و محدودیت‌های ریسک سرمایه‌گذار را همزمان پردازش کند. نتایج پژوهش نشان می‌دهد که تصمیم‌یار سرمایه‌گذاری مبتنی بر هوش مصنوعی در شرایط نوسان شدید بازار زمانی اثربخش است که میان دقت الگوریتمی، توضیح‌پذیری تصمیم، کنترل ریسک، قابلیت انطباق با تغییرات رژیم بازار، و قضاوت انسانی توازن برقرار کند. مدل پیشنهادی می‌تواند برای شرکت‌های مدیریت دارایی، صندوق‌های سرمایه‌گذاری، کارگزاری‌ها و نهادهای مالی به‌عنوان چارچوبی کاربردی برای طراحی سامانه‌های هوشمند مدیریت پرتفوی مورد استفاده قرار گیرد.

کلیدواژه‌ها: هوش مصنوعی؛ تصمیم‌یار سرمایه‌گذاری؛ مدیریت پرتفوی؛ نوسان شدید بازار؛ یادگیری ماشین؛ کنترل ریسک؛ تحلیل مضمون.

شیوه استناددهی: کریمی پور، سارا سادات.، و ابراهیمی نسب، محمد مهدی. (۱۴۰۴). ارائه مدل تصمیم‌یار سرمایه‌گذاری مبتنی بر هوش مصنوعی برای مدیریت پرتفوی در شرایط نوسان شدید بازار. *هوشمندسازی در حسابداری، اقتصاد و مدیریت مالی*، ۱ (۴)، ۶۵-۵۲.

© ۱۴۰۴ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به نویسنده است.

Volume 1, Issue 4, Year 2025

Smartification in Accounting, Economics, and Financial Management

Developing an Artificial Intelligence-Based Investment Decision-Support Model for Portfolio Management Under Severe Market Volatility

1. Sara Sadat Karimi Pour*: Department of Economics, Kharazmi University, Tehran, Iran
2. Mohammad Mehdi Ebrahimi Nasab: Department of Economics, Kharazmi University, Tehran, Iran
(Corresponding Author). sara.sadat.karimipour@gmail.com

Abstract

This study aimed to develop an artificial intelligence-based investment decision-support model for portfolio management under severe market volatility, with emphasis on risk prediction, adaptive asset allocation, tail-risk control, and explainability of algorithmic investment decisions. This study adopted a qualitative exploratory design. The participants consisted of 22 experts from Tehran, including portfolio managers, investment analysts, financial risk specialists, fintech professionals, capital market experts, and university academics. Participants were selected using purposive and criterion-based sampling. Data were collected through semi-structured interviews and the interview process continued until theoretical saturation was achieved. Saturation occurred at the nineteenth interview, followed by three confirmatory interviews to ensure the stability and adequacy of the extracted categories. Data were analyzed using thematic analysis with the support of NVivo software. Trustworthiness was enhanced through member checking, peer review, audit trail, and continuous comparison of codes and categories. The analysis resulted in five main categories: “multi-source data integration and market regime detection,” “intelligent prediction of risk and return under severe volatility,” “adaptive portfolio optimization and tail-risk control,” “explainability, trust, and human oversight,” and “data governance, operational infrastructure, and algorithmic error control.” The findings indicated that an effective AI-based investment decision-support model should not be limited to price forecasting. Rather, it should operate as a multi-layered system capable of processing historical market data, behavioral data, macroeconomic indicators, news, market sentiment, liquidity conditions, and investor-specific risk constraints simultaneously. The results suggest that an AI-based investment decision-support system is effective under turbulent market conditions only when it balances algorithmic accuracy, interpretability, risk control, adaptability to market regime shifts, and human judgment. The proposed model can serve as a practical framework for asset management companies, investment funds, brokerage firms, and financial institutions seeking to design intelligent portfolio management systems in highly volatile markets.

Keywords: *Artificial intelligence; investment decision support; portfolio management; severe market volatility; machine learning; risk control; thematic analysis.*

How to cite: Karimi Pour, S. S. & Ebrahimi Nasab, M. M. (2025). Developing an Artificial Intelligence-Based Investment Decision-Support Model for Portfolio Management Under Severe Market Volatility. *Smartification in Accounting, Economics, and Financial Management, 1*(4), 52-65.

© 2025 the authors.

مقدمه

مدیریت پرتفوی در بازارهای مالی معاصر به‌ویژه در دوره‌های نوسان شدید، دیگر نمی‌تواند صرفاً بر الگوهای سنتی تصمیم‌گیری، تحلیل‌های ایستا و اتکای انحصاری بر تجربه فردی مدیران سرمایه‌گذاری استوار باشد. بازارهای مالی در سال‌های اخیر با افزایش پیچیدگی، سرعت انتقال اطلاعات، رشد معاملات الگوریتمی، تشدید واکنش‌های رفتاری سرمایه‌گذاران، و گسترش داده‌های نامتعارف مواجه شده‌اند؛ عواملی که باعث شده‌اند تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاری به یک مسئله چندبعدی، پویا و مبتنی بر عدم قطعیت عمیق تبدیل شود. در چنین محیطی، نوسان شدید بازار نه‌تنها شاخصی از افزایش ریسک قیمت دارایی‌هاست، بلکه نشانه‌ای از تغییر رژیم بازار، افزایش همبستگی بین دارایی‌ها، تضعیف کارایی تنوع‌بخشی، کاهش نقدشوندگی و افزایش احتمال وقوع زیان‌های دنباله‌ای است. بنابراین، مسئله اصلی مدیران پرتفوی در شرایط آشوب بازار فقط انتخاب دارایی‌های پربازده نیست، بلکه تشخیص سریع تغییرات محیطی، بازتنظیم وزن دارایی‌ها، کنترل افت سرمایه، و اتخاذ تصمیم‌هایی است که بتوانند میان بازده مورد انتظار و تاب‌آوری پرتفوی توازن ایجاد کنند.

ادبیات کلاسیک مدیریت پرتفوی با کار بنیادین مارکویتز آغاز شد که نشان داد سرمایه‌گذار عقلایی نباید دارایی‌ها را به‌صورت منفرد، بلکه در چارچوب رابطه میان بازده، واریانس و کوواریانس دارایی‌ها ارزیابی کند .(Markowitz, ۱۹۵۲) نظریه میانگین-واریانس، مفهوم مرز کارا و اصل تنوع‌بخشی را به مرکز تصمیم‌گیری مالی وارد کرد و مبنای بسیاری از مدل‌های بعدی مدیریت دارایی قرار گرفت. پس از آن، مدل قیمت‌گذاری دارایی‌های سرمایه‌ای نیز با تأکید بر رابطه میان ریسک سیستماتیک و بازده مورد انتظار، چارچوب نظری مهمی برای تبیین رفتار دارایی‌ها در بازار سرمایه فراهم کرد .(Sharpe, ۱۹۶۴) با وجود اهمیت این رویکردها، یکی از چالش‌های اساسی آن‌ها در شرایط نوسان شدید آن است که اغلب بر فرض‌هایی مانند ثبات پارامترها، عقلانیت نسبی سرمایه‌گذاران، توزیع قابل‌پیش‌بینی بازده‌ها و پایداری روابط تاریخی میان دارایی‌ها متکی هستند. در حالی که در دوره‌های بحران، همین روابط تاریخی ممکن است به‌طور ناگهانی تغییر کنند و همبستگی‌هایی که در زمان عادی نقش محافظتی دارند، در زمان بحران تقویت شوند و کارکرد تنوع‌بخشی را کاهش دهند.

