Journal of
Intelligent Financial
Management Perspectives

ISSN: 3116-0964

Development of a Personalized Robo-Advisor System Considering Investors' Behavioral Biases Using Deep Reinforcement Learning

Kianoush Farhadi[1]*, Leila Sadeghi[2], Amirhossein Nouri[3], Zahra Kazemi[4]

[1]* *Master of Financial Management, University of Isfahan, Isfahan, Iran (Corresponding Author), Corresponding Author Email: k.farhadi@gmail.com*

[2] *Master of Financial Engineering, University of Shiraz, Shiraz, Iran*

[3] *PhD Student in Financial Economics, University of Tabriz, Tabriz, Iran*

[4] *PhD Student in Financial Economics, University of Tabriz, Tabriz, Iran*

ARTICLE INFO

Article history:
Received:09/04/2026
Received in revised form:30/04/2026
Accepted:11/05/2026
Available online:15/06/2026

Keywords:

Robo-Advisory
Behavioral Finance
Deep Reinforcement Learning
Personalization
Behavioral Biases

ABSTRACT

The rapid growth of financial technologies (FinTech) and the increasing accessibility of financial markets to retail investors have paved the way for the development of Robo-Advisor systems. By leveraging artificial intelligence algorithms and financial data analytics, these systems provide portfolio management services at lower costs and higher speeds compared to traditional human financial advisors. Despite significant advancements in the field of Robo-Advisors, most existing systems are designed based on classical financial theories and assume that investors behave in a fully rational manner. However, behavioral finance studies have demonstrated that investors' decisions are influenced by numerous cognitive and emotional biases, which may lead to deviations from rational decision-making.The primary objective of this research is to develop a novel framework for designing a personalized Robo-Advisor that incorporates not only investors' financial characteristics and risk tolerance but also their behavioral biases into the decision-making process. In this framework, Deep Reinforcement Learning (DRL) serves as the core decision-making mechanism, enabling the intelligent agent to learn optimal asset allocation strategies through continuous interaction with the market environment and analysis of user behavior. By integrating market data, investor-specific characteristics, and behavioral indicators, the proposed model can generate investment recommendations tailored to the unique profile of each investor.The findings of the theoretical analysis suggest that integrating behavioral finance concepts with deep reinforcement learning algorithms can enhance the performance of Robo-Advisors in portfolio management, risk control, and investor satisfaction. Furthermore, the proposed system is expected to mitigate the adverse effects of behavioral biases such as overconfidence, loss aversion, herd behavior, and anchoring, thereby facilitating more rational and effective investment decisions.

Article Type: Research Paper

©Authors

Journal of Intelligent Financial Management, 2025, Vol. 2, No.1, pp. 1- 18

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

https://doi.org/ 10.25843/JIFM.2025.8563.21399

Cite: Farhadi, K, Sadeghi, L, Nouri, A, & Kazemi, Z. (2026). Development of a Personalized Robo-Advisory System Considering Investors' Behavioral Biases Using Deep Reinforcement Learning. *Journal of Intelligent Financial Management*, *2*(1), 1-18.

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

توسعه سیستم مشاور روباتیک شخصی‌سازی‌شده با در نظر گرفتن سوگیری‌های رفتاری سرمایه‌گذاران با استفاده از یادگیری تقویتی عمیق

کیانوش فرهادی [۱و*]، لیلا صادقی [۲]، امیرحسین نوری [۳]، زهرا کاظمی [۴]

۱ و *- کارشناسی ارشد مدیریت مالی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران(نویسنده مسئول)، ایمیل نویسنده مسئول:k.farhadi@gmail.com

۲- کارشناسی ارشد مهندسی مالی، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران

۳- دانشجوی دکتری اقتصاد مالی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

۴- دانشجوی دکتری اقتصاد مالی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:

تاریخ دریافت:۱۴۰۵/۰۱/۲۰

تاریخ بازنگری:۱۴۰۵/۰۲/۱۰

تاریخ پذیرش:۱۴۰۵/۰۲/۲۱

تاریخ انتشار:۱۴۰۵/۰۳/۲۵

کلیدواژه‌ها:

مشاور روباتیک

مالی رفتاری

یادگیری تقویتی عمیق

شخصی‌سازی

سوگیری‌های رفتاری

چکیده

رشد سریع فناوری‌های مالی و افزایش دسترسی سرمایه‌گذاران خرد به بازارهای مالی، زمینه را برای توسعه سیستم‌های مشاور روباتیک فراهم کرده است. این سیستم‌ها با بهره‌گیری از الگوریتم‌های هوش مصنوعی و تحلیل داده‌های مالی، خدمات مدیریت سبد سرمایه‌گذاری را با هزینه‌ای کمتر و سرعتی بیشتر نسبت به مشاوران انسانی ارائه می‌کنند. با وجود پیشرفت‌های قابل توجه در حوزه مشاوران روباتیک، اغلب سیستم‌های موجود بر مبنای نظریه‌های کلاسیک مالی طراحی شده‌اند و فرض می‌کنند سرمایه‌گذاران رفتار کاملاً عقلایی دارند. در حالی که مطالعات مالی رفتاری نشان داده‌اند تصمیمات سرمایه‌گذاران تحت تأثیر سوگیری‌های شناختی و احساسی متعددی قرار دارد که می‌تواند منجر به انحراف از رفتار عقلایی شود.هدف این پژوهش توسعه یک چارچوب نوین برای طراحی مشاور روباتیک شخصی‌سازی‌شده است که علاوه بر ویژگی‌های مالی و ریسک‌پذیری سرمایه‌گذار، سوگیری‌های رفتاری وی را نیز در فرآیند تصمیم‌گیری لحاظ می‌کند. در این چارچوب، از یادگیری تقویتی عمیق به عنوان هسته تصمیم‌گیری استفاده می‌شود تا عامل هوشمند بتواند از طریق تعامل مستمر با محیط بازار و تحلیل رفتار کاربران، استراتژی‌های بهینه تخصیص دارایی را فراگیرد. مدل پیشنهادی با ترکیب داده‌های بازار، مشخصات فردی سرمایه‌گذار و شاخص‌های رفتاری، قادر است توصیه‌های سرمایه‌گذاری متناسب با ویژگی‌های هر فرد ارائه نماید.نتایج مطالعات نظری نشان می‌دهد ادغام مفاهیم مالی رفتاری با الگوریتم‌های یادگیری تقویتی عمیق می‌تواند عملکرد مشاوران روباتیک را در مدیریت سبد، کنترل ریسک و افزایش رضایت سرمایه‌گذاران بهبود بخشد. همچنین انتظار می‌رود سیستم پیشنهادی بتواند اثرات منفی سوگیری‌هایی نظیر اعتماد بیش از حد، زیان‌گریزی، رفتار گله‌ای و لنگراندازی را کاهش داده و تصمیمات سرمایه‌گذاری منطقی‌تری ایجاد کند.

نشریه مدیریت مالی هوشمند، ۱۴۰۵، دوره ۲، شماره ۱، صفحه ۱-۱۸.

ناشر: موسسه علمی طلوع بینش آینده

https://doi.org/ 10.25843/JIFM.2025.8563.21399

نوع مقاله: پژوهشی

© نویسندگان

استناد: فرهادی، کیانوش؛ صادقی، لیلا؛ نوری، امیرحسین و کاظمی، زهرا. (۱۴۰۵). توسعه سیستم مشاور روباتیک شخصی‌سازی‌شده با در نظر گرفتن سوگیری‌های رفتاری سرمایه‌گذاران با استفاده از یادگیری تقویتی عمیق. *مدیریت مالی هوشمند،۲(۱)*، ۱-۱۸.

۱-مقدمه

تحول دیجیتال و گسترش فناوری‌های نوظهور در صنعت خدمات مالی طی سال‌های اخیر، زمینه‌ساز شکل‌گیری نسل جدیدی از ابزارها و پلتفرم‌های هوشمند در حوزه مدیریت سرمایه و مشاوره مالی شده است. در این میان، مشاوران روباتیک (Robo-Advisors) به عنوان یکی از مهم‌ترین نوآوری‌های فناورانه در صنعت مالی شناخته می‌شوند که با بهره‌گیری از الگوریتم‌های هوش مصنوعی، یادگیری ماشین، کلان‌داده‌ها و تحلیل‌های پیشرفته مالی، خدمات سرمایه‌گذاری و مدیریت سبد دارایی را به صورت خودکار و با حداقل دخالت انسانی ارائه می‌کنند (اسمیت و همکاران، ۲۰۲۲). ظهور این سیستم‌ها پاسخی به نیاز روزافزون سرمایه‌گذاران برای دسترسی سریع، کم‌هزینه و شخصی‌سازی‌شده به خدمات مدیریت سرمایه بوده و توانسته است ساختار سنتی مشاوره مالی را به شکل قابل توجهی متحول سازد (رضایی و همکاران، ۱۴۰۲).

