Budget and Finance Strategic Research

Advanced Portfolio Optimization Using Financial AI Tools and Credibility-Based Risk Metrics: A Case Study on the Dow Jones Index

Javad Pourkarimi [1]| Fatemeh Gholami [2] | Fatemeh Nasrollahi nia [3]

1. Corresponding Author: Associate Professor, University of Tehran; Department of Educational Management and Planning, Faculty of Psychology and Educational Sciences; Tehran; Iran. Email: jpkarimi@ut.ac.ir
2. Master's student in Human Resources Education and Development, University of Tehran; Department of Educational Management and Planning, Faculty of Psychology and Educational Sciences; Tehran; Iran
3. Assistant Professor, University of Tehran; Department of Educational Management and Planning, Faculty of Psychology and Educational Sciences; Tehran; Iran.

Volume info

Vol. 6
Series: 24
Winter 2026
P.P: 31-59

Article Type

Research Paper

Article History

Received:
2025-01-31
Revised:
2025-09-07
Accepted:
2025-09-07
Published:
2025-12-18

ISSN – E-ISSN

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

Abstract

Quarterly reports Quarterly financial reports are among the most accurate and vauuabee oouccces for assesnnng a companyss performance and aaaaggg cc dcccdion. In this paper, we propose a novel investment strategy model that uses these reports to improve long-term investment decisions. The core of our approach lies in the integration of artificial intelligence and advanced financial analytics. Specifically, we use NotebookLM, an artificial intelligence-based tool capable of parsing and extracting key insights from unstructured financial texts, and the FinBERT model, a sentiment analysis model tailored to finance, to assess market eeniiment and hhe oone of a companyss dccoouuee.. We use the value-at-risk(VaR) measure to calculate the risk of the proposed model, which assesses and quantifies potential financial losses. Recognizing the limitations of traditional quantitative modelsespecially in volatile or ambiguous market conditions we have used fuzzy number theory in the context of credibility theory. This allows the model to handle imprecision and ambiguity more effectively and reflect the inherent uncertainties of financial markets. To evaluate the practical applicability of our model, we conduct empirical tests using real financial data from companies listed in the Dow Jones Industrial Average (DJIA). The results show that our approach not only improves the accuracy of risk assessment but also enhances portfolio performance compared to conventional models. By integrating sentiment analysis, fuzzy logic, and financial risk metrics, our framework provides a more comprehensive view of corporate risk and long-term value. Ultimately, the proposed model contributes to more informed, flexible, and sustainable investment decisions.

Keywords: Investment, Portfolio optimization, FinBERT model, NotebookLM,Value at risk,Fuzzy set theory, and Credibility theory

Cite this article: pourkarimi, J., Gholami, F., & Nasrollahi nia, F. (2025). Generation Z Human Resources Leaders Competencies: A Meta-Synthesis Study. *Journal of Research in Human Resources Management, 17*(3), -.

DOR 20.1001.1.20084528.1404.17.3.1.7

OPEN ACCESS

CC BY NC

Publisher: Imam Hossein University.

© The Author(s).

پژوهش‌های راهبردی بودجه و مالیه

بهینه‌سازی پیشرفته سبد سهام با استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی مالی و معیارهای ریسک مبتنی بر اعتبار: مطالعه موردی روی شاخص داو جونز

اسماعیل طاهری پور [۱] | سید جعفر سجادی [۲] | بابک امیری [۳]

۱. نویسنده مسئول: دانشیار دانشگاه تهران؛ گروه مدیریت و برنامه ریزی آموزشی دانشکده روان شناسی و علوم تربیتی؛ تهران؛ ایران. jpkarimi@ut.ac.ir

۲. دانشجوی کارشناسی ارشد آموزش و بهسازی منابع انسانی دانشگاه تهران. ؛ گروه مدیریت و برنامه ریزی آموزشی دانشکده روان شناسی و علوم تربیتی؛ تهران؛ ایران.

۳. استادیار دانشگاه تهران؛ گروه مدیریت و برنامه ریزی آموزشی دانشکده روان شناسی و علوم تربیتی؛ تهران؛ ایران.

سال و شماره

سال ۶ ، پیاپی: ۲۴
زمستان ۱۴۰۴
صص: ۵۹-۳۱

نوع مقاله

مقاله پژوهشی

سابقه مقاله

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۱/۱۲
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۶/۱۶
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۶/۱۶
تاریخ انتشار: ۱۴۰۴/۰۹/۲۷

شاپا چاپی و الکترونیکی

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

چکیده

گزارش‌های مالی فصلی از جمله دقیق‌ترین و ارزشمندترین منابع برای ارزیابی عملکرد و جهت‌گیری استراتژیک یک شرکت هستند. در این مقاله، ما یک مدل استراتژی سرمایه‌گذاری جدید پیشنهاد می‌کنیم که از این گزارش‌ها برای بهبود تصمیمات سرمایه‌گذاری بلندمدت استفاده می‌کند. هسته اصلی رویکرد ما در ادغام هوش مصنوعی و تجزیه و تحلیل مالی پیشرفته نهفته است. به طور خاص، ما از نوتبوک‌ال‌ام، ابزاری مبتنی بر هوش مصنوعی که قادر به تجزیه و استخراج بینش‌های کلیدی از متون مالی بدون ساختار است، و مدل فینبرت، یک مدل تحلیل احساسات متناسب با امور مالی، برای ارزیابی احساسات بازار و لحن افشای اطلاعات یک شرکت استفاده می‌کنیم. ما از معیار ارزش در معرض خطر برای محاسبه ریسک مدل پیشنهادی استفاده می‌کنیم که زیان‌های مالی بالقوه را ارزیابی و کمّی می‌کند. با شناخت محدودیت‌های مدل‌های کمی سنتی به ویژه در شرایط بازار بی‌ثبات یا مبهم ما از نظریه اعداد فازی در زمینه نظریه اعتبار استفاده کرده‌ایم. این امر به مدل اجازه می‌دهد تا عدم دقت و ابهام را به طور مؤثرتری مدیریت کند و عدم قطعیت‌های ذاتی بازارهای مالی را منعکس کند. برای ارزیابی کاربرد عملی مدل خود، آزمایش‌های تجربی را با استفاده از داده‌های مالی واقعی از شرکت‌های فهرست شده در میانگین صنعتی داو جونز (DJIA) انجام می‌دهیم. نتایج نشان می‌دهد که رویکرد ما نه تنها دقت ارزیابی ریسک را بهبود می‌بخشد، بلکه عملکرد پرتفوی را نیز در مقایسه با مدل‌های مرسوم افزایش می‌دهد. با ادغام تحلیل احساسات، منطق فازی و معیارهای ریسک مالی، چارچوب ما دیدگاه جامع‌تری از ریسک شرکتی و ارزش بلندمدت ارائه می‌دهد. در نهایت، مدل پیشنهادی به تصمیمات سرمایه‌گذاری آگاهانه‌تر، انعطاف‌پذیرتر و پایدارتر کمک می‌کند.

کلیدواژه‌ها: سرمایه‌گذاری؛ بهینه‌سازی سبد سهام؛ مدل فینبرت؛نوتبوک‌ال‌ام؛ ارزش در معرض ریسک، نظریه مجموعه فازی، و تئوری اعتبار

استناد: پورکریمی, جواد, غلامی, فاطمه & ,نصراللهی نیا, فاطمه. (۱۴۰۴). شایستگی‌های رهبران منابع انسانی نسل زد: پژوهشی فراترکیب .*پژوهش‌های مدیریت منابع انسانی*.- ,(3)*17* ,

DOR 20.1001.1.20084528.1404.17.3.1.7

ناشر: دانشگاه جامع امام حسین(ع).

© نویسندگان.

OPEN ACCESS

مقدمه و بیان مسئله

سرمایه‌گذاری در بازار سهام یکی از مؤثرترین روش‌ها برای افزایش دارایی در بلندمدت به شمار می‌رود. این بازار فرصت‌هایی را فراهم می‌کند که افراد و نهادها بتوانند با خرید سهام شرکت‌های مختلف در سودآوری آن‌ها شریک شوند و از رشد اقتصادی بهره‌مند گردند (بودیه وهمکاران[1]،۲۰۱۳). برخلاف روش‌های سنتی پس‌انداز، سرمایه‌گذاری در بورس امکان کسب بازده بالاتر را فراهم می‌سازد، هرچند با ریسک‌هایی همراه است که نیازمند دانش، تحلیل و برنامه‌ریزی دقیق است. همچنین، بازار سهام به‌عنوان شاخصی از سلامت اقتصادی کشور، نقش مهمی در تخصیص بهینه منابع مالی و تأمین سرمایه برای کسب‌وکارها ایفا می‌کند. به همین دلیل، آشنایی با سازوکار این بازار و تحلیل دقیق شرکت‌ها برای تصمیم‌گیری آگاهانه، از اهمیت بالایی برخوردار است (موسوی و همکاران، ۲۰۲۴).

از منظر مدیریت به طور کلی سرمایه گذاران با دو نوع ریسک سرو کار دارند سیستماتیک و غیرسیستماتیک (سینائی وهمکاران۲۰۲۱)، بستن پرتفوی می‌تواند ابزاری برای کاهش ریسک غیرسیماتیک باشد؛ ریسکی که ناشی از عوامل خاص شرکت‌ها یا صنایع است و معمولاً از طریق تنوع‌بخشی قابل کنترل است (شهبازی و برخوردار،۲۰۲۵) . با این حال، در بازار در حال حاضر با ریسک سیستماتیک مانند رکود قابل اقتصادی، بحرانهای مالی یا نوسانات کلان که تنوعبخشی جایگزین، بستن یا تعدیل سبد یکی از راهکارهای محدودسازی با این ریسک‌های فراگیر می‌شود. علاوه بر این، در پایان دوره‌های سرمایه‌گذاری یا هنگام بازنگری در استراتژی‌های ویژگی‌های دارایی، بستن سبد به سرمایه‌گذاری کمک می‌کند تا دارایی‌ها را بر اساس برنامه‌ریزی‌های جدید تنظیم و مدیریت ساختارتری برای منابع مالی خود اعمال کند (نوراحمدی و صادقی، ۲۰۲۲).