در پاسخ به برخی محدودیت‌های مدل‌های کلاسیک، رویکردهایی مانند مدل بلک-لیترمن، سنجش ارزش در معرض ریسک، ارزش در معرض ریسک شرطی و مدل‌های نوسان شرطی توسعه یافتند. مدل بلک-لیترمن کوشید دیدگاه‌های ذهنی یا تحلیلی سرمایه‌گذار را با تعادل بازار ترکیب کند و از حساسیت بیش از حد به برآوردهای بازده مورد انتظار بکاهد .(Black & Litterman, ۱۹۹۲) از سوی دیگر، معیارهایی مانند VaR و CVaR امکان توجه به زیان‌های شدید و کنترل ریسک دنباله‌ای را فراهم کردند (Jorion, ۲۰۰۷; Rockafellar & Uryasev, ۲۰۰۰). همچنین، مدل‌های ARCH و GARCH نشان دادند که نوسان مالی پدیده‌ای خوشه‌ای و زمان‌متغیر است و می‌توان آن را با استفاده از ساختارهای پویا مدل‌سازی کرد .(Bollerslev, ۱۹۸۶; Engle, ۱۹۸۲) با این حال، این مدل‌ها نیز در برابر پیچیدگی‌های نوظهور بازارهای

داده‌محور با چالش‌هایی روبه‌رو هستند؛ زیرا بسیاری از آن‌ها برای داده‌های ساختاریافته تاریخی طراحی شده‌اند و در پردازش همزمان اخبار، احساسات بازار، داده‌های رفتاری سرمایه‌گذاران، داده‌های کلان، داده‌های نقدشوندگی و سیگنال‌های غیرخطی عملکرد محدودی دارند.

در همین زمینه، هوش مصنوعی و یادگیری ماشین به‌عنوان نسل جدیدی از ابزارهای تحلیلی وارد حوزه مالی و مدیریت سرمایه‌گذاری شده‌اند. الگوریتم‌های یادگیری ماشین قادرند الگوهای غیرخطی، تعاملات پیچیده میان متغیرها، رژیم‌های پنهان بازار و روابطی را شناسایی کنند که در مدل‌های خطی سنتی به‌سادگی قابل کشف نیستند. مطالعات جدید نشان داده‌اند که روش‌های یادگیری ماشین در قیمت‌گذاری دارایی و پیش‌بینی صرف ریسک می‌توانند عملکرد اقتصادی قابل‌توجهی ایجاد کنند، به‌ویژه زمانی که تعاملات غیرخطی میان پیش‌بین‌ها در مدل لحاظ شود (Gu et al., ۲۰۲۰). همچنین کاربرد شبکه‌های عصبی عمیق، شبکه‌های حافظه کوتاه‌مدت بلندمدت و یادگیری تقویتی در پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی و مدیریت پرتفوی، مسیر تازه‌ای برای طراحی سامانه‌های هوشمند سرمایه‌گذاری ایجاد کرده است (Fischer & Krauss, ۲۰۱۸; Heaton et al., ۲۰۱۷; Jiang et al., ۲۰۱۷). این تحول باعث شده است که تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاری از سطح تحلیل توصیفی و پیش‌بینی صرف فراتر رود و به سمت تحلیل تجویزی حرکت کند؛ تحلیلی که نه‌تنها می‌پرسد «چه اتفاقی خواهد افتاد؟»، بلکه می‌کوشد پاسخ دهد «در برابر آن چه تصمیمی باید گرفت؟» (Bertsimas & Kallus, ۲۰۲۰).

با وجود ظرفیت‌های فنی هوش مصنوعی، استفاده از آن در مدیریت پرتفوی با چالش‌های اساسی همراه است. نخست، بازار مالی محیطی غیرایستا، واکنشی و خودتغییردهنده است؛ یعنی وقتی یک الگوی سودآور توسط بازیگران متعدد شناسایی و استفاده می‌شود، احتمالاً همان الگو در آینده تضعیف یا حذف خواهد شد. دوم، داده‌های مالی غالباً نویزی، نامتوازن، دارای شکست ساختاری و مستعد بیش‌برازش هستند. سوم، مدل‌های پیچیده یادگیری عمیق اگرچه ممکن است از نظر دقت پیش‌بینی عملکرد مطلوبی داشته باشند، اما در بسیاری از موارد به‌صورت جعبه سیاه عمل می‌کنند و توضیح تصمیم آن‌ها برای مدیر سرمایه‌گذاری، ناظر مالی و سرمایه‌گذار نهایی دشوار است. از این رو، توضیح‌پذیری و تفسیرپذیری مدل‌های هوش مصنوعی در مالی نه یک ویژگی جانبی، بلکه شرط اعتماد، پذیرش و مسئولیت‌پذیری تصمیم‌های الگوریتمی است (Doshi-Velez & Kim, ۲۰۱۷; Molnar, ۲۰۲۲). در شرایط نوسان شدید بازار، این مسئله اهمیت بیشتری می‌یابد؛ زیرا مدیر پرتفوی باید بتواند توضیح دهد که چرا سیستم پیشنهاد کاهش وزن سهام، افزایش وجه نقد، استفاده از دارایی‌های دفاعی، یا اجرای بازتوازن فوری را ارائه کرده است.

از سوی دیگر، تصمیم‌یار سرمایه‌گذاری مبتنی بر هوش مصنوعی نباید جایگزین کامل قضاوت انسانی تلقی شود. در بازارهای پرنوسان، تصمیم‌های سرمایه‌گذاری همواره با ملاحظاتی همراه‌اند که صرفاً از داده‌های تاریخی قابل استخراج نیستند؛ از جمله سیاست‌های ناظر بازار، محدودیت‌های نقدشوندگی، شوک‌های ژئوپلیتیک، رفتار هیجانی سرمایه‌گذاران، محدودیت‌های شرعی یا قانونی، افق زمانی مشتری، و سطح تحمل زیان. بنابراین، رویکرد مطلوب در طراحی مدل تصمیم‌یار، تلفیق هوش مصنوعی با نظارت انسانی است؛ به‌گونه‌ای که سیستم بتواند سیگنال‌ها، سناریوها، هشدارها و گزینه‌های بهینه را تولید کند، اما تصمیم نهایی در چارچوب سیاست سرمایه‌گذاری، قضاوت حرفه‌ای و

مسئولیت نهادی اتخاذ شود. چنین رویکردی با ادبیات تحلیل تجویزی و تصمیم‌گیری داده‌محور نیز همسوست؛ زیرا هدف آن صرفاً جایگزینی انسان با ماشین نیست، بلکه ارتقای کیفیت تصمیم در محیط‌های پیچیده و نامطمئن است.(Bertsimas & Kallus, ۲۰۲۰)