مشاوران روباتیک نخستین بار با هدف کاهش هزینه‌های عملیاتی شرکت‌های مدیریت دارایی و افزایش دسترسی سرمایه‌گذاران خرد به خدمات تخصصی سرمایه‌گذاری توسعه یافتند. این سیستم‌ها معمولاً بر پایه نظریه‌های کلاسیک مالی از جمله نظریه مدرن پرتفوی مارکویتز، مدل قیمت‌گذاری دارایی‌های سرمایه‌ای و فرضیه بازار کارا طراحی شده‌اند. در این چارچوب‌ها، سرمایه‌گذار به عنوان فردی عقلایی در نظر گرفته می‌شود که تمامی اطلاعات موجود را به‌طور کامل پردازش کرده و تصمیماتی را اتخاذ می‌کند که منجر به حداکثرسازی مطلوبیت مورد انتظار وی می‌شود (احمدی و محمدی، ۱۴۰۱؛ براون و دیویس، ۲۰۲۱). بر این اساس، الگوریتم‌های مشاوران روباتیک سنتی عمدتاً بر تحلیل داده‌های تاریخی بازار، ارزیابی سطح ریسک‌پذیری سرمایه‌گذار و بهینه‌سازی تخصیص دارایی تمرکز دارند.

با وجود موفقیت‌های قابل توجه این سیستم‌ها، مطالعات متعدد در حوزه مالی رفتاری نشان داده‌اند که مفروضات عقلایی مورد استفاده در نظریه‌های کلاسیک مالی در بسیاری از موارد با رفتار واقعی سرمایه‌گذاران همخوانی ندارد. در عمل، تصمیم‌گیری‌های مالی افراد تحت تأثیر طیف گسترده‌ای از عوامل روان‌شناختی، هیجانی و شناختی قرار می‌گیرد که می‌توانند منجر به انحراف از رفتار عقلایی شوند (کاهنمن و همکاران، ۲۰۲۱؛ حسینی و همکاران، ۱۴۰۳). پژوهش‌های مالی رفتاری بیان می‌کنند که سرمایه‌گذاران اغلب در شرایط عدم قطعیت، به جای اتکا به تحلیل منطقی اطلاعات، از میانبرهای ذهنی و قضاوت‌های شهودی استفاده می‌کنند که این امر احتمال بروز خطاهای تصمیم‌گیری را افزایش می‌دهد.

از جمله مهم‌ترین سوگیری‌های رفتاری شناسایی‌شده در ادبیات مالی می‌توان به اعتماد بیش از حد، زیان‌گریزی، رفتار گله‌ای، لنگراندازی، سوگیری تأیید و اثر تازگی اشاره کرد. برای مثال، سرمایه‌گذارانی که دچار سوگیری اعتماد بیش از حد هستند، توانایی خود در پیش‌بینی روندهای بازار را بیش از حد واقعی ارزیابی کرده و معمولاً معاملات پرریسک‌تری انجام می‌دهند. همچنین سرمایه‌گذاران زیان‌گریز تمایل دارند دارایی‌های زیان‌ده را برای مدت طولانی نگهداری کنند و از پذیرش زیان اجتناب نمایند، حتی اگر این اقدام از منظر اقتصادی منطقی نباشد (گارسیا و لوپز، ۲۰۲۴؛ کریمی و همکاران، ۱۴۰۴). این سوگیری‌ها نه‌تنها بر عملکرد فردی سرمایه‌گذاران تأثیر می‌گذارند، بلکه می‌توانند موجب شکل‌گیری نوسانات شدید و ناکارایی در بازارهای مالی نیز شوند.

در چنین شرایطی، یکی از مهم‌ترین چالش‌های پیش روی مشاوران روباتیک، ناتوانی در شناسایی و لحاظ نمودن ویژگی‌های رفتاری و روان‌شناختی سرمایه‌گذاران در فرآیند تصمیم‌گیری است. بسیاری از سامانه‌های موجود صرفاً بر متغیرهای مالی و ریسک‌پذیری تمرکز دارند و تفاوت‌های رفتاری میان کاربران را نادیده می‌گیرند. در نتیجه، توصیه‌های سرمایه‌گذاری ارائه‌شده توسط این سیستم‌ها ممکن است با ترجیحات واقعی و الگوهای رفتاری سرمایه‌گذاران همخوانی کامل نداشته باشد و در بلندمدت موجب کاهش رضایت و اعتماد کاربران شود (جعفری و همکاران، ۱۴۰۲؛ وانگ و همکاران، ۲۰۲۳).

همزمان با این تحولات، پیشرفت‌های چشمگیر در حوزه هوش مصنوعی و به‌ویژه یادگیری تقویتی عمیق فرصت‌های جدیدی را برای توسعه سیستم‌های هوشمند تصمیم‌یار در بازارهای مالی فراهم کرده است. یادگیری تقویتی عمیق یکی از پیشرفته‌ترین شاخه‌های یادگیری ماشین محسوب می‌شود که در آن عامل هوشمند از طریق تعامل مستمر با محیط، دریافت بازخورد و یادگیری مبتنی بر پاداش، قادر به شناسایی راهبردهای بهینه تصمیم‌گیری می‌شود (ساتون و بارتو، ۲۰۲۰). برخلاف بسیاری از روش‌های سنتی یادگیری ماشین که صرفاً بر داده‌های تاریخی تکیه دارند، الگوریتم‌های یادگیری تقویتی قادرند در محیط‌های پویا، غیرایستا و پیچیده عملکرد مناسبی داشته باشند و به‌طور مستمر خود را با شرایط جدید تطبیق دهند.

بازارهای مالی نمونه بارزی از محیط‌های پویا و پیچیده هستند که در آن‌ها متغیرهای متعددی به صورت همزمان بر تصمیمات سرمایه‌گذاری تأثیر می‌گذارند. در چنین محیطی، استفاده از الگوریتم‌های یادگیری تقویتی عمیق می‌تواند امکان طراحی سیستم‌هایی را فراهم آورد که نه‌تنها

روندهای بازار را تحلیل می‌کنند، بلکه از تجربیات گذشته نیز برای بهبود تصمیمات آینده بهره می‌گیرند (ژانگ و وانگ، ۲۰۲۴؛ موسوی و همکاران، ۱۴۰۴). این قابلیت، یادگیری تقویتی را به یکی از امیدبخش‌ترین فناوری‌ها در حوزه مدیریت سبد سرمایه‌گذاری و مشاوره مالی هوشمند تبدیل کرده است.

بر این اساس، پژوهش حاضر با هدف توسعه یک سیستم مشاور روباتیک شخصی‌سازی‌شده طراحی شده است که بتواند علاوه بر متغیرهای مالی و سطح ریسک‌پذیری سرمایه‌گذار، سوگیری‌های رفتاری وی را نیز در فرآیند تصمیم‌گیری لحاظ نماید. در مدل پیشنهادی، از الگوریتم‌های یادگیری تقویتی عمیق به عنوان هسته اصلی تصمیم‌گیری استفاده می‌شود تا عامل هوشمند بتواند از طریق تحلیل داده‌های بازار، ویژگی‌های فردی و شاخص‌های رفتاری کاربران، استراتژی‌های بهینه تخصیص دارایی را فراگیرد. انتظار می‌رود چنین رویکردی بتواند با کاهش اثرات منفی سوگیری‌های شناختی، بهبود کیفیت تصمیمات سرمایه‌گذاری، افزایش بازدهی سبدهای مالی و ارتقای رضایت کاربران، نسل جدیدی از مشاوران روباتیک هوشمند و رفتارمحور را معرفی نماید (محمدی و همکاران، ۱۴۰۵؛ چن و همکاران، ۲۰۲۵).

در مجموع، تلفیق مفاهیم مالی رفتاری با فناوری‌های نوین هوش مصنوعی و یادگیری تقویتی عمیق می‌تواند افق‌های جدیدی را در توسعه سامانه‌های مشاوره مالی هوشمند ایجاد کند. این رویکرد نه‌تنها محدودیت‌های مدل‌های سنتی را برطرف می‌سازد، بلکه امکان ارائه توصیه‌های سرمایه‌گذاری دقیق‌تر، شخصی‌سازی‌شده‌تر و سازگارتر با ویژگی‌های رفتاری سرمایه‌گذاران را نیز فراهم می‌آورد؛ موضوعی که در سال‌های اخیر به یکی از مهم‌ترین محورهای پژوهش در حوزه فین‌تک و مدیریت سرمایه تبدیل شده است.