با توجه به پیشرفت‌های اخیر صورت‌گرفته در حوزه هوش مصنوعی به‌کارگیری ابزارهای آن در سرمایه‌گذاری به‌عنوان یک تحول اساسی در حوزه مالی شناخته می‌شود که توانسته فرآیند تحلیل داده‌ها، پیش‌بینی بازار و مدیریت ریسک را به شکل چشم‌گیری بهبود بخشد (طاهری‌پور وهمکاران، ۲۰۲۵). با توجه به حجم بالای داده‌های مالی، اخبار، گزارش‌های شرکتی و تغییرات لحظه‌ای بازار، استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و مدل‌های پردازش زبان طبیعی به

1. Bodie et al.

تحلیل‌گران کمک می‌کند تا الگوهای پنهان را شناسایی کرده و تصمیم‌های دقیق‌تری اتخاذ کنند (آراچی و جنک[1]، ۲۰۲۰). هوش مصنوعی همچنین امکان اجرای استراتژی‌های معاملاتی خودکار، ارزیابی سریع احساسات بازار و بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری را فراهم می‌سازد. در نتیجه، بهره‌گیری از این فناوری نه‌تنها موجب افزایش بازدهی و کاهش ریسک می‌شود، بلکه سرعت و دقت تحلیل‌های مالی را نیز به سطحی فراتر از توان انسان ارتقا می‌دهد (کولاسانتو و همکاران[2]، ۲۰۲۲).

یکی از چالش‌های اساسی در فرآیند بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری، مواجهه با عدم‌قطعیت در بازده دارایی‌هاست؛ چرا که بازده واقعی تحت تأثیر عواملی چون نوسانات بازار، تحولات اقتصادی و شرایط سیاسی قرار دارد و پیش‌بینی دقیق آن اغلب امکان‌پذیر نیست (قنبری و همکاران، ۲۰۲۴). مدل‌های کلاسیک، که عمدتاً بر پایه فرضیات قطعی و توزیع‌های آماری مشخص طراحی شده‌اند، در برخورد با چنین شرایطی عملکردی محدود دارند و ممکن است به تصمیم‌گیری‌های غیرواقع‌گرایانه منجر شوند. در این میان، نظریه مجموعه‌های فازی به‌عنوان ابزاری کارآمد برای مدل‌سازی ابهام و عدم‌قطعیت، امکان تعریف بازده دارایی‌ها به‌صورت متغیرهای فازی و تحلیل روابط مبهم میان ریسک و بازده را فراهم می‌کند. این رویکرد، انعطاف‌پذیری بیشتری را برای مدل‌های بهینه‌سازی به ارمغان آورده و زمینه‌ساز تصمیم‌گیری‌هایی هوشمندانه‌تر در شرایط واقعی بازار می‌گردد (گوپتا و همکاران[3]، ۲۰۱۶).

در همین راستا، سنجه‌ی ارزش در معرض خطر *(VaR)* نیز به‌عنوان یکی از پرکاربردترین ابزارهای کمی برای سنجش حداکثر زیان احتمالی در یک سطح اطمینان مشخص، نقش مهمی در مدیریت ریسک ایفا می‌کند (بابازاده و اصفهانی‌پور، ۲۰۱۹). با این حال، مدل‌های سنتی *VaR* نیز به دلیل وابستگی به توزیع‌های آماری دقیق، در شرایطی که داده‌ها دچار ابهام یا اطلاعات ناقص باشند، با محدودیت‌هایی روبه‌رو هستند. از سوی دیگر، نظریه اعتبار که توسعه‌ای بر نظریه فازی محسوب می‌شود، امکان مدل‌سازی عدم‌قطعیت‌های غیرتصادفی را فراهم ساخته و از این نظر، مکملی مناسب برای چارچوب‌های تحلیل ریسک مبتنی بر *VaR* به‌شمار می‌رود. در این مقاله، با

1. Araci & Genç
2. Colasanto et al.
3. Gupta et al.

هدف ارتقاء دقت و انعطاف‌پذیری مدل‌های ارزیابی ریسک، ترکیبی از سنجه *VaR* و نظریه اعتبار ارائه می‌شود تا مدلی جامع و سازگار با شرایط نامطمئن بازارهای مالی طراحی گردد. این رویکرد ضمن حفظ قابلیت‌های تحلیلی*VaR*، از توانایی نظریه اعتبار در تبیین و مدیریت ابهام بهره می‌گیرد و افقی جدید برای تصمیم‌گیری‌های مبتنی بر ریسک در سرمایه‌گذاری فراهم می‌آورد (گوپتا و همکاران[1]، ۲۰۱۴).

در این پژوهش، مدلی نوین برای بهینه‌سازی سبد سهام در بازارهای مالی ارائه می‌شود که با هدف افزایش دقت در تحلیل ریسک و بازده، از ترکیبی از روش‌های هوش مصنوعی، تحلیل مالی و نظریه‌های پیشرفته ریاضی بهره می‌برد. در گام نخست، گزارش‌های مالی فصلی شرکت‌ها به‌عنوان یکی از مهم‌ترین منابع اطلاعاتی گردآوری شده و با استفاده از ابزار هوش مصنوعی نوتبوک‌ال‌ام، خلاصه‌سازی و تحلیل می‌شوند تا نقاط قوت، چالش‌ها و تحولات کلیدی عملکرد شرکت‌ها استخراج گردد. سپس با به‌کارگیری مدل تحلیل احساسات فینبرت، میزان خوش‌بینی یا بدبینی موجود در لحن گزارش‌ها شناسایی شده و از طریق روش *AHP* ، یک شاخص عملکردی کمی برای هر شرکت محاسبه می‌شود. در مرحله بعد، برای سنجش ریسک، از معیار *VaR* استفاده شده تا میزان زیان بالقوه در شرایط مختلف بازار ارزیابی شود. به منظور مواجهه با عدم‌قطعیت‌های موجود در بازده دارایی‌ها، مدل از نظریه مجموعه‌های فازی و تئوری اعتبار بهره می‌گیرد که امکان مدل‌سازی ابهام و عدم قطعیت غیرتصادفی را فراهم می‌سازد. در نهایت، مدل پیشنهادی بر روی داده‌های واقعی مربوط به شرکت‌های حاضر در شاخص داوجونز اجرا شده و عملکرد آن از منظر دقت پیش‌بینی، مدیریت ریسک و کارایی پرتفوی مورد ارزیابی قرار گرفته است. این رویکرد تلفیقی، گامی مؤثر در جهت تصمیم‌گیری‌های هوشمندانه‌تر و دقیق‌تر در حوزه سرمایه‌گذاری بلندمدت به شمار می‌رود.

در بخش دوم، پیشینه نظری و مطالعات مرتبط با موضوع پژوهش مورد بررسی قرار می‌گیرد. بخش سوم به معرفی روش‌شناسی پژوهش اختصاص دارد و ساختار کلی تحقیق را تشریح می‌کند. در ادامه و در بخش چهارم، فرمول‌بندی و توسعه مدل ریاضی پژوهش ارائه می‌شود. سپس در بخش پنجم، نتایج عددی حاصل از مدل مورد تحلیل قرار می‌گیرد و تفسیر یافته‌ها به‌تفصیل بیان

1. Gupta et al.

می‌شود. در نهایت، بخش ششم به جمع‌بندی پژوهش اختصاص دارد و پیشنهادهایی برای مطالعات آینده در این حوزه ارائه می‌گردد.

پیشینه پژوهش

این بخش از دو قسمت تشکیل شده است اول مبانی نظری تحقیق و دوم مرور ادبیات انجام شده در این حوزه در سالهای اخیر که در ادامه به آنها میپردازیم.

مبانی نظری

بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری به‌عنوان یکی از مسائل کلیدی در مالی مدرن، بر اساس نظریه مارکویتز (۱۹۵۲) بنیان نهاده شد. این نظریه بر مبنای موازنه بین ریسک و بازده شکل گرفته و بعدها با توسعه ابزارهای کمی و روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره گسترش یافته است. از سوی دیگر، در دهه‌های اخیر رویکردهای نوین مدیریت ریسک مانند مدل ارزش در معرض خطر (VaR)به‌عنوان یکی از پرکاربردترین معیارهای سنجش ریسک مطرح گردیده است. این رویکرد به سرمایه‌گذاران امکان می‌دهد زیان‌های بالقوه را در سطوح اطمینان مشخص ارزیابی کنند.

با وجود این، محدودیت‌های مدل‌های کلاسیک در مواجهه با داده‌های مبهم و نامطمئن، پژوهشگران را به سوی استفاده از نظریه مجموعه‌های فازی و به‌ویژه تئوری اعتبار[1]سوق داده است. نظریه اعتبار با ترکیب مفاهیم امکان و ضرورت در فضای فازی، ابزاری برای تحلیل شرایط نامطمئن فراهم می‌کند و دقت مدل‌های ارزیابی ریسک را ارتقا می‌دهد(لیو[2]،۲۰۰۴).

در سال‌های اخیر، تلفیق ابزارهای هوش مصنوعی و پردازش زبان طبیعی مانند مدل فینبرت با چارچوب‌های کمی مالی، افق‌های تازه‌ای برای تحلیل متون مالی و بهینه‌سازی پرتفوی گشوده است. این رویکرد ترکیبی به پژوهشگران امکان می‌دهد علاوه بر متغیرهای عددی سنتی، شاخص‌های کیفی مانند احساسات بازار و چشم‌انداز شرکت‌ها را نیز در مدل تصمیم‌گیری لحاظ کنند.

1. Credibility Theory
2. Liu

بنابراین، چارچوب نظری این پژوهش بر سه ستون اصلی استوار است: (۱) نظریه کلاسیک بهینه‌سازی پرتفوی و مدیریت ریسک، (۲) توسعه رویکردهای فازی و اعتباری برای مواجهه با عدم‌قطعیت، و (۳) به‌کارگیری ابزارهای هوش مصنوعی برای استخراج بینش‌های کیفی از متون مالی. این چارچوب، مبنای طراحی مدل پیشنهادی تحقیق حاضر را شکل داده است.

مرور ادبیات

در ادامه به بررسی مطالعات انجام شده در سالهای اخیر در حوزه بهینه‌سازی سبد سهام با در نظر گرفتن مباحث آنالیز احساسات متون مالی، نظریه مجموعه فازی و تئوری اعتبار میپردازیم.