در بازار سرمایه ایران و به‌ویژه در فضای فعالیت نهادهای مالی مستقر در تهران، ضرورت چنین مدلی از چند جهت اهمیت دارد. نخست، سرمایه‌گذاران نهادی و شرکت‌های سبدگردان با محیطی مواجه‌اند که در آن نوسان قیمت‌ها، محدودیت نقدشوندگی، تغییرات نرخ ارز، تحولات سیاست‌گذاری، و رفتار جمعی سرمایه‌گذاران خرد می‌تواند به‌سرعت ترکیب ریسک و بازده پرتفوی را تغییر دهد. دوم، بسیاری از تصمیم‌های پرتفوی هنوز بر ترکیبی از تجربه فردی، تحلیل بنیادی، تحلیل تکنیکال و قواعد نسبتاً دستی استوار است و استفاده ساختاریافته از هوش مصنوعی در سطح تصمیم‌یار جامع کمتر توسعه یافته است. سوم، حتی در مواردی که ابزارهای الگوریتمی استفاده می‌شوند، اغلب میان لایه پیش‌بینی، لایه بهینه‌سازی، لایه کنترل ریسک، لایه توضیح‌پذیری و لایه حاکمیت داده یکپارچگی کافی وجود ندارد. بنابراین، شکاف اصلی پژوهش حاضر این است که اگرچه مطالعات متعددی به کاربرد یادگیری ماشین در پیش‌بینی بازده یا قیمت دارایی پرداخته‌اند، اما مدل کیفی جامعی که الزامات طراحی تصمیم‌یار سرمایه‌گذاری مبتنی بر هوش مصنوعی را برای مدیریت پرتفوی در شرایط نوسان شدید بازار از دیدگاه خبرگان تبیین کند، کمتر مورد توجه قرار گرفته است.

بر این اساس، پژوهش حاضر با رویکرد کیفی و بر پایه مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته با خبرگان مالی، سرمایه‌گذاری و فناوری مالی در تهران انجام شد تا مؤلفه‌های اصلی مدل تصمیم‌یار سرمایه‌گذاری مبتنی بر هوش مصنوعی شناسایی و سازمان‌دهی شود. هدف پژوهش ارائه چارچوبی مفهومی و کاربردی است که بتواند نشان دهد چنین سامانه‌ای باید چه داده‌هایی را دریافت کند، چگونه تغییر رژیم بازار و سطح تلاطم را تشخیص دهد، چگونه ریسک و بازده را پیش‌بینی کند، چگونه وزن‌های پرتفوی را با توجه به محدودیت‌های سرمایه‌گذار پیشنهاد دهد، چگونه تصمیم‌های خود را توضیح دهد، و چگونه خطاهای الگوریتمی و ریسک عملیاتی را کنترل کند. از این منظر، نوآوری پژوهش در تمرکز بر تصمیم‌یار هوشمند به‌عنوان یک مدل چندلایه است؛ مدلی که میان یادگیری ماشین، تحلیل ریسک، بهینه‌سازی پرتفوی، توضیح‌پذیری، حاکمیت داده و قضاوت انسانی پیوند برقرار می‌کند.

مواد و روش‌ها

این پژوهش از نظر هدف کاربردی و از نظر رویکرد، کیفی با طرح اکتشافی بود. انتخاب رویکرد کیفی از آن جهت مناسب تشخیص داده شد که موضوع پژوهش، یعنی طراحی مدل تصمیم‌یار سرمایه‌گذاری مبتنی بر هوش مصنوعی در شرایط نوسان شدید بازار، نیازمند فهم عمیق تجربه‌ها، برداشت‌ها، الزامات حرفه‌ای و ملاحظات اجرایی خبرگان بود. در این پژوهش، تمرکز اصلی بر کشف مؤلفه‌ها، روابط مفهومی و الزامات طراحی مدل بود، نه آزمون فرضیه‌های از پیش تعیین‌شده. از این رو، داده‌ها از طریق مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته گردآوری شدند و تحلیل داده‌ها با روش تحلیل مضمون انجام گرفت. تحلیل مضمون به پژوهشگر امکان داد که از دل داده‌های متنی حاصل از مصاحبه‌ها، الگوهای معنایی تکرارشونده، مقوله‌های اصلی و زیرمقوله‌های مرتبط با طراحی تصمیم‌یار هوشمند استخراج شود.(Braun & Clarke, ۲۰۰۶)

جامعه مشارکت‌کنندگان شامل خبرگان فعال در حوزه بازار سرمایه، مدیریت دارایی، تحلیل سرمایه‌گذاری، مدیریت ریسک مالی، فناوری مالی و دانشگاه در شهر تهران بود. نمونه‌گیری به‌صورت هدفمند و معیارمحور انجام شد. معیارهای ورود به پژوهش شامل داشتن حداقل پنج سال تجربه حرفه‌ای یا پژوهشی مرتبط با بازار سرمایه، مدیریت پرتفوی، تحلیل مالی، ریسک سرمایه‌گذاری یا سامانه‌های هوشمند مالی؛ آشنایی با مفاهیم هوش مصنوعی، تحلیل داده یا ابزارهای الگوریتمی در تصمیم‌گیری مالی؛ و تمایل به مشارکت در مصاحبه بود. در مجموع، ۲۲ نفر در پژوهش مشارکت کردند. از این تعداد، ۶ نفر مدیر پرتفوی یا مدیر سرمایه‌گذاری، ۵ نفر تحلیلگر ارشد بازار سرمایه، ۴ نفر متخصص مدیریت ریسک مالی، ۴ نفر متخصص فناوری مالی و هوش مصنوعی، و ۳ نفر استاد دانشگاه یا پژوهشگر مالی بودند. همه مشارکت‌کنندگان در زمان انجام پژوهش در تهران فعالیت حرفه‌ای یا دانشگاهی داشتند.

فرایند گردآوری داده‌ها از طریق مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته انجام شد. راهنمای مصاحبه بر اساس هدف پژوهش، مرور ادبیات و نظر دو نفر از صاحب‌نظران حوزه مالی و روش تحقیق طراحی شد. پرسش‌های اصلی مصاحبه شامل محورهایی مانند تجربه مشارکت‌کنندگان از تصمیم‌گیری پرتفوی در دوره‌های نوسان شدید بازار، ضعف‌های روش‌های سنتی مدیریت پرتفوی، داده‌های ضروری برای سامانه تصمیم‌یار هوشمند، نقش الگوریتم‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی ریسک و بازده، شاخص‌های مناسب هشداردهنده، الزامات توضیح‌پذیری، نقش ناظر انسانی، و چالش‌های پیاده‌سازی چنین سامانه‌ای بود. نمونه‌ای از پرسش‌ها عبارت بود از: «در شرایط نوسان شدید بازار، مهم‌ترین نیاز مدیر پرتفوی از یک تصمیم‌یار هوشمند چیست؟»، «چه داده‌هایی باید در مدل هوش مصنوعی وارد شود تا تصمیم آن قابل اتکا باشد؟»، «در چه شرایطی به پیشنهاد الگوریتم اعتماد می‌کنید یا آن را رد می‌کنید؟»، و «چه سازوکارهایی برای کنترل خطای مدل و جلوگیری از تصمیم‌های پرریسک لازم است؟»