۲- مبانی نظری و پیشینه پژوهش

۲-۱مشاوران روباتیک

مشاوران روباتیک به عنوان یکی از مهم‌ترین نوآوری‌های حوزه فناوری مالی ، پلتفرم‌های دیجیتالی هوشمندی هستند که با بهره‌گیری از الگوریتم‌های پیشرفته هوش مصنوعی، یادگیری ماشین، تحلیل داده‌های مالی و مدل‌های بهینه‌سازی، خدمات مشاوره سرمایه‌گذاری و مدیریت سبد دارایی را به صورت خودکار ارائه می‌کنند. این سیستم‌ها با هدف کاهش وابستگی به مشاوران انسانی، افزایش دسترسی سرمایه‌گذاران به خدمات مالی تخصصی و بهبود کارایی فرآیندهای سرمایه‌گذاری توسعه یافته‌اند. در واقع، مشاوران روباتیک تلاش می‌کنند تا با استفاده از داده‌های مالی، مشخصات فردی سرمایه‌گذاران و مدل‌های تصمیم‌گیری کمی، بهترین ترکیب دارایی را متناسب با سطح ریسک‌پذیری و اهداف سرمایه‌گذاری کاربران پیشنهاد دهند.

ظهور مشاوران روباتیک را می‌توان نتیجه همگرایی فناوری اطلاعات، هوش مصنوعی و علوم مالی دانست. این سامانه‌ها ابتدا در بازارهای مالی توسعه‌یافته به منظور ارائه خدمات مدیریت دارایی با هزینه پایین ایجاد شدند، اما به مرور زمان با پیشرفت فناوری و افزایش حجم داده‌های مالی، قابلیت‌های آن‌ها گسترش یافت. امروزه بسیاری از مؤسسات مالی و شرکت‌های سرمایه‌گذاری از این فناوری برای ارائه خدمات مدیریت ثروت، برنامه‌ریزی مالی، تخصیص دارایی و بازمتوازن‌سازی سبد سرمایه‌گذاری استفاده می‌کنند.

عملکرد مشاوران روباتیک معمولاً بر پایه چند مرحله اصلی استوار است. در گام نخست، اطلاعات مربوط به سرمایه‌گذار از طریق پرسشنامه‌های آنلاین جمع‌آوری می‌شود. این اطلاعات شامل سطح درآمد، افق سرمایه‌گذاری، اهداف مالی، میزان تحمل ریسک و وضعیت مالی فرد است. سپس سیستم با استفاده از مدل‌های کمی و الگوریتم‌های بهینه‌سازی، ترکیب مناسبی از دارایی‌ها را پیشنهاد می‌دهد. در ادامه نیز عملکرد سبد سرمایه‌گذاری به صورت مستمر پایش شده و در صورت نیاز، عملیات بازمتوازن‌سازی به صورت خودکار انجام می‌شود تا ساختار سبد با اهداف سرمایه‌گذاری اولیه همسو باقی بماند.

بخش عمده‌ای از مشاوران روباتیک موجود بر پایه نظریه مدرن پرتفوی مارکویتز و سایر نظریه‌های مالی کلاسیک طراحی شده‌اند. در این رویکردها فرض بر آن است که سرمایه‌گذاران رفتار عقلایی دارند و همواره به دنبال بیشینه‌سازی مطلوبیت مورد انتظار خود هستند. از این رو، تصمیمات سرمایه‌گذاری عمدتاً بر اساس معیارهایی نظیر بازده مورد انتظار، ریسک، همبستگی دارایی‌ها و شاخص‌های عملکرد مالی اتخاذ می‌شود. با این حال، مطالعات جدید در حوزه مالی رفتاری نشان داده‌اند که تصمیمات سرمایه‌گذاران اغلب تحت تأثیر عوامل روان‌شناختی و سوگیری‌های شناختی قرار دارد؛ موضوعی که در بسیاری از مشاوران روباتیک سنتی مورد توجه قرار نگرفته است.

یکی از مهم‌ترین مزایای مشاوران روباتیک، کاهش قابل توجه هزینه‌های ارائه خدمات مالی است. از آنجا که بسیاری از فرآیندهای تحلیل و تصمیم‌گیری به صورت خودکار انجام می‌شوند، نیاز به حضور مستمر مشاوران انسانی کاهش یافته و هزینه‌های عملیاتی شرکت‌های مدیریت دارایی به طور محسوسی کاهش می‌یابد. همچنین این سامانه‌ها امکان ارائه خدمات به تعداد بسیار زیادی از مشتریان را به طور همزمان فراهم می‌کنند که این موضوع موجب افزایش مقیاس‌پذیری خدمات مالی می‌شود.

علاوه بر این، مشاوران روباتیک دسترسی شبانه‌روزی به خدمات سرمایه‌گذاری را فراهم می‌کنند. برخلاف مشاوران سنتی که در ساعات مشخصی فعالیت دارند، کاربران می‌توانند در هر زمان و مکان به سامانه دسترسی داشته باشند و وضعیت سرمایه‌گذاری خود را بررسی کنند. از سوی دیگر، استفاده از الگوریتم‌های مبتنی بر داده موجب کاهش خطاهای انسانی، حذف تصمیمات احساسی و افزایش دقت تحلیل‌های مالی می‌شود.با وجود مزایای فراوان، مشاوران روباتیک سنتی با محدودیت‌هایی نیز مواجه هستند. مهم‌ترین محدودیت این سیستم‌ها، عدم توجه کافی به ویژگی‌های رفتاری و روان‌شناختی سرمایه‌گذاران است. در حالی که مطالعات مالی رفتاری نشان می‌دهد سرمایه‌گذاران تحت تأثیر سوگیری‌هایی مانند زیان‌گریزی، اعتماد بیش از حد، رفتار گله‌ای و لنگراندازی قرار دارند، بسیاری از مشاوران روباتیک صرفاً بر داده‌های مالی و شاخص‌های ریسک تمرکز می‌کنند. در نتیجه، توصیه‌های ارائه‌شده ممکن است با ترجیحات واقعی و رفتار سرمایه‌گذاران سازگاری کامل نداشته باشد و اثربخشی آن‌ها در شرایط واقعی بازار کاهش یابد.

جدول ۱.مهم‌ترین ویژگی‌ها، مزایا و محدودیت‌های مشاوران روباتیک

مؤلفه	شرح
کاهش هزینه خدمات مالی	حذف بخش قابل توجهی از هزینه‌های مربوط به مشاوره انسانی و مدیریت سنتی دارایی
دسترسی شبانه‌روزی	امکان استفاده از خدمات سرمایه‌گذاری در هر زمان و مکان
تصمیم‌گیری مبتنی بر داده	تحلیل حجم گسترده‌ای از داده‌های مالی و اقتصادی با سرعت بالا
کاهش خطاهای انسانی	حذف تصمیمات احساسی و خطاهای ناشی از قضاوت انسانی
مقیاس‌پذیری بالا	ارائه خدمات همزمان به تعداد زیادی از کاربران
بازمتوازن‌سازی خودکار	تنظیم مستمر ترکیب سبد سرمایه‌گذاری متناسب با شرایط بازار
شخصی‌سازی محدود	تمرکز عمده بر شاخص‌های مالی و ریسک‌پذیری
عدم توجه به سوگیری‌های رفتاری	ناتوانی در شناسایی و مدیریت عوامل روان‌شناختی مؤثر بر تصمیمات سرمایه‌گذاران

بررسی ادبیات پژوهش نشان می‌دهد که نسل جدید مشاوران روباتیک در حال حرکت به سمت استفاده از فناوری‌های پیشرفته هوش مصنوعی، یادگیری عمیق و یادگیری تقویتی هستند. هدف اصلی این تحول، افزایش سطح شخصی‌سازی، درک بهتر رفتار سرمایه‌گذاران و ارائه توصیه‌های سرمایه‌گذاری سازگار با ویژگی‌های مالی و رفتاری هر فرد است. از این منظر، ترکیب مفاهیم مالی رفتاری با الگوریتم‌های یادگیری تقویتی عمیق می‌تواند مسیر جدیدی را برای توسعه مشاوران روباتیک هوشمند و نسل آینده سیستم‌های مدیریت سرمایه فراهم سازد.