کار آراچی و جنک[1] (۲۰۲۰) در حوزه آنالیز احساسات متون مالی یک گامی رو به جلو بود مدل پیشنهادی انها در سالهای اخیر بسیار مورد توجه بوده است. به عنوان مثال: در یکی از مطالعات لئوو و همکاران[2] (۲۰۲۱)، یک رویکرد ترکیبی ارائه شده است که تکنیک‌های سنتی بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری را با تحلیل احساسات توییتر، با استفاده از مدل فینبرت، تلفیق می‌کند تا عملکرد سبد را بهبود بخشد. در این پژوهش، دو مدل نوآورانه با عنوان‌های SAW و SMPT توسعه یافته‌اند که نشان می‌دهند ترکیب بینش‌های حاصل از تحلیل احساسات با روش‌های کلاسیک می‌تواند به تدوین استراتژی‌های سرمایه‌گذاری قوی‌تر و مؤثرتری منجر شود. شن و ژانگ[3](۲۰۲۴) تحلیل احساسات مالی با بهره‌گیری از مدل‌های زبانی بزرگ و مدل فینبرت مورد بررسی قرار گرفته است تا احساسات موجود در اخبار و گزارش‌های مالی ارزیابی شود. این مطالعه نشان می‌دهد که استفاده از ترکیب این دو ابزار می‌تواند به درک دقیق‌تری از فضای ذهنی بازار و واکنش‌های سرمایه‌گذاران نسبت به اطلاعات مالی منجر شود. در کار کولاسانتو و همکاران[4](۲۰۲۲) بهبود مدل بلک-لترمن از طریق تلفیق تحلیل احساسات مورد بررسی قرار گرفته است. در این پژوهش، از امتیازهای احساسی استخراج‌شده توسط یک مدل پردازش زبان طبیعی *(NLP)* برای پیش‌بینی قیمت‌های آتی سهام استفاده شده و اطلاعات بازار به‌منظور افزایش دقت مدل به کار گرفته شده است. این رویکرد منجر به ارائه چارچوبی داده‌محورتر برای بهینه‌سازی

1. Araci & Genç
2. Leow et al.
3. Shen & Zhang
4. Colasanto et al.

سبد سرمایه‌گذاری شده است. در یک مطالعه جان گو وهمکاران[1](۲۰۲۴) ، برای پیش‌بینی قیمت سهام از شبکه‌های یادگیری عمیق بر پایه تاریخچه قیمتی و اخبار مالی و اقتصادی استفاده کردند. در کار انها با اعمال وزن‌دهی به دسته‌بندی اخبار، دقت پیش‌بینی بهبود یافته است. مدل فینبرت برای تحلیل احساسات متون مالی به‌کار رفته و سپس با معماری LSTM ترکیب شده تا مدل پیشرفته FinBERT-LSTM ارائه شود.

نظریه مجموعه فازی در ابتدا توسط زاده(۱۹۶۵) معرفی شد و در ادامه در حوزه های مختلف برای برنامه‌ریزی عدم قطعیت مورد استفاده قرار گرفت. برای نمونه در یکی از این مطالعات،باتاچاریا و همکاران[2](۲۰۱۴) مدل‌هایی برای انتخاب سبد سرمایه‌گذاری فازی ارائه کردند که با هدف بیشینه‌سازی میانگین و چولگی، و هم‌زمان کمینه‌سازی واریانس و آنتروپی متقاطع پرتفوی طراحی شده‌اند. با توجه به اینکه بازده دارایی‌ها معمولاً دارای توزیع نامتقارن هستند، علاوه بر معیارهای متداول مانند میانگین و واریانس، چولگی به‌عنوان سومین ضریب مرکزی نیز در نظر گرفته شده تا امکان دستیابی به بازده‌های بالاتر فراهم شود. همچنین، از آنتروپی متقاطع به‌منظور سنجش میزان تمایز بازده‌ها نسبت به سطح بازده رضایت‌بخش استفاده شده است. با توجه به ماهیت نامطمئن بازده‌ها، در این مدل‌ها، بازده سهام به‌صورت اعداد فازی مثلثی مدل‌سازی شده‌اند. لی و همکاران[3](۲۰۱۳) مسئله انتخاب سبد سرمایه‌گذاری چندهدفه با بازده‌های تصادفی–فازی برای سرمایه‌گذاران مورد بررسی قرار دادند. در مدل انها، سه معیار اصلی شامل بازده، ریسک و نقدشوندگی به‌طور هم‌زمان لحاظ شده‌اند. همچنین، داده‌های تاریخی اوراق بهادار، نظرات کارشناسان و قضاوت‌های ذهنی، به‌همراه تفاوت نگرش‌های سرمایه‌گذاران در فرآیند انتخاب سبد در نظر گرفته شده‌اند؛ به‌طوری‌که ترجیحات فردی سرمایه‌گذار از طریق یک پارامتر خوش‌بینانه–بدبینانه به نام λ در مدل بازتاب می‌یابد. لیو و ژانگ[4](۲۰۱۵) , مسئله بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری فازی در چند دوره زمانی با در نظر گرفتن حداقل حجم معاملات بررسی کردند. با تکیه بر نظریه امکان، یک مدل انتخاب پرتفوی بر پایه معیار میانگین–نیم‌واریانس ارائه شده که هدف آن بیشینه‌سازی ثروت نهایی و کمینه‌سازی ریسک تجمعی در کل افق

1. Jun Gu et al.
2. Bhattacharyya et al.
3. Li & Xu
4. Liu & Zhang

سرمایه‌گذاری است. در مدل انها، عواملی نظیر بازده، ریسک، هزینه‌های معامله، درجه تنوع، محدودیت تعداد دارایی‌ها و حداقل حجم معاملات به‌طور هم‌زمان در فرآیند بهینه‌سازی لحاظ شده‌اند. لیو وهمکاران[1] (۲۰۱۲) مسئله انتخاب سبد سرمایه‌گذاری چنددوره‌ای در محیط فازی با در نظر گرفتن برخی یا تمام معیارهای کلیدی از جمله بازده، هزینه‌های معاملاتی، ریسک و چولگی پرتفوی مورد بررسی قرار دادند. در پژوهش آنها، دو مدل بهینه‌سازی پرتفوی با استفاده از نظریه امکان و بر پایه معیارهای چندگانه برای مسئله پایه‌ای انتخاب پرتفوی در چند دوره زمانی ارائه شده است. بوناچیچ و همکاران[2] (۲۰۲۴) مدل‌هایی برای ساخت سبدهای سرمایه‌گذاری کارا با استفاده از پارامترهای فازی همچون آنتروپی، بازده، واریانس و توابع عضویت آنتروپی در قالب مدل‌های بهینه‌سازی چندمعیاره ارائه کردند. رویکرد پیشنهادی با بهره‌گیری از مفاهیم بهینه‌سازی چندهدفه و آنتروپی شانون، به مسئله تنوع‌بخشی سبد پاسخ می‌دهد. همچنین استفاده از نسخه‌های فازی و آنتروپی فازی، امکان مدل‌سازی بهتر ابهام موجود در اطلاعات را با توجه به محدودیت‌های زمانی سرمایه‌گذاران فراهم می‌سازد.

تئوری اعتبار ابتدا توسط لیو[3] (۲۰۰۴) ارائه شد و بعدها توسط خود او در (۲۰۰۷) توسعه داده شد. در یک مطالعه محبی و نجفی(۲۰۱۸) مدلی فازی برای بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری چنددوره‌ای ارائه داده‌اند که با ترکیب نظریه اعتبار و تحلیل درخت سناریو، عدم‌قطعیت بازار را مدیریت می‌کند. این مدل با در نظر گرفتن هزینه‌های معاملاتی، سرمایه‌گذاری بدون ریسک و محدودیت‌های واقعی مانند تعداد دارایی‌ها، آستانه، طبقه‌بندی و نقدشوندگی، از رویکرد دوهدفه VaR استفاده کرده و با روش برنامه‌ریزی پویای تعاملی حل شده است. مهلاوات و همکاران[4] (۲۰۲۱) مدلی چندهدفه برای بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری ارائه کردند که با استفاده از اعداد فازی منسجم و نظریه اعتبار، نگرش سرمایه‌گذاران (خوش‌بین، بدبین یا خنثی) را در تصمیم‌گیری لحاظ می‌کند. در مدل پیشنهادی آنها، واریانس با میانگین انحراف نیمه‌مطلق جایگزین شده و چولگی نیز برای درک بهتر عدم تقارن بازده‌ها به کار رفته است. حل مدل با الگوریتم ژنتیک انجام شده و کارایی آن با مثال‌های عددی نشان داده شده است. گوپتا و

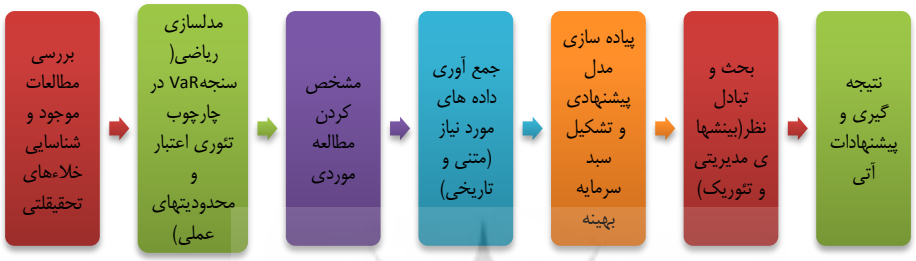
1. Liu et al.
2. Bonacic et al.
3. Liu
4. Mehlawat et al.

همکاران[1] (۲۰۲۱) مدلی چنددوره‌ای برای بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری در محیط اعتباری ارائه کردند که با استفاده از اعداد فازی منسجم و معیارهای ریسک مانند *CVaR* و میانگین انحراف نیمه‌مطلق، انعطاف‌پذیری بیشتری در تعیین ریسک فراهم می‌کند. مدل شامل محدودیت‌های واقعی مانند تعداد دارایی‌ها، چولگی و هزینه معامله است و با داده‌های واقعی از بورس هند و آمریکا اعتبارسنجی شده است. قنبری و همکاران (۲۰۲۴) مدلی نوین برای بهینه‌سازی سبد رمزارزها بر پایه *CVaR* اعتباری ارائه کردند. با استفاده از نظریه اعتبار و متغیرهای فازی ذوزنقه‌ای، عدم‌قطعیت و نوسانات شدید بازار رمزارزها بهتر مدل‌سازی شده و *CVaR* به‌عنوان سنجه ریسک برای کنترل زیان‌های شدید به کار رفته است. در یک مطالعه توسط قنبری و همکاران(۲۰۲۵) نظریه اعتبار با *CVaR* برای مدیریت ریسک و عدم‌قطعیت ترکیب شده است. با این‌حال، به دلیل نادیده‌گرفتن مرحله انتخاب اولیه دارایی‌های باکیفیت در مدل‌های سنتی، یک چارچوب پیش‌انتخاب نوین مبتنی بر روش‌های تصمیم‌گیری چندشاخصه *(MADM)* نیز معرفی شده است.