مدت زمان هر مصاحبه بین ۴۵ تا ۷۵ دقیقه بود. مصاحبه‌ها با رضایت آگاهانه مشارکت‌کنندگان ضبط و سپس به‌صورت کامل پیاده‌سازی شد. فرایند مصاحبه تا دستیابی به اشباع نظری ادامه یافت. اشباع نظری زمانی حاصل شد که مصاحبه‌های جدید دیگر مقوله یا مضمون معنادار تازه‌ای به چارچوب تحلیلی اضافه نکردند. در این پژوهش، اشباع نظری در مصاحبه نوزدهم مشاهده شد و سه مصاحبه دیگر برای اطمینان از پایداری مقوله‌ها و تکمیل غنای داده‌ها انجام شد. این منطق با توصیه‌های روش‌شناختی مطالعات کیفی درباره کفایت نمونه و اشباع داده‌ها همخوانی دارد.(Guest et al., ۲۰۰۶)

برای تحلیل داده‌ها از روش تحلیل مضمون شش‌مرحله‌ای استفاده شد. در مرحله نخست، متن مصاحبه‌ها چندین بار خوانده شد تا آشنایی عمیق با داده‌ها حاصل شود. در مرحله دوم، کدهای اولیه از عبارات معنادار استخراج شد. در مرحله سوم، کدهای مشابه در قالب مضامین اولیه سازمان‌دهی شدند. در مرحله چهارم، مضامین اولیه بازبینی شد و ارتباط آن‌ها با داده‌ها و هدف پژوهش بررسی گردید. در مرحله پنجم، مضامین نهایی نام‌گذاری و تعریف شدند. در مرحله ششم، گزارش تحلیلی یافته‌ها تدوین شد. برای مدیریت داده‌ها، کدگذاری، مقایسه کدها، سازمان‌دهی

مضامین و بازیابی نقل‌قول‌ها از نرم‌افزار NVivo استفاده شد. در مجموع، پس از حذف کدهای تکراری و ادغام کدهای همپوشان، پنج مقوله اصلی و چندین زیرمقوله استخراج شد.

برای اطمینان از اعتبار و اعتمادپذیری یافته‌ها از معیارهای اعتبارپذیری، انتقال‌پذیری، اتکاپذیری و تأییدپذیری استفاده شد (Lincoln & Guba, ۱۹۸۵). اعتبارپذیری از طریق بازبینی مشارکت‌کنندگان، ارائه خلاصه برداشت‌ها به چند نفر از مصاحبه‌شوندگان، و دریافت نظر اصلاحی آنان تقویت شد. اتکاپذیری از طریق ثبت مسیر تحلیل، نگهداری یادداشت‌های پژوهشی، و بازبینی کدگذاری توسط یک پژوهشگر همکار افزایش یافت. تأییدپذیری نیز با حفظ مستندات فرایند تحلیل، استفاده از نقل‌قول‌های مستقیم و پرهیز از تحمیل مفاهیم خارج از داده‌ها رعایت شد. همچنین برای افزایش انتقال‌پذیری، ویژگی‌های مشارکت‌کنندگان، زمینه پژوهش و مراحل تحلیل به‌صورت روشن گزارش شد. ملاحظات اخلاقی در تمام مراحل پژوهش رعایت شد. پیش از انجام مصاحبه، هدف پژوهش، نحوه استفاده از داده‌ها، اختیاری بودن مشارکت، امکان انصراف در هر مرحله، و محرمانه ماندن اطلاعات برای مشارکت‌کنندگان توضیح داده شد. نام واقعی مشارکت‌کنندگان در متن مقاله ذکر نشد و برای نقل‌قول‌ها از کدهایی مانند «مشارکت‌کننده ۷» استفاده شد. فایل‌های صوتی و متنی مصاحبه‌ها در محیط امن نگهداری شدند و فقط پژوهشگران اصلی به آن‌ها دسترسی داشتند.

یافته‌ها

از میان ۲۲ مشارکت‌کننده پژوهش، ۱۴ نفر مرد و ۸ نفر زن بودند. از نظر سن، ۷ نفر در بازه ۳۰ تا ۳۹ سال، ۱۰ نفر در بازه ۴۰ تا ۴۹ سال و ۵ نفر بالای ۵۰ سال قرار داشتند. از نظر سطح تحصیلات، ۱۳ نفر دارای مدرک کارشناسی ارشد و ۹ نفر دارای مدرک دکتری بودند. از نظر حوزه فعالیت، ۶ نفر مدیر پرتفوی یا مدیر سرمایه‌گذاری، ۵ نفر تحلیلگر ارشد بازار سرمایه، ۴ نفر متخصص مدیریت ریسک مالی، ۴ نفر متخصص فناوری مالی و هوش مصنوعی، و ۳ نفر استاد دانشگاه یا پژوهشگر مالی بودند. سابقه کاری مشارکت‌کنندگان نیز نشان داد که ۶ نفر بین ۵ تا ۱۰ سال، ۹ نفر بین ۱۱ تا ۱۵ سال و ۷ نفر بیش از ۱۵ سال تجربه حرفه‌ای یا پژوهشی مرتبط داشتند. این ترکیب جمعیت‌شناختی نشان می‌دهد که داده‌های پژوهش از دیدگاه گروهی متنوع از خبرگان مالی، فنی و دانشگاهی گردآوری شده است.

یکپارچه‌سازی داده‌های چندمنبعی و تشخیص رژیم بازار :نخستین مقوله اصلی نشان داد که از دیدگاه مشارکت‌کنندگان، تصمیم‌یار سرمایه‌گذاری مبتنی بر هوش مصنوعی باید فراتر از داده‌های قیمتی و صورت‌های مالی عمل کند و بتواند داده‌های چندمنبعی را به‌صورت همزمان دریافت و تحلیل کند. زیرمقوله‌های این بخش شامل داده‌های تاریخی قیمت و حجم معاملات، داده‌های بنیادی شرکت‌ها، داده‌های کلان اقتصادی، نرخ ارز، نرخ بهره، اخبار سیاسی و اقتصادی، داده‌های شبکه‌های اجتماعی، شاخص‌های احساسات بازار، نقدشوندگی، جریان ورود و خروج پول، و شاخص‌های تلاطم بود. مشارکت‌کنندگان تأکید داشتند که در شرایط نوسان شدید، بازار وارد رژیمی متفاوت از وضعیت عادی می‌شود و استفاده از مدل‌هایی که بر میانگین‌های تاریخی بلندمدت متکی هستند، می‌تواند گمراه‌کننده باشد. یکی از مدیران پرتفوی بیان کرد: «در روزهای آرام، مدل‌های کلاسیک جواب می‌دهند؛ اما وقتی بازار قفل می‌شود یا همه همزمان فروشنده می‌شوند، داده قیمت

به‌تنهایی کافی نیست. سیستم باید بفهمد وارد چه رژیمی شده‌ایم» (مشارکت‌کننده ۴). یکی از متخصصان هوش مصنوعی نیز اظهار داشت: «برای تصمیم‌یار واقعی باید داده خبر، رفتار معامله‌گران، نقدشوندگی و حتی تغییر لحن بازار را کنار داده‌های مالی گذاشت؛ چون سیگنال بحران معمولاً فقط در نمودار قیمت دیده نمی‌شود» (مشارکت‌کننده ۱۲).