۲-۲مالی رفتاری

مالی رفتاری یکی از مهم‌ترین شاخه‌های نوین علوم مالی است که با تلفیق مفاهیم اقتصاد، روان‌شناسی، علوم شناختی و نظریه تصمیم‌گیری به بررسی رفتار واقعی سرمایه‌گذاران در بازارهای مالی می‌پردازد. برخلاف نظریه‌های سنتی مالی که سرمایه‌گذاران را افرادی کاملاً عقلایی و منطقی فرض می‌کنند، مالی رفتاری بر این باور است که تصمیمات مالی افراد تحت تأثیر عوامل روان‌شناختی، هیجانی و شناختی قرار دارد و در بسیاری از موارد از الگوهای عقلایی پیش‌بینی‌شده توسط نظریه‌های کلاسیک تبعیت نمی‌کند (کاهنمن و همکاران، ۲۰۲۱؛ احمدی و همکاران، ۱۴۰۲).

ظهور مالی رفتاری را می‌توان پاسخی به ناتوانی نظریه‌های سنتی در توضیح برخی پدیده‌های مشاهده‌شده در بازارهای مالی دانست. برای سال‌های متمادی، نظریه‌هایی مانند فرضیه بازار کارا و نظریه مطلوبیت مورد انتظار، مبنای تحلیل رفتار سرمایه‌گذاران قرار داشتند. این نظریه‌ها فرض می‌کردند که تمامی فعالان بازار دارای اطلاعات کامل بوده و تصمیمات خود را صرفاً بر اساس منطق اقتصادی اتخاذ می‌کنند. با این حال، شواهد تجربی متعدد نشان داده است که سرمایه‌گذاران اغلب تحت تأثیر احساساتی نظیر ترس، طمع، امید و پشیمانی قرار گرفته و تصمیماتی اتخاذ می‌کنند که با اصول عقلایی سازگار نیست (باربریس، ۲۰۲۲؛ رضایی و محمدی، ۱۴۰۳).

یکی از مهم‌ترین دستاوردهای مالی رفتاری، ارائه نظریه چشم‌انداز توسط کانمن و تورسکی است. این نظریه بیان می‌کند که افراد در مواجهه با سود و زیان رفتار نامتقارنی از خود نشان می‌دهند و حساسیت آن‌ها نسبت به زیان‌ها بیشتر از حساسیت نسبت به سودهای هم‌اندازه است. به عبارت دیگر، درد ناشی از یک زیان مالی معمولاً بسیار بیشتر از لذت حاصل از یک سود مشابه احساس می‌شود. این ویژگی رفتاری سبب می‌شود سرمایه‌گذاران در بسیاری از مواقع تصمیماتی اتخاذ کنند که با حداکثرسازی بازده اقتصادی همسو نباشد (کاهنمن و تورسکی، ۲۰۲۱؛ حسینی و همکاران، ۱۴۰۴).مطالعات متعدد نشان داده‌اند که سوگیری‌های رفتاری نقش مهمی در شکل‌دهی به تصمیمات سرمایه‌گذاری دارند. این سوگیری‌ها نوعی خطاهای نظام‌مند در پردازش اطلاعات و قضاوت هستند که می‌توانند موجب انحراف تصمیمات سرمایه‌گذاران از رفتار منطقی شوند. شناسایی و تحلیل این سوگیری‌ها از اهمیت بالایی برخوردار است، زیرا بسیاری از نوسانات بازارها و تصمیمات غیربهینه سرمایه‌گذاران را می‌توان با استفاده از آن‌ها توضیح داد (چن و همکاران، ۲۰۲۵؛ موسوی و همکاران، ۱۴۰۵).

الف) زیان‌گریزی

زیان‌گریزی یکی از شناخته‌شده‌ترین سوگیری‌های رفتاری است که بر اساس نظریه چشم‌انداز تعریف می‌شود. این سوگیری بیان می‌کند که افراد تمایل دارند از زیان اجتناب کنند، حتی اگر این اجتناب موجب از دست رفتن فرصت‌های سودآور شود. در واقع، تأثیر روانی زیان‌ها معمولاً دو تا سه برابر بیشتر از سودهای هم‌اندازه است. به همین دلیل، بسیاری از سرمایه‌گذاران از فروش دارایی‌های زیان‌ده خودداری می‌کنند و امیدوارند در آینده ارزش آن‌ها افزایش یابد. این رفتار می‌تواند منجر به کاهش کارایی تصمیمات سرمایه‌گذاری و افت عملکرد سبد دارایی شود (گارسیا و لوپز، ۲۰۲۴؛ کریمی و همکاران، ۱۴۰۳).

ب) اعتماد بیش از حد

اعتماد بیش از حد به تمایل افراد برای ارزیابی بیش از حد توانایی‌ها، دانش و مهارت‌های خود اشاره دارد. سرمایه‌گذاران دارای این سوگیری معمولاً توانایی خود را در پیش‌بینی روندهای بازار بیشتر از واقعیت تصور می‌کنند و به همین دلیل معاملات بیشتری انجام می‌دهند. تحقیقات نشان داده است که اعتماد بیش از حد می‌تواند منجر به افزایش ریسک‌پذیری، کاهش تنوع سبد سرمایه‌گذاری و در نهایت کاهش بازده تعدیل‌شده بر حسب ریسک شود (براون و دیویس، ۲۰۲۳؛ محمدی و همکاران، ۱۴۰۲).

ج) رفتار گله‌ای

رفتار گله‌ای یکی دیگر از سوگیری‌های مهم در بازارهای مالی است که در آن سرمایه‌گذاران تصمیمات خود را بر اساس رفتار سایر فعالان بازار اتخاذ می‌کنند، نه بر مبنای تحلیل مستقل اطلاعات. در این شرایط، افراد به دلیل ترس از عقب ماندن از سایر سرمایه‌گذاران یا نگرانی از اشتباه کردن، از رفتار اکثریت پیروی می‌کنند. این پدیده می‌تواند موجب شکل‌گیری حباب‌های قیمتی، افزایش نوسانات بازار و بروز بحران‌های مالی شود (وانگ و همکاران، ۲۰۲۳؛ جعفری و همکاران، ۱۴۰۴).

د) لنگراندازی

سوگیری لنگراندازی زمانی رخ می‌دهد که افراد در فرآیند تصمیم‌گیری بیش از حد به یک اطلاعات اولیه یا نقطه مرجع خاص وابسته شوند. برای مثال، سرمایه‌گذار ممکن است قیمت خرید اولیه یک سهم را به عنوان معیار اصلی تصمیم‌گیری خود در نظر بگیرد و در نتیجه نسبت به اطلاعات جدید بازار واکنش مناسبی نشان ندهد. این وابستگی ذهنی می‌تواند موجب کاهش انعطاف‌پذیری تصمیمات و افزایش احتمال اتخاذ تصمیمات غیرمنطقی شود (ژانگ و همکاران، ۲۰۲۴؛ شریفی و همکاران، ۱۴۰۱).

ه) سوگیری تأیید

سوگیری تأیید به تمایل افراد برای جستجو، تفسیر و پذیرش اطلاعاتی اشاره دارد که باورها و عقاید قبلی آن‌ها را تأیید می‌کند. سرمایه‌گذاران دارای این سوگیری معمولاً اطلاعات مخالف با دیدگاه خود را نادیده می‌گیرند یا اهمیت کمتری برای آن قائل می‌شوند. در نتیجه، فرآیند تصمیم‌گیری آن‌ها از جامعیت و بی‌طرفی لازم برخوردار نبوده و احتمال خطا در ارزیابی فرصت‌های سرمایه‌گذاری افزایش می‌یابد (اسمیت و همکاران، ۲۰۲۲؛ رضوی و همکاران، ۱۴۰۵).

جدول ۲. مهم‌ترین سوگیری‌های رفتاری سرمایه‌گذاران و آثار آن‌ها بر تصمیمات مالی

سوگیری رفتاری	تعریف	پیامدهای احتمالی
زیان‌گریزی	حساسیت بیشتر نسبت به زیان در مقایسه با سود	نگهداری دارایی‌های زیان‌ده، کاهش بازده
اعتماد بیش از حد	ارزیابی بیش از حد توانایی‌های فردی	معاملات بیش از حد، افزایش ریسک
رفتار گله‌ای	پیروی از رفتار اکثریت بازار	ایجاد حباب قیمتی و نوسانات شدید
لنگراندازی	وابستگی بیش از حد به اطلاعات اولیه	کاهش انعطاف‌پذیری در تصمیم‌گیری
سوگیری تأیید	جستجوی اطلاعات تأییدکننده باورهای قبلی	تحلیل ناقص و افزایش خطاهای تصمیم‌گیری

با توجه به نقش گسترده سوگیری‌های رفتاری در تصمیمات سرمایه‌گذاری، بسیاری از پژوهشگران معتقدند که نسل آینده سیستم‌های مدیریت سرمایه باید قادر به شناسایی، تحلیل و مدیریت این عوامل رفتاری باشند. در این راستا، ادغام مفاهیم مالی رفتاری با فناوری‌های نوین هوش مصنوعی، به‌ویژه یادگیری تقویتی عمیق، می‌تواند زمینه توسعه مشاوران روباتیک شخصی‌سازی‌شده‌ای را فراهم کند که نه‌تنها شرایط مالی سرمایه‌گذاران، بلکه ویژگی‌های روان‌شناختی و رفتاری آن‌ها را نیز در فرآیند تصمیم‌گیری لحاظ نمایند (چن و همکاران، ۲۰۲۵؛ موسوی و همکاران، ۱۴۰۵).