علیرغم پیشرفت‌های قابل توجه در حوزه بهینه‌سازی سبد سهام در سال‌های اخیر، همچنان امکان بهبود مدل‌های موجود و ارائه ابزارهای دقیق‌تر برای تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران وجود دارد. با توجه به رشد سریع فناوری هوش مصنوعی، فرصت مناسبی فراهم شده است تا از این ابزارهای پیشرفته برای تحلیل داده‌های مالی و پیش‌بینی روند بازار بهره گرفته شود. در حالی‌که در اغلب پژوهش‌های پیشین تمرکز اصلی بر پیش‌بینی قیمت سهام یا تحلیل محتوای اخبار منتشرشده در وب‌سایت‌ها و شبکه‌های اجتماعی بوده است، کاربرد هوش مصنوعی در تحلیل گزارش‌های مالی فصلی شرکت‌ها کمتر مورد توجه قرار گرفته است. در این مقاله، با استفاده از ابزار نوتبوک-الام و مدل تحلیل احساسات فینبرت، اطلاعات کلیدی عملکرد مالی و عملیاتی شرکت‌ها از گزارش‌های فصلی استخراج شده و یک امتیاز عملکردی کمّی برای هر شرکت محاسبه می‌شود. این امتیاز در قالب چارچوب نظریه مجموعه‌های فازی و تئوری اعتبار، در مدل پیشنهادی ما برای بهینه‌سازی سبد سهام مورد استفاده قرار می‌گیرد. هدف این مدل، کمک به تصمیم‌گیری دقیق‌تر در شرایط عدم‌قطعیت و ارائه رویکردی واقع‌گرایانه‌تر در مدیریت ریسک سرمایه‌گذاری است. در نهایت، مدل پیشنهادی با داده‌های واقعی شرکت‌های عضو شاخص داوجونز آزموده شده و

1. Gupta et al.

کارایی آن از منظر بهینه‌سازی و ارزیابی ریسک بررسی و تحلیل شده است. این پژوهش تلاشی است برای پر کردن خلأ موجود در ترکیب تحلیل گزارش‌های مالی و ابزارهای هوش مصنوعی در چارچوب تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاری. شکل ۱ مراحل انجام پژوهش حاضر نشان داده شده است.



شکل ۱. مراحل انجام تحقیق

روش‌شناسی پژوهش

پژوهش حاضر از نظر هدف، کاربردی و از حیث ماهیت، در زمره‌ی مطالعات کمی و داده‌محور قرار می‌گیرد. رویکرد تحقیق مبتنی بر طراحی و آزمون یک مدل بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری است که با ترکیب داده‌های عددی و متنی، تصویری جامع از ریسک و بازده ارائه می‌دهد.

نوع داده‌ها و منابع گردآوری: برای تحقق اهداف تحقیق، دو دسته داده اصلی مورد استفاده قرار گرفته است:

داده‌های عددی :شامل قیمت‌های تاریخی سهام ۳۰ شرکت عضو شاخص داوجونز در بازه‌ی زمانی ۲۰۲۱ تا ۲۰۲۴. این داده‌ها برای محاسبه بازده مورد انتظار و برآورد ریسک دارایی‌ها به کار گرفته شده‌اند.

داده‌های متنی :شامل گزارش‌های مالی فصلی شرکت‌ها در سه‌ماهه نخست سال ۲۰۲۴. این داده‌ها پس از گردآوری، توسط ابزار هوش مصنوعی نوتبوک‌ال‌ام خلاصه‌سازی و سپس با مدل پردازش زبان طبیعی فینبرت تحلیل احساسات شدند. خروجی این مرحله به‌صورت یک شاخص عملکردی کیفی کمی‌سازی گردید.

چارچوب تحلیلی پژوهش: مدل پیشنهادی بر اساس ترکیب سه بُعد کلیدی طراحی شده است: بازده، ریسک، و چشم‌انداز عملکرد شرکت‌ها. برای سنجش ریسک، معیار ارزش در معرض خطر (VaR) در چارچوب نظریه اعتبار به‌کار رفته است تا اثر عدم‌قطعیت در داده‌ها نیز لحاظ گردد. برای بازده، میانگین بازده تاریخی دارایی‌ها مورد استفاده قرار گرفت. همچنین شاخص عملکردی شرکت‌ها از داده‌های متنی استخراج و به‌عنوان یک متغیر تصمیم‌گیری وارد مدل شد.

مدل‌سازی و حل: مدل بهینه‌سازی در محیط ریاضی با در نظر گرفتن محدودیت‌های واقعی شامل بودجه کل سرمایه، تعداد دارایی‌های انتخابی (کاردینالیتی)، حداقل و حداکثر سرمایه‌گذاری مجاز بر هر دارایی، و شرط غیرمنفی بودن وزن‌ها (منع فروش استقراضی) تدوین شد. سپس با استفاده از داده‌های گردآوری‌شده، مدل تحت چند سناریوی متفاوت وزنی (تأکید بر ریسک، بازده یا عملکرد شرکت‌ها) اجرا و نتایج مقایسه گردید.

رویکرد کلی تحقیق: از آن‌جا که پژوهش بر داده‌های واقعی و قابل‌اندازه‌گیری متکی است، ماهیتی تجربی-کاربردی دارد. همچنین به دلیل اتکای تحلیل‌ها بر داده‌های تاریخی و در عین حال بهره‌گیری از نتایج برای تصمیم‌گیری‌های آتی سرمایه‌گذاران، تحقیق حاضر دارای ویژگی‌های همزمان گذشته‌نگر و آینده‌نگر است.

مدل ریاضی پژوهش

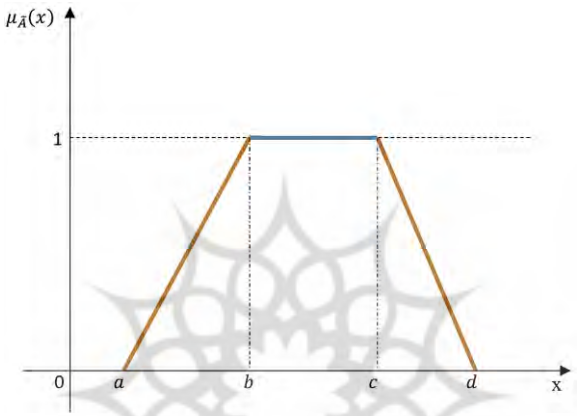
در این بخش به مدل ریاضی پیشنهادی پرداخته شده است و شامل دو زیربخش میباشد: تعاریف و پیشنیازهاو ارائه مدل نهایی که هرکدام به صورت مفصل شرح داده خواهد شد.

تعاریف و پیشنیازها

نظریه مجموعه فازی

نظریه مجموعه‌های فازی برای ارزیابی تدریجی و انعطاف‌پذیر میزان عضویت یک عنصر در یک مجموعه طراحی شده است، برخلاف نظریه کلاسیک که به‌صورت صفر و یک (عضویت یا عدم عضویت) عمل می‌کند. در مجموعه‌های فازی، عضویت به‌صورت جزئی و با استفاده از تابع عضویت $\mu_A(x)$تعریف می‌شود که به هر عنصر عددی بین ۰ تا ۱ اختصاص می‌دهد؛ عدد ۰

نشان‌دهنده عدم عضویت و عدد ۱ بیانگر عضویت کامل است، در حالی‌که مقادیر بینابین، عدم قطعیت و ابهام را در شرایط واقعی بهتر نشان می‌دهند. طبق تعریف لطفی‌زاده(۱۹۶۵)عدد فازی $\tilde{A}$ زمانی ذوزنقه‌ای نامیده می‌شود که تابع عضویت آن دارای یک بازه اصلی $[b,c]$ و دو عرض در سمت چپ (a) و راست (d) باشد. شکل ۲ نمای کلی تابع عضویت یک عدد فازی ذوزنقه‌ای را نشان می‌دهد.



شکل ۲. تابع عضویت عدد فازی ذوزنقه‌ای

و تابع عضویت به صورت ریاضیاتی برای یک عدد فازی ذوزنقه‌ای $\tilde{A}$ به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$\mu_{\tilde{A}}(x)=\begin{cases}0 & ,x\in(-\infty,a)\\ \frac{x-a}{b-a} & ,\ x\in[a,b]\\ 1 & ,x\in[b,c]\\ \frac{d-x}{d-c} & ,x\in[c,d]\\ 0 & ,x\in(d,+\infty)\end{cases} \quad (۱)$$

تئوری اعتبار

نظریه اعتبار[1] توسط لیو در سال ۲۰۰۴ به‌عنوان چارچوبی ریاضی برای تحلیل پدیده‌های همراه با ابهام و عدم قطعیت ارائه شد. این نظریه به بخش مهمی از ریاضیات فازی، به‌ویژه در برنامه‌ریزی اعتبار فازی، تبدیل شده است. این روش به تصمیم‌گیرندگان کمک می‌کند تا میزان اطمینان در برآورده شدن اهداف یا محدودیت‌ها را در شرایط نامطمئن ارزیابی کنند. مفهوم

1 .Credibility Theory

کلیدی آن "اندازه اعتبار" است که احتمال وقوع رویدادها را در زمینه فازی با داده‌های ناقص بررسی می‌کند. این نظریه ابزار مهمی در تحقیقات نظری و کاربردی برای مدل‌سازی پدیده‌های فازی محسوب می‌شود. و به صورت ریاضیاتی طبق (لیو[1]،۲۰۰۴) به شکل زیر تعریف میشود.

$$Cr\{\varsigma \in A\} = \frac{1}{2}(\pi\{\varsigma \in A\} + \mathrm{N}\{\varsigma \in A\}) \quad (۲)$$

در اینجا، $\boldsymbol{Pos}\{\boldsymbol{\varsigma} \in \boldsymbol{A}\}$ میزان امکان وقوع رویداد $\{\boldsymbol{\varsigma} \in \boldsymbol{A}\}$را نشان می‌دهد و درجه دست‌یابی‌پذیری یا تحقق‌پذیری آن را در چارچوب فازی بیان می‌کند. در مقابل، $\boldsymbol{Nes}\{\boldsymbol{\varsigma} \in \boldsymbol{A}\}$نشان‌دهنده میزان ضرورت همان رویداد است که درجه قطعیت یا اجتناب‌ناپذیری آن را در شرایط موجود مشخص می‌سازد. و به صورت زیر در چارچوب ریاضیاتی بیان میشود.

$$\pi\{\varsigma \in A\} = \sup \mu(x)_{x \in A} \quad (۳)$$

$$\mathrm{N}\{\varsigma \in A\} = 1 - \sup \mu(x)_{x \in A^c} \quad (۴)$$

با در نظر گرفتن روابط (۳) و (۴) معیار اعتبار نیز می‌تواند به صورت زیر تعریف شود:

$$Cr\{\varsigma \in A\} = \frac{1}{2}(\sup \mu(x)_{x \in A} + 1 - \sup \mu(x)_{x \in A^c}) \quad (۵)$$

این معادله نشان می‌دهد که چگونه معیار اعتبار با ترکیب مؤثر دو مفهوم امکان (π) و ضرورت (() رویداد $\{\boldsymbol{\varsigma} \in \boldsymbol{A}\}$، ارزیابی دقیقی از احتمال آن در فضای فازی ارائه می‌دهد. این ترکیب دیدگاهی متعادل و دقیق نسبت به امکان‌پذیری و قطعیت رویداد در شرایط نامطمئن فراهم می‌کند. برای تحلیل یک رویداد فازی خاص مانند $\{\boldsymbol{\varsigma} \leq \boldsymbol{r}\}$معیار اعتبار به شکل خاصی بیان می‌شود:

$$Cr\{\varsigma \leq r\} = \frac{1}{2}(\sup \mu(x)_{x \leq r} + 1 - \sup \mu(x)_{x > r}) \quad (٦)$$

1. Liu

معادله بالا ابزاری برای سنجش میزان اعتبار این است که یک متغیر فازی ς مقداری کمتر یا مساوی یک عدد حقیقی مشخص r بگیرد. این معادله بیشینه مقدار تابع عضویت در بازه $(-\infty, r]$و مقدار مکمل عضویت در بازه $(r, +\infty)$ را در نظر می‌گیرد. با ترکیب این دو، دیدگاهی متعادل از احتمال وقوع رویداد در چارچوب فازی ارائه می‌شود. مقدار مورد انتظار متغیر فازی ς نیز یکی از مفاهیم کلیدی در نظریه اعتبار است که گرایش مرکزی یا میانگین آن را با در نظر گرفتن ماهیت فازی‌اش بیان می‌کند و با فرمول خاصی به صورت ریز محاسبه می‌شود:

$$E[\varsigma] = \int_0^{+\infty} Cr\{\varsigma \geq r\}dr - \int_{-\infty}^{0} Cr\{\varsigma \leq r\}dr \qquad (۷)$$

معادله (۷) با ادغام معیار اعتبار در کل خط اعداد حقیقی، مقدار مورد انتظار متغیر فازی ς را به‌صورت متعادل از نواحی مطلوب و نامطلوب محاسبه می‌کند.