پیش‌بینی هوشمند ریسک و بازده در شرایط نوسان شدید :دومین مقوله اصلی به ضرورت پیش‌بینی همزمان ریسک و بازده اختصاص داشت. مشارکت‌کنندگان معتقد بودند که در شرایط نوسان شدید، مدل تصمیم‌یار نباید صرفاً بازده مورد انتظار دارایی‌ها را برآورد کند، بلکه باید احتمال افت شدید، تغییر همبستگی‌ها، افزایش نوسان، کاهش نقدشوندگی و احتمال شکست سناریوهای قبلی را نیز محاسبه کند. زیرمقوله‌های این بخش شامل پیش‌بینی بازده کوتاه‌مدت، پیش‌بینی نوسان، برآورد زیان دنباله‌ای، تحلیل حساسیت، هشدار زودهنگام بحران، و شناسایی دارایی‌های آسیب‌پذیر بود. یکی از تحلیلگران ارشد گفت: «مسئله ما این نیست که سهم فردا مثبت است یا منفی؛ مسئله این است که اگر بازار سه روز پشت سر هم منفی شد، کدام بخش پرتفوی بیشترین ضربه را می‌خورد» (مشارکت‌کننده ۹). مشارکت‌کننده دیگری تأکید کرد: «هوش مصنوعی زمانی ارزش دارد که به من بگوید ریسک پنهان کجاست؛ چیزی که در گزارش‌های معمولی دیده نمی‌شود» (مشارکت‌کننده ۱۶). بر اساس این یافته، پیش‌بینی در مدل پیشنهادی باید چندبعدی باشد و فقط به خروجی‌های نقطه‌ای محدود نشود، بلکه باید دامنه عدم قطعیت، سناریوهای بدبینانه و احتمال رخدادهای شدید را نیز ارائه دهد.

بهینه‌سازی تطبیقی پرتفوی و کنترل ریسک دنباله‌ای :سومین مقوله اصلی بیانگر آن بود که تصمیم‌یار هوشمند باید توانایی تبدیل پیش‌بینی‌ها به پیشنهادهای عملی برای بازتخصیص پرتفوی را داشته باشد. مشارکت‌کنندگان تأکید کردند که ارزش واقعی چنین سامانه‌ای در آن است که بتواند با توجه به شرایط بازار، محدودیت‌های نقدشوندگی، سطح ریسک‌پذیری سرمایه‌گذار، افق زمانی، هزینه معاملات و سیاست سرمایه‌گذاری، وزن‌های پیشنهادی دارایی‌ها را به‌صورت تطبیقی ارائه کند. زیرمقوله‌های این بخش شامل بازتوازن پویا، تعیین حد زیان پرتفوی، کنترل تمرکز دارایی، افزایش دارایی‌های کم‌ریسک در دوره بحران، مدیریت نقدینگی، سناریوسازی، و کنترل CVaR بود. یکی از مدیران سرمایه‌گذاری بیان کرد: «مدل نباید فقط هشدار بدهد؛ باید بگوید چه کار کنم. مثلاً وزن کدام صنعت کم شود، چقدر نقد بمانم، و چه زمانی دوباره وارد شوم» (مشارکت‌کننده ۲). یک متخصص ریسک نیز گفت: «در بازار پرنوسان، میانگین بازده معیار خوبی نیست؛ باید دید در بدترین پنج درصد سناریوها چه بلایی سر پرتفوی می‌آید» (مشارکت‌کننده ۷). این یافته نشان می‌دهد که مدل تصمیم‌یار باید از سطح تحلیل پیش‌بینانه عبور کند و وارد سطح تحلیل تجویزی شود؛ یعنی خروجی آن باید قابل تبدیل به تصمیم اجرایی، قابل کنترل و قابل پایش باشد.

توضیح‌پذیری، اعتماد و نقش ناظر انسانی :چهارمین مقوله اصلی نشان داد که پذیرش تصمیم‌یار هوشمند در مدیریت پرتفوی وابسته به اعتماد، توضیح‌پذیری و حفظ نقش انسان در تصمیم نهایی است. مشارکت‌کنندگان بارها تأکید کردند که مدل جعبه‌سیاه، هرچند دقیق باشد، در شرایط بحرانی به‌سختی مورد اعتماد مدیران سرمایه‌گذاری قرار می‌گیرد. زیرمقوله‌های این بخش شامل شفافیت منطق تصمیم، نمایش عوامل مؤثر بر پیشنهاد، رتبه‌بندی اهمیت متغیرها، توضیح سناریوهای جایگزین، امکان رد یا تعدیل پیشنهاد الگوریتم، و ثبت دلایل تصمیم

بود. یکی از خبرگان دانشگاهی اظهار داشت: «مدیر پرتفوی نمی‌تواند به هیئت سرمایه‌گذاری بگوید چون مدل گفته فروختم. باید بداند مدل بر اساس چه داده‌ای و با چه منطقی چنین پیشنهادی داده است» (مشارکت‌کننده ۱۹). یکی از مدیران پرتفوی نیز گفت: «من نمی‌خواهم هوش مصنوعی جای من تصمیم بگیرد؛ می‌خواهم blind spot هایم را نشان دهد و گزینه‌های بهتر را جلوی من بگذارد» (مشارکت‌کننده ۵). این مقوله نشان می‌دهد که تصمیم‌یار مطلوب باید ساختاری انسان‌محور داشته باشد؛ یعنی الگوریتم به‌عنوان پشتیبان تصمیم عمل کند، نه تصمیم‌گیرنده نهایی.

حاکمیت داده، زیرساخت اجرایی و کنترل خطای الگوریتمی :پنجمین مقوله اصلی به پیش‌نیازهای اجرایی و نهادی مدل مربوط بود. مشارکت‌کنندگان معتقد بودند که حتی بهترین الگوریتم‌ها بدون داده پاک، زیرساخت پردازشی مناسب، کنترل کیفیت، آزمون پس‌نگر، پایش مستمر و قواعد حاکمیت مدل نمی‌توانند در مدیریت پرتفوی قابل اتکا باشند. زیرمقوله‌های این بخش شامل کیفیت داده، به‌روزرسانی مستمر مدل، کنترل بیش‌برازش، آزمون تنش، ثبت نسخه‌های مدل، امنیت داده، مدیریت خطای ورودی، و تدوین سیاست‌های مسئولیت‌پذیری بود. یکی از متخصصان فناوری مالی گفت: «بزرگ‌ترین خطر این است که مدل ظاهراً هوشمند باشد، اما روی داده غلط آموزش دیده باشد؛ آن وقت خطای آن خیلی شیک و علمی به نظر می‌رسد» (مشارکت‌کننده ۱۴). مشارکت‌کننده دیگری افزود: «در بازار واقعی، latency، قطعی داده، صف فروش و محدودیت نقدشوندگی مهم است. مدلی که این‌ها را نبیند، روی کاغذ خوب است، نه در اجرا» (مشارکت‌کننده ۱۰). بنابراین، مدل تصمیم‌یار پیشنهادی باید دارای لایه حاکمیت داده و کنترل مدل باشد تا هم کیفیت تصمیم‌ها حفظ شود و هم ریسک عملیاتی و الگوریتمی کاهش یابد.