۲-۳یادگیری تقویتی عمیق

یادگیری تقویتی عمیق یکی از پیشرفته‌ترین شاخه‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین است که در سال‌های اخیر کاربردهای گسترده‌ای در حوزه‌های مختلف از جمله مدیریت مالی، بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری، معاملات الگوریتمی، مدیریت ریسک و سیستم‌های توصیه‌گر مالی پیدا کرده است. این رویکرد با ترکیب قابلیت‌های یادگیری تقویتی و شبکه‌های عصبی عمیق، امکان تصمیم‌گیری هوشمند در محیط‌های پیچیده، پویا و دارای عدم قطعیت را فراهم می‌سازد. برخلاف بسیاری از روش‌های سنتی یادگیری ماشین که بر روی داده‌های برچسب‌گذاری‌شده آموزش می‌بینند، در یادگیری تقویتی عامل هوشمند از طریق تعامل مستقیم با محیط و دریافت بازخورد، به تدریج رفتار بهینه را فرا می‌گیرد (ساتون و بارتو، ۲۰۲۰؛ محمدی و همکاران، ۱۴۰۳).در این روش، عامل هوشمند به طور مستمر با محیط تعامل می‌کند، وضعیت محیط را مشاهده می‌کند، تصمیمی اتخاذ می‌نماید و بر اساس نتیجه تصمیم خود پاداش یا جریمه دریافت می‌کند. هدف نهایی عامل، یادگیری مجموعه‌ای از تصمیمات بهینه است که مجموع پاداش‌های دریافتی در بلندمدت را بیشینه سازد. این ویژگی موجب شده است که یادگیری تقویتی به ابزاری مناسب برای حل مسائل تصمیم‌گیری متوالی و پیچیده در بازارهای مالی تبدیل شود؛ زیرا تصمیمات سرمایه‌گذاری معمولاً دارای پیامدهای بلندمدت بوده و نتایج آن‌ها در طول زمان مشخص می‌شود (احمدی و همکاران، ۱۴۰۲؛ ژانگ و همکاران، ۲۰۲۴).یکی از مهم‌ترین مزایای یادگیری تقویتی نسبت به سایر روش‌های هوش مصنوعی، توانایی سازگاری با شرایط متغیر محیط است. بازارهای مالی محیط‌هایی پویا، غیرایستا و مملو از عدم قطعیت هستند که در آن‌ها روابط میان متغیرها به طور مداوم تغییر می‌کند. در چنین شرایطی، الگوریتم‌های یادگیری تقویتی می‌توانند از تجربیات گذشته استفاده کرده و راهبردهای تصمیم‌گیری خود را به صورت مستمر بهبود دهند (حسینی و همکاران، ۱۴۰۴؛ چن و همکاران، ۲۰۲۵).

اجزای اصلی یادگیری تقویتی

فرآیند یادگیری تقویتی از چند مؤلفه اساسی تشکیل شده است که هر یک نقش مهمی در فرآیند یادگیری عامل ایفا می‌کنند.

عامل: عامل به موجودیت هوشمندی گفته می‌شود که وظیفه تصمیم‌گیری را بر عهده دارد. در مسائل مالی، عامل می‌تواند یک سامانه مدیریت سرمایه یا مشاور روباتیک باشد که درباره خرید، فروش یا نگهداری دارایی‌ها تصمیم‌گیری می‌کند.

محیط: محیط مجموعه شرایط و متغیرهایی است که عامل در آن فعالیت می‌کند. در حوزه مالی، محیط شامل بازار سرمایه، اطلاعات اقتصادی، داده‌های قیمتی و سایر عوامل مؤثر بر سرمایه‌گذاری است.

حالت: حالت بیانگر وضعیت فعلی محیط در هر لحظه زمانی است. برای مثال، قیمت دارایی‌ها، شاخص‌های تکنیکال، میزان ریسک سبد و ویژگی‌های رفتاری سرمایه‌گذار می‌توانند بخشی از حالت سیستم باشند.

عمل: عمل به تصمیمی گفته می‌شود که عامل در هر وضعیت اتخاذ می‌کند. خرید، فروش، افزایش وزن یک دارایی یا حفظ وضعیت فعلی نمونه‌هایی از اعمال در مسائل مدیریت سبد سرمایه‌گذاری هستند.

پاداش: پاداش معیاری برای ارزیابی کیفیت تصمیمات عامل است. عامل تلاش می‌کند اقداماتی را انتخاب کند که منجر بـه دریافـت بیشـترین پاداش ممکن شوند. در مسائل مالی، بازده سبد سرمایه‌گذاری، کاهش ریسک یا افزایش رضایت سرمایه‌گذار می‌توانند بـه عنـوان پـاداش تعریـف شوند (کریمی و همکاران، ۱۴۰۱؛ لی و همکاران، ۲۰۲۳).

نقش شبکه‌های عصبی در یادگیری تقویتی عمیق

با افزایش پیچیدگی مسائل واقعی، استفاده از روش‌های سنتی یادگیری تقویتی با محدودیت‌هایی مواجه شد. در بسیاری از کاربردها، تعداد حالت‌ها و تصمیمات ممکن بسیار زیاد است و ذخیره‌سازی تمامی اطلاعات مربوط به آن‌ها امکان‌پذیر نیست. برای حل این مشکل، از شبکه‌هـای عصـبی عمیق به عنوان ابزار تقریب توابع ارزش و سیاست تصمیم‌گیری استفاده می‌شود.

شبکه‌های عصبی قادرند الگوهای پیچیده موجود در داده‌ها را شناسایی کرده و روابط غیرخطی میان متغیرهـا را مـدل‌سـازی کننـد. ترکیـب ایـن قابلیت با یادگیری تقویتی موجب شکل‌گیری یادگیری تقویتی عمیق شده است که توانایی حـل مسـائل بسـیار پیچیـده را دارد. ایـن رویکـرد در سال‌های اخیر موفقیت چشمگیری در حوزه‌هایی مانند بازی‌های رایانه‌ای، رباتیک، کنترل هوشمند و مدیریت مالی به دست آورده است (بـراون و دیویس، ۲۰۲۳؛ موسوی و همکاران، ۱۴۰۴).

مهم‌ترین الگوریتم‌های یادگیری تقویتی عمیق

در سال‌های اخیر الگوریتم‌های متعددی در حوزه یادگیری تقویتی عمیق توسعه یافته‌اند که هر یک دارای ویژگـی‌هـا و کاربردهـای خـاص خـود هستند. مهم‌ترین این الگوریتم‌ها عبارت‌اند از:

شبکه ارزش عمیق

شبکه ارزش عمیق دوگانه

گرادیان سیاست قطعی عمیق

بهینه‌سازی سیاست نزدیک

بازیگر ـ منتقد مزیت

بازیگر ـ منتقد نرم

این الگوریتم‌ها از نظر ساختار، نحوه یادگیری و سرعت همگرایی با یکدیگر تفاوت دارند و انتخاب هر یک به ماهیت مسئله و ویژگی‌های محـیط بستگی دارد.

کاربرد یادگیری تقویتی عمیق در بازارهای مالی

یکی از مهم‌ترین حوزه‌های کاربرد یادگیری تقویتی عمیق، مدیریت سبد سرمایه‌گذاری است. در این حوزه، عامل هوشمند تلاش می‌کند با تحلیل مستمر اطلاعات بازار و یادگیری از تجربیات گذشته، بهترین ترکیب دارایی را برای دستیابی به بیشترین بـازده و کمتـرین ریسـک انتخـاب کنـد. برخلاف روش‌های سنتی که عمدتاً بر داده‌های تاریخی تکیه دارند، الگوریتم‌های یادگیری تقویتی قادرند به صورت پویا با تغییـرات بـازار سـازگار شوند و راهبردهای سرمایه‌گذاری خود را به‌روزرسانی کنند (رضایی و همکاران، ۱۴۰۵؛ گارسیا و لوپز، ۲۰۲۴).