متغیر فازی ذوزنقه‌ای در چارچوب تئوری اعتبار

یک متغیر فازی را می‌توان به‌طور کامل با یک چهارتایی $(\boldsymbol{a}, \boldsymbol{b}, \boldsymbol{c}, \boldsymbol{d})$ از اعداد دقیق توصیف کرد، به‌شرطی که $\boldsymbol{a} < \boldsymbol{b} < \boldsymbol{c} < \boldsymbol{d}$ برقرار باشد. با استفاده از فرمول کلی مقدار مورد انتظار اعتباری از معادله (۷)، مقدار مورد انتظار اعتباری برای یک متغیر فازی طبق مطالعه (قنبری و همکاران،۲۰۲۴) ذوزنقه‌ای ς به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$E[\varsigma] = \frac{a + b + c + d}{4} \qquad (۸)$$

سپس، معیار اعتبار $\boldsymbol{Cr\{\varsigma \leq r\}}$ برای عدد فازی ذوزنقه‌ای به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\mu_{\tilde{A}}(x) = \begin{cases} 0 & ,r \leq a \\ \dfrac{r-a}{2(b-a)} & ,a \leq r \leq b \\ \dfrac{1}{2} & ,b \leq r \leq c \\ \dfrac{d-2c+r}{2(d-c)} & ,c \leq r \leq d \\ 0 & ,r \geq d \end{cases} \qquad (۹)$$

به‌همین ترتیب، معیار اعتبار $\boldsymbol{Cr\{\varsigma \geq r\}}$ برای یک عدد فازی ذوزنقه‌ای به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\mu_{\tilde{A}}(x)=\begin{cases}0 & ,r\le a\\ \dfrac{2b-a-r}{2(b-a)} & ,a\le r\le b\\ \dfrac{1}{2} & ,b\le r\le c\\ \dfrac{d-r}{2(d-c)} & ,c\le r\le d\\ 0 & ,r\ge d\end{cases} \qquad (۱۰)$$

ارائه مدل پیشنهادی

در این بخش، بحث در چهار مرحله کلیدی دنبال خواهد شد. ابتدا معادلات ارزش در معرض ریسک اعتباری مرور و ارائه می‌شوند. این معادلات چارچوبی برای ارزیابی ریسک در شرایط عدم قطعیت فراهم می‌کنند. در مرحله بعد، تابع مطلوبیت ارائه میشود. در ادامه محدودیت‌هایی که به مدل افزوده شده‌اند تا شرایط واقعی‌تری را بازتاب دهند، بررسی خواهند شد و در نهایت، مدل نهایی پیشنهادی ارائه خواهد شد.

مدل ارزش در معرض ریسک اعتباری

ارزش در معرض ریسک یک معیار رایج است که زیان احتمالی یک سرمایه‌گذاری یا پرتفوی را در یک بازه زمانی مشخص و با سطح اطمینان معین برآورد می‌کند. این معیار، تخمینی از بیشینه زیان مورد انتظار در شرایط عادی بازار ارائه می‌دهد و به سرمایه‌گذاران و نهادهای مالی در ارزیابی میزان مواجهه با ریسک بازار کمک می‌کند. این سنجه طبق (مورگان[1]، ۲۰۰۴) به صورت زیر بیان می‌شود:

$$VaR(X,\beta)=\inf\{x\in\mathbb{R}: P(X\le x)\ge\beta\} \qquad (۱۱)$$

در این رابطه، X نشان‌دهنده بازدهی پرتفوی است و β سطح اطمینان می‌باشد (برای مثال ۹۵٪ یا ۹۹٪). برای یک متغیر فازی ς و سطح اطمینان $\beta\in(0,1]$، مقدار VaR در چارچوب نظریه اعتبار به‌صورت زیر بیان می‌شود(قنبری و همکاران، ۲۰۲۵):

$$\varsigma_{VaR}(\beta)=-\inf(x|Cr\{\varsigma\le x\}\le\beta) \qquad (۱۲)$$

1. Morgan

معادله (۱۲) به تعیین بیشترین مقدار x کمک می‌کند که در آن معیار اعتبار $\{\boldsymbol{Cr}\{\boldsymbol{\varsigma} \leq \boldsymbol{x}\}$ از سطح اطمینان داده‌شده β تجاوز نکند. به‌عبارت دیگر، این معادله نسخه‌ای فازی از معیار سنتی VaR ارائه می‌دهد که مفهوم را با هدف مدیریت بهتر عدم قطعیت و نادقیقی موجود در داده‌های فازی تطبیق می‌دهد. علاوه بر این، یک بیان جایگزین برای VaR در چارچوب نظریه اعتبار به‌صورت زیر ارائه می‌شود:

$$\varsigma_{VaR}(\beta) = -\inf(x|Cr\{\varsigma \leq x\} \leq \beta) = -\inf(x|\aleph(x) \geq \beta) = -\aleph^{-1}(\beta) \qquad (۱۳)$$

در معادله ۱۳، $\aleph(\boldsymbol{x})$ تابع توزیع اعتبار کلی را نشان می‌دهد. بر اساس اطلاعات داده‌شده، مقدار VaR برای یک متغیر فازی ذوزنقه‌ای $\boldsymbol{\varsigma}$ که با پارامترهای $(\boldsymbol{a}, \boldsymbol{b}, \boldsymbol{c}, \boldsymbol{d})$ مشخص شده و دارای سطح اطمینان β در بازه $[\boldsymbol{0}, \boldsymbol{1}]$ است، می‌تواند با استفاده از معادلات زیر محاسبه شود.

$$\varsigma_{VaR}(\beta) = \begin{cases} 2(a-b)\beta - a & \beta \in (0,0.5] \\ 2(c-d)\beta + d - 2c & \beta \in (0.5,1] \end{cases} \qquad (۱۴)$$

تابع مطلوبیت

تابع مطلوبیت مدل پیشنهادی در این مقاله از سه جزء اصلی ریسک، بازده و امتیاز عملکردی تشکیل شده است. برای ریسک مدل پیشنهادی همانطور که در بخش قبل توضیح داده شد از VaR در چارچوب تئوری اعتبار استفاده شده است. و بازده بصورت بازده انتظاری از مقادیر فازی ذوزنقه‌ای محاسبه میشود و امتیاز عملکردی و چشم‌انداز آینده شرکتها نیز با بکارگیری ابزار نوتبوک‌ال‌ام، مدل فینبرت و روش AHP بدست میاید که در ادامه بطور مفصل به آن پرداخته شده است.

$$\boldsymbol{UT} = \boldsymbol{w_1}(\text{بازده}) - \boldsymbol{w_2}(\text{ریسک}) + \boldsymbol{w_3}(\text{امتیاز عملکردی و چشم‌انداز}) \qquad (۱۵)$$

در معادله (۱۵)، $\boldsymbol{w_i}$ نشان‌دهنده وزن هر معیار تابع مطلوبیت میباشد و برای سرمایه‌گذاران متفاوت می‌باشد و $(\boldsymbol{w_1} + \boldsymbol{w_2} + \boldsymbol{w_3} = \boldsymbol{1})$. با جایگذاری معادل های ریاضی هر معیار و در نظر گرفتن $\boldsymbol{\beta} \in (\boldsymbol{0}, \boldsymbol{0.5}]$ معادله (۱۵) به صورت زیر بازنویسی میشود:

$$UT = w_1(\sum_{i=1}^{N} x_i \frac{a_i + b_i + c_i + d_i}{4}) - w_2(\sum_{i=1}^{N} x_i[2(a_i - b_i)\beta - a_i]) + w_3(\sum_{i=1}^{N} S_i x_i) \quad (۱۶)$$

در معادله (۱۶) x_i نشان‌دهنده میزان سرمایه تخصیص داده شده به دارایی i/م میباشد. S_iامتیاز عملکردی و چشم‌انداز شرکت i/م را نشان میدهد.

محدودیت‌های عملی

برای نزدیک‌تر کردت مدل به شرایط دنیای واقعی ما در مدل پیشنهادی محدودیت‌های بودجه، کاردینالیتی، سقف و کف و مثبت بودن متغیرهای تصمیم را لحاظ کرده‌ایم که در ادامه بررسی آنها میپردازیم.

محدودیت بودجه

این محدودیت تضمین می کند که مجموع سرمایه‌گذاری‌ها از سرمایه موجود سرمایه‌گذار بیشتر نشود و از تعهد مالی بیش از حد جلوگیری می‌کند. نقش مهمی در واقع‌گرایی مدل بهینه‌سازی پرتفوی دارد. و به صورت زیر بیان میشود (مارکویتز[1]، ۱۹۵۲):

$$x_1 + x_2 + \cdots + x_N = 1 \quad (۱۷)$$

که N نشاندهنده تعداد کل دارایی‌ها (در اینجا ۳۰ تا میباشد) میباشد.

محدودیت کاردینالیتی

محدودیت کاردینالیتی تعداد دارایی‌هایی را که می‌توان در یک پرتفوی وارد کرد، محدود می‌کند. این محدودیت برای مدیریت هزینه‌های معاملاتی و حفظ تنوع پرتفوی اهمیت دارد. وضعیت انتخاب هر دارایی با متغیر دودویی $Z_i \in \{0,1\}$نمایش داده می‌شود و این محدودیت به صورت زیر فرموله می‌شود(برتسیماس و شیودا[2]، ۲۰۰۹):

$$Z_1 + Z_2 + \cdots + Z_N = K \quad (۱۸)$$

1. Markowitz
2. Bertsimas & Shioda

در رابطه بالا K تعداد داراییهای انتخابی برای تشکیل سبد سرمایه‌گذاری میباشد و توسط سرمایه‌گذار تعیین میشود.