بحث

یافته نخست پژوهش نشان داد که تصمیم‌یار سرمایه‌گذاری مبتنی بر هوش مصنوعی باید بر یکپارچه‌سازی داده‌های چندمنبعی و تشخیص رژیم بازار استوار باشد. این نتیجه با ادبیات مالی نوین همسوست؛ زیرا در دوره‌های نوسان شدید، روابط تاریخی میان متغیرها دچار تغییر می‌شود و اتکا به داده‌های محدود قیمتی می‌تواند منجر به تصمیم‌های ناقص شود. نظریه پرتفوی مدرن با تأکید بر کوواریانس دارایی‌ها و تنوع‌بخشی، مبنای مهمی برای مدیریت ریسک فراهم کرد(Markowitz, ۱۹۵۲) ، اما در شرایط بحران، همبستگی میان دارایی‌ها معمولاً افزایش می‌یابد و کارکرد تنوع‌بخشی کاهش پیدا می‌کند. از این رو، تشخیص رژیم بازار اهمیت اساسی دارد. یافته حاضر با دیدگاه Kritzman و Li (۲۰۱۰) نیز همخوان است که تلاطم مالی را پدیده‌ای قابل سنجش و کاربردی برای مدیریت ریسک معرفی کردند. افزون بر این، در مطالعات یادگیری ماشین مالی تأکید شده است که داده‌های گسترده‌تر و تعاملات غیرخطی میان متغیرها می‌توانند اطلاعات پیش‌بینانه مهمی تولید کنند .(Gu et al., ۲۰۲۰) بنابراین، مدل پیشنهادی این پژوهش باید بتواند داده‌های ساختاریافته و غیرساختاریافته، مانند قیمت، حجم، نقدشوندگی، اخبار، متغیرهای کلان و احساسات بازار را در یک معماری تحلیلی واحد ترکیب کند. چنین نتیجه‌ای نشان می‌دهد که مزیت

هوش مصنوعی در مدیریت پرتفوی نه در جایگزینی ساده یک مدل سنتی با الگوریتم پیچیده، بلکه در ظرفیت آن برای مشاهده همزمان لایه‌های مختلف اطلاعاتی و تشخیص تغییرات پنهان بازار است.

یافته دوم پژوهش نشان داد که پیش‌بینی هوشمند در شرایط نوسان شدید باید شامل برآورد همزمان ریسک و بازده باشد. این یافته با پژوهش‌های مرتبط با یادگیری ماشین در قیمت‌گذاری دارایی و پیش‌بینی بازارهای مالی همخوانی دارد Gu .و همکاران (۲۰۲۰) نشان دادند که روش‌های یادگیری ماشین، به‌ویژه در شناسایی روابط غیرخطی و تعاملات پیچیده میان متغیرها، می‌توانند عملکرد بهتری نسبت به برخی روش‌های خطی سنتی داشته باشند. همچنین Fischer و (۲۰۱۸) Krauss کاربرد شبکه‌های LSTM را در پیش‌بینی جهت حرکت بازار بررسی کردند و نشان دادند که مدل‌های دارای حافظه زمانی می‌توانند برخی وابستگی‌های پنهان در سری‌های مالی را استخراج کنند. با این حال، یافته پژوهش حاضر تأکید دارد که پیش‌بینی بازده به‌تنهایی برای تصمیم‌گیری پرتفوی کافی نیست. در بازارهای پرنوسان، مدیر سرمایه‌گذاری بیش از آنکه به نقطه پیش‌بینی بازده نیاز داشته باشد، به برآورد دامنه عدم قطعیت، احتمال زیان شدید، سطح نوسان آینده و تغییر همبستگی‌ها نیاز دارد. این نتیجه با ادبیات مدیریت ریسک نیز سازگار است؛ زیرا معیارهایی مانند VaR و CVaR برای سنجش و کنترل زیان‌های شدید توسعه یافته‌اند .(Jorion, ۲۰۰۷; Rockafellar & Uryasev, ۲۰۰۰) بنابراین، مدل تصمیم‌یار پیشنهادی باید به جای ارائه پیش‌بینی قطعی، خروجی احتمالاتی، سناریومحور و ریسک‌محور تولید کند تا مدیر پرتفوی بتواند تصمیم خود را بر مبنای طیفی از پیامدهای ممکن اتخاذ کند.

یافته سوم پژوهش بیانگر آن بود که مدل تصمیم‌یار باید از تحلیل پیش‌بینانه عبور کند و به بهینه‌سازی تطبیقی پرتفوی و کنترل ریسک دنباله‌ای برسد. این نتیجه با تمایز میان تحلیل پیش‌بینانه و تحلیل تجویزی همسوست Bertsimas .و (۲۰۲۰) Kallus نشان می‌دهند که ارزش واقعی تحلیل داده زمانی آشکار می‌شود که پیش‌بینی‌ها به تصمیم‌های بهینه و قابل اجرا تبدیل شوند. در مدیریت پرتفوی نیز پیش‌بینی اینکه کدام دارایی احتمالاً بازده بیشتری دارد، تنها بخشی از مسئله است؛ بخش مهم‌تر آن است که سیستم بتواند با در نظر گرفتن محدودیت‌های واقعی مانند نقدشوندگی، هزینه معامله، حد مجاز تمرکز، تحمل ریسک سرمایه‌گذار و افق زمانی، پیشنهاد بازتخصیص ارائه دهد. این یافته با منطق مدل بلک-لیترمن نیز همخوان است که می‌کوشد دیدگاه تحلیلی سرمایه‌گذار را با ساختار تعادلی بازار ترکیب کند و از افراط در وزن‌دهی‌های ناپایدار جلوگیری نماید .(Black & Litterman, ۱۹۹۲) همچنین مطالعات مربوط به یادگیری عمیق و یادگیری تقویتی در مدیریت پرتفوی نشان داده‌اند که می‌توان فرایند تخصیص دارایی را به‌صورت پویا و مبتنی بر بازخورد بازار مدل‌سازی کرد (Heaton et al., ۲۰۱۷; Jiang et al., ۲۰۱۷). با این حال، یافته پژوهش حاضر بر جنبه کاربردی و نهادی این موضوع تأکید می‌کند: پیشنهاد الگوریتمی زمانی ارزشمند است که قابل اجرا، قابل توضیح، منطبق با سیاست سرمایه‌گذاری و حساس به محدودیت‌های بازار واقعی باشد.