پژوهش‌های اخیر نشان داده‌اند که الگوریتم‌های مبتنی بر بهینه‌سازی سیاست نزدیک و بازیگر ـ منتقد نرم در مسائل مدیریت سبد سرمایه‌گـذاری عملکرد بسیار مناسبی دارند. این الگوریتم‌ها قادرند ضمن حفظ تعادل میان بازده و ریسک، به سرعت خود را با شرایط متغیر بازار تطبیـق دهنـد و تصمیمات بهینه‌تری نسبت به بسیاری از روش‌های سنتی اتخاذ کنند (وانگ و همکاران، ۲۰۲۵؛ جعفری و همکاران، ۱۴۰۴).

جدول ۳. اجزای اصلی یادگیری تقویتی و کاربرد آن‌ها در مدیریت سرمایه

مؤلفه	تعریف	نمونه در مدیریت سرمایه
عامل	تصمیم‌گیرنده هوشمند	مشاور روباتیک
محیط	فضای تعامل عامل	بازار مالی
حالت	وضعیت فعلی محیط	قیمت‌ها، شاخص‌ها و ویژگی‌های رفتاری
عمل	تصمیم عامل	خرید، فروش یا نگهداری دارایی
پاداش	معیار ارزیابی عملکرد	بازده سبد و کنترل ریسک

در مجموع، یادگیری تقویتی عمیق به دلیل توانایی بالا در یادگیری از تجربه، سازگاری با محیط‌های پویا و تصمیم‌گیری در شرایط پیچیده، به یکی از مهم‌ترین فناوری‌های مورد استفاده در نسل جدید سیستم‌های مدیریت سرمایه تبدیل شده است. ترکیب این فناوری با مفاهیم مالی رفتاری و داده‌های شخصی سرمایه‌گذاران می‌تواند زمینه توسعه مشاوران روباتیک هوشمندی را فراهم کند که علاوه بر بهینه‌سازی بازده و ریسک، ویژگی‌های رفتاری و روان‌شناختی کاربران را نیز در فرآیند تصمیم‌گیری لحاظ نمایند (محمدی و همکاران، ۱۴۰۵؛ چن و همکاران، ۲۰۲۵).

۲-٤-چارچوب پیشنهادی سیستم

با توجه به محدودیت‌های مشاوران روباتیک سنتی در شناسایی ویژگی‌های رفتاری سرمایه‌گذاران و همچنین توانایی بالای الگوریتم‌های یادگیری تقویتی عمیق در تصمیم‌گیری در محیط‌های پیچیده، در این پژوهش یک چارچوب یکپارچه برای توسعه مشاور روباتیک شخصی‌سازی‌شده پیشنهاد می‌شود. هدف اصلی این چارچوب، ترکیب داده‌های مالی، ویژگی‌های فردی و شاخص‌های رفتاری سرمایه‌گذاران در یک سامانه هوشمند است تا توصیه‌های سرمایه‌گذاری متناسب با شرایط و خصوصیات هر کاربر ارائه گردد. در این مدل، علاوه بر متغیرهای سنتی مالی، عوامل روان‌شناختی و سوگیری‌های رفتاری نیز در فرآیند تصمیم‌گیری لحاظ می‌شوند که این امر می‌تواند موجب افزایش دقت توصیه‌ها، بهبود مدیریت ریسک و ارتقای رضایت سرمایه‌گذاران شود (احمدی و همکاران، ۱۴۰۳؛ ژانگ و همکاران، ۲۰۲۴).

معماری سیستم پیشنهادی از چهار لایه اصلی تشکیل شده است که به صورت زنجیره‌ای با یکدیگر در ارتباط هستند. هر لایه وظیفه مشخصی در جمع‌آوری، پردازش، تحلیل و تولید توصیه‌های سرمایه‌گذاری بر عهده دارد. این ساختار چندلایه موجب می‌شود اطلاعات خام به تدریج به دانش قابل استفاده برای تصمیم‌گیری تبدیل شوند و در نهایت خروجی سیستم به شکل توصیه‌های شخصی‌سازی‌شده در اختیار سرمایه‌گذار قرار گیرد (موسوی و همکاران، ۱۴۰۴؛ وانگ و همکاران، ۲۰۲۵).

لایه اول: جمع‌آوری و یکپارچه‌سازی داده‌ها

نخستین بخش از معماری پیشنهادی، لایه جمع‌آوری داده‌ها است. کیفیت تصمیمات تولیدشده توسط هر سیستم هوشمند تا حد زیادی به کیفیت داده‌های ورودی آن وابسته است. از این رو، در این لایه تلاش می‌شود اطلاعات موردنیاز از منابع مختلف جمع‌آوری و یکپارچه شوند.

داده‌های مورد استفاده در این پژوهش را می‌توان در چهار گروه اصلی طبقه‌بندی کرد:

اطلاعات بازار سرمایه

داده‌های تاریخی قیمت دارایی‌ها

شاخص‌های اقتصادی و کلان مالی

داده‌های رفتاری سرمایه‌گذاران

اطلاعات بازار شامل قیمت سهام، حجم معاملات، نرخ بازده، نوسانات بازار و سایر متغیرهای مالی است. همچنین داده‌های تاریخی قیمت به سیستم کمک می‌کنند الگوهای رفتاری بازار را شناسایی کرده و روندهای احتمالی آینده را پیش‌بینی نماید. علاوه بر این، شاخص‌های اقتصادی نظیر نرخ تورم، نرخ بهره، نرخ ارز و شاخص‌های رشد اقتصادی می‌توانند بر تصمیمات سرمایه‌گذاری تأثیرگذار باشند و به همین دلیل به عنوان بخشی از ورودی سیستم در نظر گرفته می‌شوند (رضایی و همکاران، ۱۴۰۲؛ لی و همکاران، ۲۰۲۳).

در کنار اطلاعات مالی، داده‌های رفتاری کاربران نیز جمع‌آوری می‌شوند. این داده‌ها شامل سوابق معاملاتی، الگوهای تصمیم‌گیری، میزان تحمل ریسک، واکنش به نوسانات بازار و سایر ویژگی‌های رفتاری سرمایه‌گذاران است. ترکیب داده‌های مالی و رفتاری امکان شناخت دقیق‌تر کاربران را فراهم می‌کند و زمینه لازم برای شخصی‌سازی توصیه‌های سرمایه‌گذاری را به وجود می‌آورد (جعفری و همکاران، ۱۴۰۴؛ چن و همکاران، ۲۰۲۵).

لایه دوم: استخراج و تحلیل پروفایل رفتاری

دومین لایه سیستم به تحلیل ویژگی‌های رفتاری سرمایه‌گذاران اختصاص دارد. هدف اصلی این بخش، شناسایی سوگیری‌های شناختی و الگوهای رفتاری مؤثر بر تصمیمات سرمایه‌گذاری است. مطالعات مالی رفتاری نشان داده‌اند که بسیاری از تصمیمات سرمایه‌گذاران تحت تأثیر

عوامل روان‌شناختی قرار دارند و در صورت نادیده گرفتن این عوامل، کیفیت توصیه‌های سرمایه‌گذاری کاهش می‌یابد (حسینی و همکاران، ۱۴۰۳؛ براون و دیویس، ۲۰۲۳).

در این مرحله، از پرسشنامه‌های روان‌سنجی، تحلیل سوابق معاملاتی و داده‌های رفتاری کاربران برای استخراج شاخص‌های رفتاری استفاده می‌شود. این شاخص‌ها نمایانگر ویژگی‌های روان‌شناختی و الگوهای تصمیم‌گیری هر سرمایه‌گذار هستند.

مهم‌ترین متغیرهای رفتاری مورد استفاده در مدل عبارت‌اند از:

شاخص زیان‌گریزی

شاخص اعتماد بیش از حد

شاخص ریسک‌پذیری

شاخص رفتار گله‌ای

شاخص سوگیری تأیید

شاخص واکنش هیجانی به نوسانات بازار

به عنوان مثال، سرمایه‌گذاری که دارای شاخص بالای زیان‌گریزی است، معمولاً تمایل دارد دارایی‌های زیان‌ده را برای مدت طولانی نگهداری کند. همچنین افرادی که سطح بالایی از اعتماد بیش از حد دارند، ممکن است معاملات بیشتری انجام داده و ریسک بیشتری را بپذیرند. شناسایی این ویژگی‌ها به سیستم کمک می‌کند توصیه‌هایی ارائه دهد که با ویژگی‌های رفتاری هر فرد سازگاری بیشتری داشته باشد (محمدی و همکاران، ۱۴۰۵؛ گارسیا و لوپز، ۲۰۲۴).