محدودیت سقف و کف

محدودیت‌های حد بالا و پایین برای کنترل میزان تخصیص دارایی‌ها در بازه‌های مشخص به‌کار می‌روند. این محدودیت‌ها به مدیریت ریسک، پایبندی به دستورالعمل‌های سرمایه‌گذاری و هماهنگی با ترجیحات سرمایه‌گذار کمک کرده و به صورت زیر بیان می‌شوند (طاهری پور وهمکاران،۲۰۲۵):

$$l_i Z_i \leq x_i \leq u_i Z_i \qquad \forall i = 1,2,\dots,N \qquad (۱۹)$$

در رابطه (۱۹) l_i و u_i به ترتیب حداقل و حداکثر سرمایه مجاز تخصیص به دارایی i/م میباشد و همواره: $0 \leq l_i \leq u_i \leq 1$.

محدودیت مثبت بودن

محدودیت مثبت بودن متغیرها تضمین می‌کند که وزن هر دارایی در پرتفوی منفی نباشد، یعنی فروش استقراضی انجام نشود. این شرط با واقعیت‌های بسیاری از سیاست‌های سرمایه‌گذاری سازگار است و پایداری مالی را حفظ می‌کند. و به صورت زیر بیان میشود(لیو و ژانگ[1]، ۲۰۱۵):

$$x_i \geq 0 \quad \forall i = 1,2,\dots,N \qquad (۲۰)$$

مدل نهایی

در این بخش، مدل نهایی بهینه‌سازی سبد سهام معرفی می‌شود که بر پایه چارچوب اعتبار VaRو متغیرهای فازی ذوزنقه‌ای طراحی شده است. این مدل برای مدیریت بهتر عدم قطعیت و نوسانات بازدهی دارایی‌ها ساخته شده و با افزودن محدودیت‌هایی مانند تعداد دارایی‌ها، حدود بالا و پایین تخصیص، عملکرد شرکتها و چشم‌انداز آنها؛ همچنین فروش استقراضی مجاز نبوده و سطح اطمینان برای حفظ رویکرد محافظه‌کارانه در بازه $\beta \in (0,0.5]$ تنظیم شده است. ساختار نهایی مدل به شرح زیر میباشد:

1. Liu & Zhang

$$Max\ UT = w_1(\sum_{i=1}^{N} x_i \frac{a_i + b_i + c_i + d_i}{4}) - w_2(\sum_{i=1}^{N} x_i[2(a_i - b_i)\beta - a_i]) + w_3(\sum_{i=1}^{N} S_i x_i) \quad (۲۱)$$

$S.t.$

$$\sum_{i=1}^{N} x_i = 1 \quad (۲۲)$$

$$\sum_{i=1}^{N} Z_i = K \quad (۲۳)$$

$$l_i Z_i \le x_i \le u_i Z_i \qquad ,\forall i = 1,2,\dots,N \quad (۲۴)$$

$$Z_i = \{0,1\} \qquad ,\forall i = 1,2,\dots,N \quad (۲۵)$$

$$x_i \ge 0,\ \ i = 1,2,\dots,n \quad (۲۶)$$

در این مدل معادله (۲۱) تابع مطلوبیت را نشان میدهد که از سه جز اصلی بازده، ریسک و عملکرد و چشم انداز شرکتها تشکیل شده است و هدف حداکثر کردن آن میباشد. معادله (۲۲) محدودیت بودجه را نشان میدهد و تضمین می‌کند که کل بودجه در دسترس سرمایه گذلری شود و مجموع سرمایه گذاری از بودجه تخطی نکند. معادله (۲۳)کاردینالیتی را اعمال کرده و تعداد دارایی های انتخاب شده را به K محدود می کند تا هزینه ها و پیچیدگی مدیریت کاهش یابد. معادله (۲۴) محدودیت های سقف و کف را مشخص می‌کند و حداقل و حداکثر مقدار دارایی را در پرتفوی را مشخص می‌کند، تا از بیش از حد یا کم‌تخصصی جلوگیری شود. در نهایت، معادلات (۲۵) و (۲۶) نوع متغیرهای مدل را تعیین می‌کنند: Z_i تغییرات دودویی است (انتخاب یا عدم انتخاب) و x_i مقدار غیرمنفی دارد که منع فروش استقراضی را نشان می‌دهد.

مطالعه موردی و یافته‌های پژوهش

همانطور قبلا نیز اشاره شد ما از شرکتهای تشکیل دهنده شاخص داوجونز به عنوان مطالعه موردی برای پیاده‌سازی و اثبات کارایی مدل پیشنهادی استفاده میکنیم. لیست این شرکتها در جدول ۱ آورده شده است.

جدول۱. لیست شرکتهای تشکیل‌دهنده شاخص داوجونز

ردیف	نام شرکت	نماد	ردیف	نام شرکت	نماد
۱	یونایتد هلث گروپ	UNH	۱۶	آمازون	AMZN
۲	گلدمن ساکس	GS	۱۷	پروکتد و گمبل	PG
۳	مایکروسافت	MSFT	۱۸	جانسون و جانسون	JNJ
۴	هوم دیپو	HD	۱۹	بوئینگ	BA
۵	کاترپیلار	CAT	۲۰	شورون	CVX
۶	امجن	AMGN	۲۱	تری ام	MMM
۷	مک‌دونالد	MCD	۲۲	مرک	MRK
۸	سیلز فورس	CRM	۲۳	والت دیزنی	DIS
۹	ویزا	V	۲۴	نایک	NKE
۱۰	امریکن اکسپرس	AXP	۲۵	والمارت	WMT
۱۱	تراولرز	TRV	۲۶	کوکاکولا	KO
۱۲	اپل	AAPL	۲۷	سیسکو	CSCO
۱۳	آی بی ام	IBM	۲۸	داو	DOW
۱۴	جی پی مورگان	JPM	۲۹	وریزون	VZ
۱۵	هانی‌ول	HON	۳۰	اینتل	INTC

در این مطالعه، ما یک چارچوب سه جزئی را اتخاذ می‌کنیم که همزمان به سه بعد کلیدی در تحلیل سرمایه‌گذاری می‌پردازد: ریسک، بازده، و عملکرد کلی و چشم انداز شرکت. برای ارزیابی مؤثر این جنبه‌ها، از دونوع نوع داده متمایز و مکمل استفاده می‌کنیم. اول، از داده‌های مالی تاریخی برای تخمین معیارهای سنتی مانند بازده مورد انتظار و ریسک‌های مرتبط استفاده می‌شود. این داده‌ها به ما امکان می‌دهند رفتار بازار گذشته را مدل‌سازی کنیم و از تکنیک‌های منطق فازی برای انعکاس عدم قطعیت و نوسانات ذاتی بازارهای مالی استفاده کنیم. دوم، ما از داده‌های متنی از گزارش‌های فصلی شرکت‌ها برای استخراج بینش‌های کیفی در

مورد عملکرد شرکت استفاده می‌کنیم. تحلیل احساسات بر روی این داده‌های بدون ساختار اعمال می‌شود تا برداشت‌های عمومی و سرمایه‌گذاران را تفسیر کند، که نقش مهمی در تأثیرگذاری بر حرکات بازار دارند. رویکرد ما یک مدل ایجاد می‌کند که تحلیل مالی سنتی را با روش‌های مدرن هوش مصنوعی پیوند می‌دهد. این استراتژی ترکیبی نه تنها قابلیت اطمینان و عمق تحلیل را بهبود می‌بخشد، بلکه تصمیم‌گیری در بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری و مدیریت ریسک را نیز تقویت می‌کند.

داده‌های تاریخی

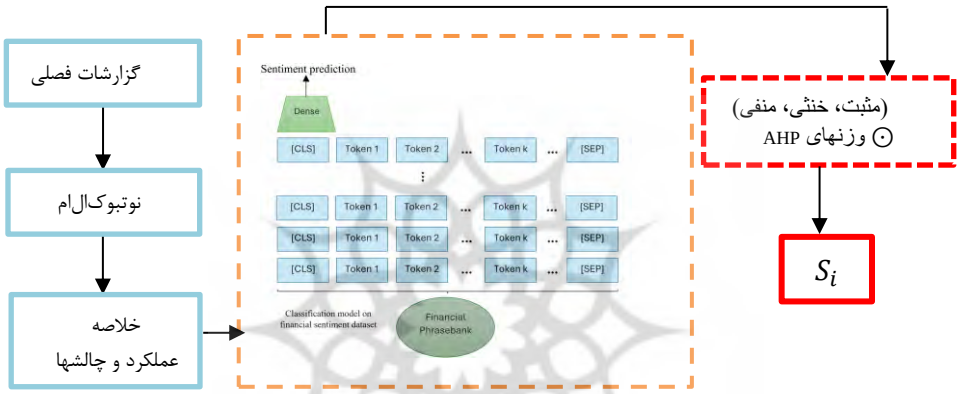
بازده تاریخی، میانگین بازده گذشته دارایی‌هاست که برای پیش‌بینی عملکرد آینده استفاده می‌شود، اما تضمینی برای آینده نیست. داده های تاریخی قیمت از سال ۲۰۲۱تا۲۰۲۴ جمع‌آوری شده است لازم به ذکر است این داده ها در بازه سه ماهه (فصلی) میباشد و در مدل فازی ذوزنقه‌ای، برای هر دارایی چهار مقدار براساس نظر کارشناسان تعیین شده است که در جدول ۲ آمده است.