یافته چهارم پژوهش نشان داد که توضیح‌پذیری، اعتماد و نظارت انسانی از الزامات کلیدی پذیرش مدل تصمیم‌یار هستند. این یافته با ادبیات هوش مصنوعی توضیح‌پذیر همسویی مستقیم دارد Doshi-Velez .و (۲۰۱۷) Kim تأکید می‌کنند که تفسیرپذیری در سامانه‌های یادگیری

ماشین زمانی اهمیت می‌یابد که خروجی مدل بر تصمیم‌های مهم انسانی اثر می‌گذارد. در مدیریت پرتفوی نیز تصمیم‌های الگوریتمی می‌توانند پیامدهای مالی قابل‌توجهی برای سرمایه‌گذار، شرکت مدیریت دارایی و نهاد ناظر داشته باشند. بنابراین، مدیر پرتفوی باید بتواند منطق پیشنهاد سیستم را درک کند و در صورت لزوم آن را برای کمیته سرمایه‌گذاری یا سرمایه‌گذار توضیح دهد (۲۰۲۲) Molnar .نیز توضیح‌پذیری را یکی از ابزارهای اصلی برای فهم مدل‌های پیچیده و کاهش ریسک تصمیم‌های جعبه‌سیاه می‌داند. یافته حاضر نشان می‌دهد که در شرایط نوسان شدید، اعتماد به مدل صرفاً از دقت آماری ناشی نمی‌شود، بلکه به قابلیت فهم، شفافیت، امکان مداخله انسانی و ثبت دلایل تصمیم وابسته است. این نتیجه با نگاه انسان‌محور به هوش مصنوعی در مالی همخوانی دارد؛ زیرا سامانه تصمیم‌یار نباید مسئولیت حرفه‌ای مدیر سرمایه‌گذاری را حذف کند، بلکه باید با ارائه هشدارها، سناریوها و تحلیل حساسیت، کیفیت قضاوت انسانی را افزایش دهد.

یافته پنجم پژوهش بر ضرورت حاکمیت داده، زیرساخت اجرایی و کنترل خطای الگوریتمی تأکید داشت. این یافته نشان می‌دهد که طراحی تصمیم‌یار هوشمند صرفاً مسئله انتخاب الگوریتم نیست، بلکه مسئله‌ای نهادی، فنی و مدیریتی است. در ادبیات مالی ماشینی، López de Prado (۲۰۱۸)بر خطراتی مانند بیش‌برازش، نشت اطلاعات، اعتبارسنجی نادرست و آزمون‌های پس‌نگر گمراه‌کننده تأکید می‌کند. این چالش‌ها در بازارهای پرنوسان تشدید می‌شوند؛ زیرا مدل ممکن است بر داده‌هایی آموزش دیده باشد که دیگر نماینده وضعیت جدید بازار نیستند. افزون بر این، مدل‌های نوسان مانند ARCH و GARCH نشان داده‌اند که ویژگی‌های آماری بازار در طول زمان تغییر می‌کند (Bollerslev, ۱۹۸۶; Engle, ۱۹۸۲)، بنابراین مدل تصمیم‌یار نیز باید به‌روزرسانی، پایش و اعتبارسنجی مستمر داشته باشد. یافته‌های این پژوهش همچنین با مباحث فناوری مالی و رگ‌تک همسوست که بر اهمیت حاکمیت داده، مسئولیت‌پذیری الگوریتمی و تنظیم‌گری هوشمند در نظام مالی تأکید دارند .(Arner et al., ۲۰۱۷) بر این اساس، مدل پیشنهادی باید شامل لایه‌هایی برای کنترل کیفیت داده، آزمون تنش، اعتبارسنجی مدل، ثبت نسخه‌ها، کنترل امنیت داده و تعریف مسئولیت تصمیم باشد. بدون این لایه‌ها، حتی مدل‌های پیچیده هوش مصنوعی نیز ممکن است در عمل به منبع ریسک عملیاتی تبدیل شوند.

در مجموع، نتایج پژوهش نشان می‌دهد که مدل تصمیم‌یار سرمایه‌گذاری مبتنی بر هوش مصنوعی برای مدیریت پرتفوی در شرایط نوسان شدید بازار باید دارای پنج لایه اصلی باشد: لایه داده و تشخیص رژیم بازار، لایه پیش‌بینی ریسک و بازده، لایه بهینه‌سازی تطبیقی، لایه توضیح‌پذیری و تعامل انسان-ماشین، و لایه حاکمیت داده و کنترل مدل. این ساختار نشان می‌دهد که هوش مصنوعی در مدیریت پرتفوی زمانی اثربخش است که به‌عنوان سامانه‌ای یکپارچه و تصمیم‌محور طراحی شود، نه صرفاً به‌عنوان ابزار پیش‌بینی قیمت. همچنین نتایج پژوهش نشان داد که اعتماد حرفه‌ای به سامانه هوشمند زمانی شکل می‌گیرد که خروجی آن قابل فهم، قابل آزمون، قابل کنترل و منطبق با محدودیت‌های واقعی بازار باشد.

محدودیت‌ها :این پژوهش با وجود ارائه چارچوبی جامع برای طراحی مدل تصمیم‌یار سرمایه‌گذاری، دارای چند محدودیت است. نخست، داده‌ها بر اساس مصاحبه با ۲۲ نفر از خبرگان فعال در تهران گردآوری شد؛ بنابراین، تعمیم نتایج به سایر بازارها، شهرها یا کشورها باید با

احتیاط انجام گیرد. دوم، پژوهش ماهیت کیفی داشت و مدل پیشنهادی در این مرحله به‌صورت تجربی و کمی آزمون نشد. سوم، یافته‌ها بر ادراک، تجربه و قضاوت حرفه‌ای مشارکت‌کنندگان استوار بود و ممکن است تحت تأثیر زمینه نهادی، تجربه‌های شخصی و شرایط خاص بازار سرمایه ایران قرار گرفته باشد. چهارم، به دلیل محرمانگی برخی اطلاعات حرفه‌ای، امکان دسترسی به داده‌های واقعی پرتفوی یا عملکرد الگوریتم‌های مورد استفاده نهادهای مالی وجود نداشت.

پیشنهادها برای پژوهش‌های آینده :پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های آینده، مدل مفهومی ارائه‌شده در این مطالعه با روش‌های کمی مانند مدل‌سازی معادلات ساختاری، دلفی فازی، تحلیل سلسله‌مراتبی، یا روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره اعتبارسنجی شود. همچنین می‌توان بر اساس مقوله‌های استخراج‌شده، نمونه اولیه یک سامانه تصمیم‌یار طراحی کرد و عملکرد آن را با داده‌های واقعی بازار و در دوره‌های نوسان شدید مورد آزمون پس‌نگر و آزمون پیش‌رونده قرار داد. پژوهش‌های آینده می‌توانند نقش متغیرهایی مانند اعتماد دیجیتال، سواد مالی مدیران، فرهنگ سازمانی، بلوغ داده‌ای نهادهای مالی و الزامات تنظیم‌گری را در پذیرش سامانه‌های تصمیم‌یار هوشمند بررسی کنند. همچنین مقایسه دیدگاه مدیران پرتفوی، سرمایه‌گذاران خرد، نهادهای ناظر و توسعه‌دهندگان فناوری مالی می‌تواند درک جامع‌تری از چالش‌های پیاده‌سازی ایجاد کند.