لایه سوم: موتور یادگیری تقویتی عمیق

هسته اصلی سیستم پیشنهادی، موتور یادگیری تقویتی عمیق است. در این بخش، عامل هوشمند با استفاده از اطلاعات مالی و رفتاری جمع‌آوری‌شده، سیاست بهینه تخصیص دارایی را فرا می‌گیرد. برخلاف روش‌های سنتی که بر قواعد از پیش تعیین‌شده متکی هستند، عامل یادگیری تقویتی از طریق تعامل مستمر با محیط و دریافت بازخورد عملکرد خود، راهبردهای سرمایه‌گذاری را به صورت پویا توسعه می‌دهد (ساتون و بارتو، ۲۰۲۰؛ کریمی و همکاران، ۱۴۰۴).

در این مدل، وضعیت سیستم شامل اطلاعات بازار، ویژگی‌های سبد سرمایه‌گذاری و شاخص‌های رفتاری سرمایه‌گذار است. عامل بر اساس این اطلاعات تصمیم می‌گیرد چه مقدار از سرمایه به هر دارایی اختصاص یابد. سپس با توجه به عملکرد سبد و میزان تحقق اهداف سرمایه‌گذاری، پاداش یا جریمه دریافت می‌کند. این فرآیند به صورت مستمر تکرار می‌شود تا عامل بتواند به سیاستی دست یابد که ضمن افزایش بازده، ریسک را کنترل کرده و اثرات منفی سوگیری‌های رفتاری را کاهش دهد (وانگ و همکاران، ۲۰۲۵؛ موسوی و همکاران، ۱۴۰۴).

مزیت اصلی این لایه آن است که عامل نه تنها از داده‌های مالی، بلکه از ویژگی‌های رفتاری کاربران نیز برای یادگیری استفاده می‌کند. بنابراین سیاست‌های سرمایه‌گذاری تولیدشده می‌توانند متناسب با شخصیت، ترجیحات و الگوهای رفتاری هر سرمایه‌گذار باشند.

لایه چهارم: موتور توصیه‌گر هوشمند

آخرین بخش معماری پیشنهادی، موتور توصیه‌گر هوشمند است. این لایه وظیفه تبدیل خروجی موتور یادگیری تقویتی به توصیه‌های قابل فهم و کاربردی برای سرمایه‌گذار را بر عهده دارد. در این بخش، تصمیمات تولیدشده توسط عامل هوشمند به شکل پیشنهادهای سرمایه‌گذاری، ترکیب بهینه دارایی‌ها، هشدارهای ریسک و راهکارهای مدیریت سبد ارائه می‌شوند (احمدی و همکاران، ۱۴۰۳؛ چن و همکاران، ۲۰۲۵).

موتور توصیه‌گر علاوه بر ارائه پیشنهادهای سرمایه‌گذاری، می‌تواند توضیحات لازم درباره دلایل هر تصمیم را نیز در اختیار کاربر قرار دهد. این قابلیت موجب افزایش شفافیت سیستم و ارتقای اعتماد سرمایه‌گذاران به توصیه‌های ارائه‌شده می‌شود. همچنین سیستم قادر است در صورت مشاهده رفتارهای پرخطر یا تصمیمات هیجانی، هشدارهای لازم را به کاربر ارائه کرده و وی را به اتخاذ تصمیمات منطقی‌تر هدایت نماید (رضوی و همکاران، ۱۴۰۵؛ ژانگ و همکاران، ۲۰۲۴).

جدول ٤. لایه‌های اصلی چارچوب پیشنهادی سیستم

لایه	وظیفه اصلی	خروجی
جمع‌آوری داده‌ها	دریافت اطلاعات مالی، اقتصادی و رفتاری	پایگاه داده یکپارچه
پروفایل رفتاری	استخراج شاخص‌های روان‌شناختی و رفتاری	نمایه رفتاری سرمایه‌گذار
موتور یادگیری تقویتی عمیق	یادگیری سیاست بهینه تخصیص دارایی	راهبرد سرمایه‌گذاری بهینه
موتور توصیه‌گر	تولید پیشنهادهای شخصی‌سازی‌شده	توصیه‌های سرمایه‌گذاری و هشدارهای ریسک

در مجموع، چارچوب پیشنهادی پژوهش حاضر با ترکیب داده‌های مالی، شاخص‌های رفتاری و الگوریتم‌های یادگیری تقویتی عمیق، بستری را برای توسعه نسل جدیدی از مشاوران روباتیک فراهم می‌سازد. این سامانه قادر است علاوه بر تحلیل شرایط بازار، ویژگی‌های رفتاری سرمایه‌گذاران را نیز در فرآیند تصمیم‌گیری لحاظ کند و از این طریق توصیه‌هایی دقیق‌تر، شخصی‌سازی‌شده‌تر و سازگارتر با اهداف و ترجیحات کاربران ارائه دهد؛ قابلیتی که می‌تواند مزیت رقابتی مهمی برای مشاوران روباتیک آینده محسوب شود (محمدی و همکاران، ۱۴۰۵؛ گارسیا و لوپز، ۲۰۲۴).

۳.روش تحقیق

پژوهش حاضر از نظر هدف در دسته تحقیقات کاربردی–توسعه‌ای قرار می‌گیرد؛ زیرا علاوه بر توسعه یک چارچوب نوین در حوزه مشاوران روباتیک هوشمند، به دنبال ارائه یک راهکار عملی برای بهبود تصمیم گیری سرمایه گذاری در شرایط واقعی بازارهای مالی است. از نظر ماهیت، این پژوهش کمی، داده‌محور و الگوریتم‌محور بوده و بر پایه مدل‌سازی ریاضی، یادگیری ماشین و شبیه‌سازی محاسباتی طراحی شده است. همچنین از منظر روش اجرا، پژوهش مبتنی بر تحلیل داده‌های واقعی بازار و آموزش مدل‌های یادگیری تقویتی عمیق است که در آن تعامل میان عامل هوشمند و محیط مالی به صورت مستمر مورد بررسی قرار می‌گیرد (احمدی و همکاران، ۱۴۰۳؛ موسوی و همکاران، ۱۴۰۴).

در این پژوهش، فرآیند اجرا به صورت مرحله‌ای و پیوسته طراحی شده است تا امکان بازتولیدپذیری نتایج و ارزیابی دقیق عملکرد مدل فراهم شود. در نخستین گام، داده‌های مالی از بازارهای سرمایه شامل قیمت دارایی‌ها، حجم معاملات، بازده‌های تاریخی، نوسانات بازار و شاخص‌های کلان اقتصادی گردآوری می‌شود. این داده‌ها پس از جمع‌آوری، مورد پاک‌سازی، نرمال‌سازی و یکپارچه‌سازی قرار می‌گیرند تا برای استفاده در مدل‌های یادگیری ماشین آماده شوند. کیفیت داده‌های ورودی نقش تعیین‌کننده‌ای در عملکرد نهایی مدل دارد، زیرا هرگونه نویز یا ناهماهنگی در داده‌ها می‌تواند موجب انحراف در یادگیری عامل هوشمند شود (لی و همکاران، ۲۰۲۳؛ رضایی و همکاران، ۱۴۰۲).

در ادامه، شاخص‌های رفتاری سرمایه‌گذاران استخراج می‌شود. این مرحله یکی از بخش‌های کلیدی پژوهش است، زیرا تلاش می‌شود رفتارهای کیفی و روان‌شناختی به متغیرهای کمی قابل استفاده در مدل تبدیل شوند. این شاخص‌ها از طریق تحلیل سوابق معاملاتی، پرسشنامه‌های روان‌سنجی و بررسی الگوهای تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران استخراج می‌شوند. متغیرهایی نظیر زیان‌گریزی، اعتماد بیش از حد، رفتار گله‌ای، لنگراندازی و سوگیری تأیید در این مرحله مدل‌سازی شده و به صورت عددی در ساختار داده‌ها وارد می‌شوند. اهمیت این مرحله در آن است که امکان ورود ابعاد رفتاری انسان به سیستم‌های هوشمند تصمیم‌گیری مالی را فراهم می‌سازد، موضوعی که در پژوهش‌های اخیر مالی رفتاری نیز به آن تأکید شده است (کاهنمن و همکاران، ۲۰۲۱؛ حسینی و همکاران، ۱۴۰۴).

پس از استخراج داده‌ها، محیط شبیه‌سازی بازار طراحی می‌شود. هدف از این محیط، ایجاد بستری کنترل‌شده برای آموزش عامل یادگیری تقویتی است تا بدون ریسک مستقیم در بازار واقعی، بتواند رفتارهای مختلف را تجربه کرده و اثر تصمیمات خود را مشاهده کند. این محیط شامل رفتار قیمت‌ها، نوسانات بازار، تغییرات اقتصادی و واکنش‌های سرمایه‌گذاران است. عامل در هر مرحله تصمیماتی مانند خرید، فروش یا نگهداری دارایی اتخاذ می‌کند و بر اساس عملکرد خود در محیط، بازخورد دریافت می‌نماید. این ساختار امکان یادگیری تدریجی و پایدار را برای مدل فراهم می‌کند و از نظر علمی یکی از مهم‌ترین بخش‌های سیستم‌های مبتنی بر یادگیری تقویتی محسوب می‌شود (ساتون و بارتو، ۲۰۲۰؛ ژانگ و همکاران، ۲۰۲۴).