جدول ۲. بازده‌های سه‌ماهه فازی ذوزنقه‌ای

ردیف	نماد	d	c	b	a	ردیف	نماد	d	c	b	a
۱	UNH	0.131	0.0762	-0.03	-0.09	۱۶	AMZN	0.258	0.14	-0.12	-0.26
۲	GS	0.269	0.144	-0.08	-0.18	۱۷	PG	0.247	0.13	-0.06	-0.14
۳	MSFT	0.3	0.1725	-0.03	-0.11	۱۸	JNJ	0.132	0.07	-0.04	-0.1
۴	HD	0.188	0.1039	-0.09	-0.21	۱۹	BA	0.641	0.33	-0.12	-0.25
۵	CAT	0.411	0.2475	-0.05	-0.19	۲۰	CVX	0.341	0.2	-0.05	-0.16
۶	AMGN	0.21	0.1282	-0.03	-0.11	۲۱	MMM	0.269	0.12	-0.11	-0.19
۷	MCD	0.168	0.0959	-0.05	-0.13	۲۲	MRK	0.32	0.19	-0.01	-0.08
۸	CRM	0.37	0.1954	-0.08	-0.18	۲۳	DIS	0.34	0.16	-0.15	-0.28
۹	V	0.187	0.1069	-0.04	-0.1	۲۴	NKE	0.433	0.2	-0.11	-0.18
۱۰	AXP	0.29	0.1653	-0.08	-0.2	۲۵	WMT	0.146	0.09	-0.07	-0.18
۱۱	TRV	0.242	0.1465	-0.03	-0.11	۲۶	KO	0.171	0.1	-0.05	-0.13
۱۲	AAPL	0.272	0.1498	-0.05	-0.13	۲۷	CSCO	0.21	0.11	-0.08	-0.16
۱۳	IBM	0.224	0.138	-0.05	-0.15	۲۸	DOW	0.256	0.14	-0.08	-0.19
۱۴	JPM	0.311	0.1748	-0.09	-0.21	۲۹	VZ	0.259	0.13	-0.13	-0.26
۱۵	HON	0.233	0.118	-0.06	-0.12	۳۰	INTC	0.335	0.17	-0.15	-0.3

داده‌های متنی

گزارش‌های مالی سه‌ماهه اول ۲۰۲۴ شرکت‌ها با استفاده از ابزار نوتبوک‌ال‌ام خلاصه‌سازی شدند و سپس با مدل فینبرت تحلیل احساسات روی آن‌ها انجام شد. این تحلیل، لحن و چشم‌انداز شرکت‌ها را مشخص کرده و نتایج آن برای تصمیم‌گیری‌های سرمایه‌گذاری و مدیریت ریسک استفاده می‌شود. این فرایند در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲. فرایند محاسبه امتیاز عملکردی و چشم‌انداز شرکت‌ها

برای محاسبه امتیاز عملکردی و چشم‌انداز شرکتها S_i هر دارایی، از ترکیب خروجیهای مدل فینبرت و روش تصمیم‌گیری چندمعیاره AHP استفاده شده است. AHP با بهره‌گیری از نظر خبرگان، وزن‌های نسبی برای سه دسته احساسی مثبت، خنثی و منفی را به‌ترتیب ۰,۷۰۷، ۰,۲۲۳ و ۰,۰۷ تعیین کرده است. نرخ ناسازگاری مقایسه‌ها ۵,۶٪ بوده که کمتر از آستانه ۱۰٪ است و اعتبار وزن‌ها را تأیید می‌کند. در نهایت، امتیاز S_i با ضرب عنصر به عنصر بردار احساسات دارایی SA_i و بردار وزن‌ها Q به‌دست می‌آید. برای مثال:

$$S_i\ MSFT = [0.707\ \ 0.07\ \ 0.223].[0.993\ \ 0.053\ \ 0.014] = 0.666463$$

در نهایت، امتیاز عملکردی و چشم‌انداز شرکتها منتخب در جدول نمایش داده شده‌اند.

جدول ۳. امتیاز عملکردی و چشم‌انداز شرکتها

ردیف	نماد	S_i	ردیف	نماد	S_i
۱	UNH	0.662669	۱۶	AMZN	0.663918
۲	GS	0.269123	۱۷	PG	0.671865
۳	MSFT	0.666463	۱۸	JNJ	0.256387
۴	HD	0.223990	۱۹	BA	0.223990
۵	CAT	0.234407	۲۰	CVX	0.238735
۶	AMGN	0.263906	۲۱	MMM	0.499202
۷	MCD	0.631965	۲۲	MRK	0.632305
۸	CRM	0.592853	۲۳	DIS	0.231052
۹	V	0.653879	۲۴	NKE	0.326711
۱۰	AXP	0.681337	۲۵	WMT	0.621835
۱۱	TRV	0.189312	۲۶	KO	0.233000
۱۲	AAPL	0.225186	۲۷	CSCO	0.231606
۱۳	IBM	0.661309	۲۸	DOW	0.270740
۱۴	JPM	0.297343	۲۹	VZ	0.256462
۱۵	HON	0.677192	۳۰	INTC	0.472885

حل مدل پیشنهادی و نتایج آن

مدل بهینه‌سازی سبد سهام پیشنهادی تحت چند سناریوی وزنی مختلف بررسی شده است. این وزن‌ها در جدول ۴ آورده شده است. در هر سناریو، تأکید بر بازده، ریسک و عملکرد شرکت‌ها متفاوت است. مدل با پارامترهای ثابت (حد پایین ۰,۱، حد بالا ۰,۵ ،بتا ۰,۰۵و تعداد دارایی‌های انتخابی ۳، ۵ و ۷) حل شده و نتایج در جدول ۵ نشان داده شده است. این تحلیل تأثیر اولویت‌های مختلف بر ترکیب سبد و تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاری را بررسی می‌کند. لازم به ذکر است برای حل مدل پیشنهادی از نرم افزار گمز[1] و سالور سیپلکس(CPLEX) برای مسائل برنامه‌ریزی عدد صحیح مختلط(MIP) استفاده شده است.

1. GAMS

جدول ۴. وزن معیارها

ردیف	معیار مورد تاکید	وزن
۱	بازده	(۰,۶،۰,۲،۰,۲)
۲	ریسک	(۰,۲،۰,۶،۰,۲)
۳	عملکرد و چشم‌انداز	(۰,۲،۰,۲،۰,۶)

در ادامه با حل مدل نتایج در جدول ۵ نشان داده شده است.

جدول ۴. نتایج

K	وزن	متغیرها	مطلوبیت (UT)
۳	(۰,۶،۰,۲،۰,۲)	$x_3 = 0.4, x_{15} = 0.1, x_{22} = 0.5$	۰,۱۶۶
	(۰,۲،۰,۶،۰,۲)	$x_1 = 0.4, x_3 = 0.1, x_{22} = 0.5$	۰,۰۹۵
	(۰,۲،۰,۲،۰,۶)	$x_3 = 0.5, x_{15} = 0.4, x_{22} = 0.1$	۰,۳۹۲
۵	(۰,۶،۰,۲،۰,۲)	$x_3 = 0.2, x_9 = 0.1, x_{22} = 0.5$ $x_{15} = 0.2, x_{17} = 0.1$	۰,۱۶۱
	(۰,۲،۰,۶،۰,۲)	$x_1 = 0.2, x_3 = 0.5, x_{22} = 0.5$ $x_{15} = 0.2, x_9 = 0.1$	۰,۰۹۴
	(۰,۲،۰,۲،۰,۶)	$x_1 = 0.1, x_3 = 0.5, x_{22} = 0.1$ $x_{15} = 0.2, x_{17} = 0.1$	۰,۳۹۱
۷	(۰,۶،۰,۲،۰,۲)	$x_3 = 0.2, x_8 = 0.1, x_9 = 0.1$ $x_{13} = 0.1, x_{15} = 0.1$ $x_{17} = 0.1, x_{22} = 0.4$	۰,۱۵۳
	(۰,۲،۰,۶،۰,۲)	$x_1 = 0.1, x_3 = 0.1, x_9 = 0.1$ $x_{13} = 0.1, x_{15} = 0.1$ $x_{17} = 0.1, x_{22} = 0.4$	۰,۰۸۷
	(۰,۲،۰,۲،۰,۶)	$x_1 = 0.1, x_3 = 0.4, x_9 = 0.1$ $x_{10} = 0.1, x_{15} = 0.1$ $x_{17} = 0.1, x_{22} = 0.1$	۰,۳۸۸

طبق نتایجی که در جدول ۴ نشان داده شده است ما مدل پیشنهادی را تحت سه سناریو مختلف که در هرکدام از آنها به یکی از معیارهای ریسک، بازده و عملکرد و چشم‌انداز شرکتها وزن بیشتری داده شده است و در سه حالت مختلف K حل شده است. از نکات مهمی که با حل مدل بدست آمده میتوان به موارد زیر اشاره کرد:

زمانی که طبق محدودیت کاردینالیتی مقدار K برابر ۳ میباشد مقدار مطلوبیت در حالت بیشینه قرار دارد و با افزایشK از مطلوبیت کم میشود که این مسئله منطقی به نظر میرسد. اما نکته قابل توجه این است که تنوع‌بخشی پورتفوی کاهش میابد که مقدار K توسط سرمایه‌گذار و شرایط بازار تعیین میشود.

نتایج تحت سه سناریو مختلف نشان دهنده این است که بر حسب تمایلات سرمایه‌گذار نتایج میتواند متفاوت باشد.

طبق نتایج شرکتهای *UNH*و *MSFT*و *V*و *IBM*و *HON*و *PG* و*MRK* جزو شرکتهای منتخب برای تخصیص سرمایه میباشد که با توجه به داده‌های جدول ۲و ۳ جزو شرکتهای با بازده مناسب و امتیاز عملکردی بسیار مناسب میباشد. و سه شرکت *UNH*و *MSFT*و *MRK* بیشترین تخصیص سرمایه را دارا میباشد.

نکته‌ای که قابل توجه است پژوهش حاضر در وهله‌ی نخست با هدف ارائه و اعتبارسنجی یک چارچوب نوین برای بهینه‌سازی سبد سهام طراحی شده است. تمرکز اصلی بر ترکیب داده‌های عددی و متنی و آزمون کارایی مدل در شرایط عدم‌قطعیت بوده است، نه تدوین راهکارهای اجرایی مستقیم برای سرمایه‌گذاران. به همین دلیل، جزئیاتی مانند نحوه انتخاب دقیق تعداد سهام در سبد یا تعیین وزن‌های بهینه بر اساس ترجیحات سرمایه‌گذار به‌طور کامل تشریح نشده است. با این حال، ساختار مدل پیشنهادی به گونه‌ای طراحی شده که سرمایه‌گذاران می‌توانند با تغییر وزن معیارها (ریسک، بازده و عملکرد شرکت‌ها) یا تعیین تعداد دارایی‌های انتخابی(K) ، استراتژی خود را متناسب با شرایط بازار و سطح ریسک‌پذیری تنظیم کنند. در واقع، چارچوب مقاله قابلیت انعطاف‌پذیری دارد و می‌تواند بر اساس اهداف عملی سرمایه‌گذاران بومی‌سازی شود. در ادامه چند پیشنهادهای مدیریتی برای استفاده از مدل پیشنهادی برای استفاده مدیران وسرمایه گذاران ذکر گردیده است.