پیشنهادها برای عمل :نهادهای مالی، شرکت‌های سبدگردان و صندوق‌های سرمایه‌گذاری می‌توانند بر اساس یافته‌های این پژوهش، طراحی سامانه‌های هوشمند مدیریت پرتفوی را از سطح ابزارهای پراکنده تحلیلی به سطح تصمیم‌یار یکپارچه ارتقا دهند. برای این منظور، لازم است ابتدا زیرساخت داده‌ای قابل اتکا ایجاد شود و سپس مدل‌های پیش‌بینی، بهینه‌سازی، کنترل ریسک و توضیح‌پذیری در یک معماری واحد قرار گیرند. همچنین پیشنهاد می‌شود کمیته‌های سرمایه‌گذاری، قواعد مشخصی برای استفاده از خروجی الگوریتم، شرایط مداخله انسانی، حدود مجاز ریسک و سازوکار ثبت تصمیم‌ها تدوین کنند. آموزش مدیران سرمایه‌گذاری در زمینه تفسیر خروجی‌های هوش مصنوعی، ریسک بیش‌برازش، محدودیت‌های مدل و اصول حاکمیت داده نیز برای استفاده مسئولانه و اثربخش از تصمیم‌یارهای هوشمند ضروری است.

نتیجه‌گیری

این پژوهش با هدف ارائه مدل تصمیم‌یار سرمایه‌گذاری مبتنی بر هوش مصنوعی برای مدیریت پرتفوی در شرایط نوسان شدید بازار انجام شد. نتایج نشان داد که چنین مدلی باید بر پنج مؤلفه اصلی استوار باشد: یکپارچه‌سازی داده‌های چندمنبعی و تشخیص رژیم بازار، پیش‌بینی هوشمند ریسک و بازده، بهینه‌سازی تطبیقی پرتفوی و کنترل ریسک دنباله‌ای، توضیح‌پذیری و نظارت انسانی، و حاکمیت داده و کنترل خطای الگوریتمی. بر اساس یافته‌ها، تصمیم‌یار هوشمند زمانی می‌تواند در بازارهای پرنوسان ارزش‌آفرین باشد که صرفاً ابزار پیش‌بینی قیمت نباشد، بلکه بتواند شرایط بازار را تفسیر کند، سناریوهای ریسک را نمایش دهد، پیشنهادهای اجرایی ارائه کند، منطق تصمیم خود را توضیح دهد و در چارچوب سیاست‌های حرفه‌ای و نظارتی قابل کنترل باشد. بنابراین، مدل پیشنهادی می‌تواند به‌عنوان چارچوبی کاربردی برای طراحی سامانه‌های هوشمند مدیریت پرتفوی در شرکت‌های سرمایه‌گذاری، صندوق‌ها، سبدگردان‌ها و سایر نهادهای مالی مورد استفاده قرار گیرد.

تشکر و قدردانی

از تمامی کسانی که در انجام این پژوهش ما را همراهی کردند تشکر و قدردانی به عمل می‌آید.

موازین اخلاقی

در این پژوهش اصول اخلاقی مرتبط با نشر و انجام پژوهش رعایت گردیده است.

مشارکت نویسندگان

تمامی نویسندگان نقش یکسانی ایفا کردند.

تعارض منافع

بر اساس اظهار نویسندگان، در این مقاله هیچ‌گونه تضاد منافعی وجود ندارد.

فهرست منابع

Ang, A. (2014). *Asset management: A systematic approach to factor investing*. Oxford University Press.

Arner, D. W., Barberis, J., & Buckley, R. P. (2017). FinTech, RegTech, and the reconceptualization of financial regulation. *Northwestern Journal of International Law & Business, 37*(3), 371–414.

Bertsimas, D., & Kallus, N. (2020). From predictive to prescriptive analytics. *Management Science, 66*(3), 1025–1044. https://doi.org/10.1287/mnsc.2018.3253

Black, F., & Litterman, R. (1992). Global portfolio optimization. *Financial Analysts Journal, 48*(5), 28–43. https://doi.org/10.2469/faj.v48.n5.28

Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics, 31*(3), 307–327. https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1

Braun, V., & Clarke, V. (2006). Using thematic analysis in psychology. *Qualitative Research in Psychology, 3*(2), 77–101. https://doi.org/10.1191/1478088706qp063oa

Creswell, J. W., & Poth, C. N. (2018). *Qualitative inquiry and research design: Choosing among five approaches* (4th ed.). Sage.

Doshi-Velez, F., & Kim, B. (2017). Towards a rigorous science of interpretable machine learning. *arXiv*. https://arxiv.org/abs/1702.08608

Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of variance of United Kingdom inflation. *Econometrica, 50*(4), 987–1007. https://doi.org/10.2307/1912773

Fischer, T., & Krauss, C. (2018). Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions. *European Journal of Operational Research, 270*(2), 654–669. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.11.054

Gu, S., Kelly, B., & Xiu, D. (2020). Empirical asset pricing via machine learning. *The Review of Financial Studies, 33*(5), 2223–2273. https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa009

Guest, G., Bunce, A., & Johnson, L. (2006). How many interviews are enough? An experiment with data saturation and variability. *Field Methods, 18*(1), 59–82. https://doi.org/10.1177/1525822X05279903

Heaton, J. B., Polson, N. G., & Witte, J. H. (2017). Deep learning for finance: Deep portfolios. *Applied Stochastic Models in Business and Industry, 33*(1), 3–12. https://doi.org/10.1002/asmb.2209

Jiang, Z., Xu, D., & Liang, J. (2017). A deep reinforcement learning framework for the financial portfolio management problem. *arXiv*. https://arxiv.org/abs/1706.10059

Jorion, P. (2007). *Value at risk: The new benchmark for managing financial risk* (3rd ed.). McGraw-Hill.

Kritzman, M., & Li, Y. (2010). Skulls, financial turbulence, and risk management. *Financial Analysts Journal, 66*(5), 30–41. https://doi.org/10.2469/faj.v66.n5.3

Lincoln, Y. S., & Guba, E. G. (1985). *Naturalistic inquiry*. Sage.

López de Prado, M. (2018). *Advances in financial machine learning*. Wiley.

Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The Journal of Finance,* 7(1), 77–91. https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1952.tb01525.x

Molnar, C. (2022). *Interpretable machine learning: A guide for making black box models explainable* (2nd ed.). https://christophm.github.io/interpretable-ml-book/

Rockafellar, R. T., & Uryasev, S. (2000). Optimization of conditional value-at-risk. *The Journal of Risk, 2*(3), 21–41. https://doi.org/10.21314/JOR.2000.038

Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *The Journal of Finance, 19*(3), 425–442. https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1964.tb02865.x