۱. سرمایه‌گذاران محافظه‌کار می‌توانند وزن بیشتری به معیار ریسک داده و تعداد محدودی دارایی کم‌ریسک را در سبد بگنجانند.
۲. سرمایه‌گذاران فرصت‌طلب با تأکید بیشتر بر بازده، می‌توانند تعداد بیشتری دارایی با رشد بالقوه بالا را وارد پرتفوی کنند.
۳. در شرایط نوسانات بازار، استفاده از معیار عملکرد و چشم‌انداز شرکت‌ها به‌عنوان شاخص کیفی می‌تواند تصمیم‌گیری را واقع‌بینانه‌تر کند.
۴. مدیران سرمایه‌گذاری نهادی می‌توانند از مدل پیشنهادی برای مقایسه سناریوهای مختلف وزنی و انتخاب استراتژی بهینه متناسب با سیاست‌های سازمان خود بهره بگیرند.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این مقاله، مدلی نوین برای بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری با بهره‌گیری از ترکیب تحلیل احساسات مالی و ابزارهای هوش مصنوعی توسعه داده شد. استفاده از تحلیل‌های فینبرت و ابزار نوتبوک‌ال‌ام در کنار مدل‌های فازی و تئوری اعتبار به‌ویژه در شرایط عدم‌قطعیت بازار، توانسته است دقت ارزیابی ریسک و بازده را افزایش دهد. یافته‌های تحقیق نشان می‌دهد که این رویکرد، نسبت به مدل‌های سنتی، انعطاف‌پذیری بیشتری در مواجهه با نوسانات بازار و داده‌های نامطمئن دارد. از این‌رو، این مدل می‌تواند به‌عنوان ابزاری کارآمد برای سرمایه‌گذاران و تحلیلگران مالی جهت اتخاذ تصمیمات بهینه در سبدهای سرمایه‌گذاری و مدیریت ریسک در بازارهای پیچیده و پویا به‌کار رود.

از منظر تئوریک، این پژوهش بر اهمیت ترکیب تکنیک‌های هوش مصنوعی و نظریه‌های ریاضی پیشرفته در بهبود تصمیم‌گیری‌های مالی تأکید دارد. به‌ویژه، استفاده از مدل‌های فازی و تئوری اعتبار در چارچوب بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری، ابزاری قدرتمند برای مدیریت ریسک‌های غیرتصادفی و تجزیه‌وتحلیل رفتارهای بازار به‌طور انعطاف‌پذیر فراهم می‌کند. این مطالعه همچنین به‌طور ویژه تأثیر تجزیه‌وتحلیل گزارش‌های مالی فصلی بر تصمیمات سرمایه‌گذاری را برجسته کرده و به ما نشان می‌دهد که این ابزار می‌تواند جایگزین‌های قابل اعتمادی برای داده‌های اقتصادی کلان و پیش‌بینی‌های بازارهای مالی سنتی ارائه دهد. همچنین مدل‌های فازی برای پوشش ابهام و عدم‌قطعیت در داده‌های مالی کارآمدند و زمانی کاربرد دارند که بازده یا ریسک دارایی‌ها با احتمالات کلاسیک قابل بیان نباشد. با این حال، این چارچوب بیشتر بر ابهامات تدریجی و اطلاعات ناقص متمرکز است و توانایی توضیح شوک‌های ناگهانی و بحران‌های بازار مانند پاندمی یا سقوط‌های غیرمنتظره را ندارد. در چنین شرایطی، ترکیب مدل فازی با رویکردهای مکملی همچون شبیه‌سازی سناریو، مدل‌های پرش قیمتی یا یادگیری عمیق می‌تواند پوشش بهتری برای ریسک‌های ضربه‌ای فراهم سازد که میتواند به عنوان در مطالعات آتی توسط محققان مورد بررسی قرار بگیرد.

همچنین برای تحقیقات آتی، پیشنهاد می‌شود که مطالعات مشابه با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی، به‌ویژه در ترکیب با داده‌های مالی سایر شاخص‌های بورس و بازارهای مالی مختلف انجام شود. همچنین، توسعه مدل‌هایی که بتوانند به‌طور دقیق‌تری نوسانات اقتصادی و سیاسی جهانی را در فرآیند تصمیم‌گیری‌های مالی لحاظ کنند، به‌ویژه در محیط‌های متلاطم اقتصادی، می‌تواند به‌عنوان یک مسیر تحقیقاتی مهم مورد توجه قرار گیرد. علاوه بر این، استفاده از تکنیک‌های یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی در ترکیب با مدل‌های فازی می‌تواند به تقویت دقت و کارایی پیش‌بینی‌های بازار کمک کند. همچنین میتوان مدل را برای بازار سرمایه و شاخصهای کشورهای دیگر تعمیم داد.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

فهرست منابع

Araci, D., & Genç, Z. (2020). Financial Sentiment Analysis with Pre-trained Language Models.

Babazadeh, H., & Esfahanipour, A. (2019). A novel multi period mean-VaR portfolio optimization model considering practical constraints and transaction cost. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, *361*, 313–342. https://doi.org/10.1016/j.cam.2018.10.039

Bertsimas, D., & Shioda, R. (2009). Algorithm for cardinality-constrained quadratic optimization. *Computational Optimization and Applications*, *43*(1), 1–22. https://doi.org/10.1007/s10589-007-9126-9

Bhattacharyya, R., Hossain, S. A., & Kar, S. (2014). Fuzzy cross-entropy, mean, variance, skewness models for portfolio selection. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, *26*(1), 79–87. https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2013.04.001

Bodie, Z., Kane, A., & Marcus, A. J. (2013). *Investments, 10th Edition* (10th edition). McGraw Hill.

Bonacic, M., López-Ospina, H., Bravo, C., & Pérez, J. (2024). A fuzzy entropy approach for portfolio selection. *Mathematics*, *12*(13), 1921.

oo sssanoo, F., Glllii, L., Sanoooo, ,,, & Vllnnn, G. 2022.. TTTTss eeniiment ccoee for portfolio optimization: A fine-tuned view in Black and Litterman model. *Neural Computing and Applications*, *34*(20), 17507–17521. https://doi.org/10.1007/s00521-022-07403-1

Ghanbari, H., Mohammadi, E., Fooeik, A. M. L., Kumar, R. R., Stauvermann, P. J., & Shabani, M. (2024). Cryptocurrency Portfolio Allocation under Credibilistic CVaR Criterion and Practical Constraints. *Risks*, *12*(10), 163.

Ghanbari, H., Tavakoli, S., Shabani, M., Mohammadi, E., Sadjadi, S. J., & Kumar, R. R. (2025). A two-stage framework for enhancing crsyptocurrency portfolio performance: Integrating credibilistic CVaR criterion with a novel asset preselection approach. *PLoS One*, *20*(7), e0325973.

Gupta, P., Mehlawat, M., Inuiguchi, M., & Chandra, S. (2014). *Portfolio Optimization Using Credibility Theory* (pp. 127–160). https://doi.org/10.1007/978-3-642-54652-5_5

Gupta, P., Mehlawat, M. K., Inuiguchi, M., & Chandra, S. (2016). *Fuzzy Portfolio Optimization: Advances in Hybrid Multi-criteria Methodologies* (Softcover reprint of the original 1st ed. 2014 edition). Springer.

Gupta, P., Mehlawat, M. K., & Khan, A. Z. (2021). Multi-period portfolio optimization using coherent fuzzy numbers in a credibilistic environment. *Expert Systems with Applications*, *167*, 114135.

Jun Gu, W., Hao Zhong, Y., Zun Li, S., Song Wei, C., Ting Dong, L., Yue Wang, Z., & Yan, C. (2024). Predicting Stock Prices with FinBERT-LSTM: Integrating News Sentiment Analysis. *Proceedings of the 2024 8th International Conference on Cloud and Big Data Computing*, 67–72. https://doi.org/10.1145/3694860.3694870

Leow, E. K. W., Nguyen, B. P., & Chua, M. C. H. (2021). Robo-advisor using genetic algorithm and BERT sentiments from tweets for hybrid portfolio optimisation. *Expert Systems with Applications*, *179*, 115060.

Li, T., Zhang, W., & Xu, W. (2013). Fuzzy possibilistic portfolio selection model with VaR constraint and risk-free investment. *Economic Modelling*, *31*, 12–17.

Liu, B. (2004). Credibility Theory. In J. Kacprzyk (Ed.), *Uncertainty Theory* (Vol. 154, pp. 79–135). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-39987-2_3

Liu, Y.-J., & Zhang, W.-G. (2015). A multi-period fuzzy portfolio optimization model with minimum transaction lots. *European Journal of Operational Research*, *242*(3), 933–941.

Liu, Y.-J., Zhang, W.-G., & Xu, W.-J. (2012). Fuzzy multi-period portfolio selection optimization models using multiple criteria. *Automatica*, *48*(12), 3042–3053.

Markowitz, H. (1952). Modern portfolio theory. *Journal of Finance*, *7*(11), 77–91.

Mehlawat, M. K., Gupta, P., & Khan, A. Z. (2021). Multiobjective portfolio optimization using coherent fuzzy numbers in a credibilistic environment. *International Journal of Intelligent Systems*, *36*(4), 1560–1594. https://doi.org/10.1002/int.22352

Mohebbi, N., & Najafi, A. A. (2018). Credibilistic multi-period portfolio optimization based on scenario tree. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, *492*, 1302–1316.

Morgan, J. P. (1996). RiskMetricsTM–Technical Document, Morgan Guaranty Trust Companies. *Inc. New York*.

Mousavi, L. S. A., Ghanbari, H., & Mohammadi, E. (2024). *Portfolio optimization using the semi-variance model with a focus on positive potential (Case study: Tehran Stock Exchange)*. https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.27171809.1403.5.1.3.0

Nourahmadi, M., & Sadeqi, H. (2022). The Application of the Main Components in Investment Basket Management: A Case Study of Fifty Stock Exchange Companies. *Budget and Finance Strategic Research*, *3*(1), 95-71. https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.27171809.1401.3.1.3.6

Sadeghi, S., Marjani, T., Hassani, A., & Moreno, J. (2022). Development of Optimal Stock Portfolio Selection Model in the Tehran Stock Exchange by Employing Markowitz Mean-Semivariance Model. *Journal of Finance Issues*, *20*(1), Article 1. https://doi.org/10.58886/jfi.v20i1.3061

Shahbazi, N., & Barkhordari, S. (2025). Optimizing a Portfolio Comprising Selected Stocks from the Tehran Stock Exchange and Cryptocurrencies. *Budget and Finance Strategic Research*, *6*(2), 11–35. https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.27171809.1404.6.2.1.7

Shen, Y., & Zhang, P. K. (2024). Financial sentiment analysis on news and reports using large language models and finbert. *2024 IEEE 6th International Conference on Power, Intelligent Computing and Systems (ICPICS)*, 717–721. https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10796670/

Sinaee, H. A., Neisi, A. H., & Falahpuor, N. (2021). Investigating the Effect of Systematic Liquidity Risk on Expected Stock Returns with Regard to Tehran Stock Exchange. *Budget and Finance Strategic Research*, *2*(2), 51–77. https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.27171809.1400.2.2.2.0

Taheripour, E., Sadjadi, S. J., & Amiri, B. (2025). A Novel Approach to Portfolio Construction: An Application of FinBERT Sentiment Analysis and Credibilistic CVaR Criterion. *IEEE Access*. https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10977954/

Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, *8*(3), 338–353. https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X