در مرحله بعد، آموزش عامل یادگیری تقویتی عمیق انجام می‌شود. در این فرآیند، عامل با استفاده از داده‌های ورودی شامل ویژگی‌های بازار، وضعیت سبد سرمایه‌گذاری و شاخص‌های رفتاری، اقدام به یادگیری سیاست بهینه تخصیص دارایی می‌کند. عامل در هر گام زمانی با محیط تعامل داشته و بر اساس پاداش یا جریمه دریافتی، پارامترهای خود را به‌روزرسانی می‌کند. هدف نهایی این مرحله، بیشینه‌سازی بازده تعدیل‌شده با ریسک و در عین حال کاهش اثرات منفی سوگیری‌های رفتاری سرمایه‌گذار است. این فرآیند یادگیری به صورت تکرارشونده انجام می‌شود تا مدل به یک سیاست پایدار و بهینه همگرا شود (براون و دیویس، ۲۰۲۳؛ موسوی و همکاران، ۱۴۰۵).پس از تکمیل فرآیند آموزش، عملکرد مدل مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. در این مرحله، معیارهای مختلفی مانند بازده تجمعی، نسبت شارپ، نسبت سورتینو، حداکثر افت سرمایه و میزان انحراف از رفتار بهینه مورد بررسی قرار می‌گیرد. علاوه بر این، اثر افزودن مؤلفه‌های رفتاری به مدل نیز به طور خاص تحلیل می‌شود تا مشخص گردد آیا در نظر گرفتن سوگیری‌های شناختی موجب بهبود عملکرد سیستم شده است یا خیر. نتایج این ارزیابی نقش مهمی در تعیین کارایی واقعی مدل در شرایط بازار دارند (گارسیا و لوپز، ۲۰۲۴؛ محمدی و همکاران، ۱۴۰۵).

در نهایت، مدل پیشنهادی با روش‌های سنتی مدیریت پرتفوی از جمله مدل میانگین واریانس و سایر رویکردهای کلاسیک مقایسه می‌شود. هدف از این مقایسه، سنجش میزان برتری رویکرد مبتنی بر یادگیری تقویتی عمیق در شرایط واقعی بازار است. انتظار می‌رود مدل پیشنهادی به دلیل بهره‌گیری هم‌زمان از داده‌های مالی و رفتاری، عملکرد بهتری نسبت به روش‌های سنتی از خود نشان دهد و بتواند تصمیمات سرمایه‌گذاری دقیق‌تر، پایدارتر و شخصی‌سازی‌شده‌تری ارائه دهد. جامعه آماری این پژوهش شامل سرمایه‌گذاران حقیقی فعال در بازار سرمایه است که رفتار معاملاتی و داده‌های تاریخی آن‌ها مبنای آموزش و ارزیابی مدل قرار می‌گیرد (چن و همکاران، ۲۰۲۵؛ رضوی و همکاران، ۱۴۰۵).

۳-۱معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی، مجموعه‌ای از شاخص‌های مالی، آماری و رفتاری در نظر گرفته می‌شود تا بتوان کارایی سیستم را از ابعاد مختلف بررسی کرد. نخستین شاخص، بازده تجمعی است که نشان‌دهنده میزان سود کلی حاصل از اجرای راهبرد سرمایه‌گذاری در یک بازه زمانی مشخص می‌باشد. این شاخص یکی از مهم‌ترین معیارهای سنجش عملکرد در مدل‌های مدیریت پرتفوی محسوب می‌شود و بیانگر توانایی سیستم در ایجاد ارزش افزوده برای سرمایه‌گذار است (لی و همکاران، ۲۰۲۳؛ احمدی و همکاران، ۱۴۰۳).

در کنار بازده تجمعی، نسبت شارپ به عنوان یکی از معیارهای اصلی سنجش بازده تعدیل‌شده با ریسک مورد استفاده قرار می‌گیرد. این نسبت نشان می‌دهد که سیستم تا چه میزان توانسته است در ازای هر واحد ریسک، بازده ایجاد کند. هرچه مقدار این شاخص بالاتر باشد، کارایی مدل در مدیریت هم‌زمان ریسک و بازده بیشتر خواهد بود (براون و دیویس، ۲۰۲۳).

نسبت سورتینو نیز به عنوان یکی دیگر از معیارهای کلیدی ارزیابی عملکرد به کار می‌رود. برخلاف نسبت شارپ که کل نوسانات را در نظر می‌گیرد، نسبت سورتینو تنها نوسانات منفی را مورد توجه قرار می‌دهد و از این جهت معیار دقیق‌تری برای ارزیابی ریسک نزولی محسوب می‌شود. این شاخص به‌ویژه در شرایطی که هدف کاهش زیان‌های احتمالی است اهمیت بالایی دارد (گارسیا و لوپز، ۲۰۲۴).

حداکثر افت سرمایه یکی دیگر از معیارهای مهم در این پژوهش است که میزان بیشترین کاهش ارزش سبد سرمایه‌گذاری را در یک بازه زمانی مشخص نشان می‌دهد. این شاخص بیانگر میزان تحمل‌پذیری سیستم در برابر بحران‌های بازار است و نقش مهمی در ارزیابی پایداری راهبرد سرمایه‌گذاری دارد (وانگ و همکاران، ۲۰۲۵).

علاوه بر معیارهای مالی، شاخص‌های رفتاری نیز در ارزیابی مدل مورد استفاده قرار می‌گیرند. یکی از این شاخص‌ها نرخ موفقیت توصیه‌ها است که نشان می‌دهد چه درصدی از توصیه‌های ارائه‌شده توسط سیستم منجر به تصمیمات سودآور شده‌اند. این شاخص بیانگر میزان دقت و اثربخشی موتور توصیه‌گر در شرایط واقعی بازار است (محمدی و همکاران، ۱۴۰۵).

همچنین میزان رضایت کاربران به عنوان یکی از مهم‌ترین شاخص‌های رفتاری و کاربردی در نظر گرفته می‌شود. این شاخص از طریق پرسشنامه‌های ارزیابی تجربه کاربری، میزان اعتماد به سیستم و رضایت از توصیه‌های ارائه‌شده اندازه‌گیری می‌شود. اهمیت این معیار در آن است که موفقیت واقعی یک مشاور روباتیک تنها به عملکرد مالی محدود نمی‌شود، بلکه پذیرش و رضایت کاربران نیز نقش تعیین‌کننده‌ای دارد (چن و همکاران، ۲۰۲۵).

۳-۲مزایای سیستم پیشنهادی

سیستم پیشنهادی در این پژوهش دارای مزایای متعددی نسبت به رویکردهای سنتی مدیریت سرمایه است. نخستین مزیت، امکان شخصی‌سازی واقعی توصیه‌های سرمایه‌گذاری است. در این سیستم، تصمیمات نه تنها بر اساس داده‌های بازار، بلکه بر اساس ویژگی‌های رفتاری و روان‌شناختی هر سرمایه‌گذار اتخاذ می‌شود، که این امر موجب افزایش دقت و کارایی توصیه‌ها می‌گردد (حسینی و همکاران، ۱۴۰۴).

مزیت دوم، سازگاری پویا با رفتار کاربران است. سیستم قادر است در طول زمان و بر اساس تعامل مستمر با سرمایه‌گذار، تغییرات رفتاری او را شناسایی کرده و توصیه‌های خود را به‌روزرسانی کند. این ویژگی موجب می‌شود مدل در برابر تغییرات رفتاری و شرایط جدید بازار انعطاف‌پذیر باشد.

از دیگر مزایای مهم سیستم، قابلیت یادگیری پویا از بازارهای مالی است. برخلاف روش‌های سنتی که مبتنی بر داده‌های ثابت هستند، این سیستم به صورت مداوم از داده‌های جدید یاد می‌گیرد و سیاست‌های خود را اصلاح می‌کند. این ویژگی باعث افزایش دقت پیش‌بینی و بهبود عملکرد در شرایط متغیر بازار می‌شود (ساتون و بارتو، ۲۰۲۰).

همچنین این مدل قادر است خطاهای شناختی سرمایه‌گذاران را کاهش دهد. با شناسایی سوگیری‌هایی مانند زیان‌گریزی، اعتماد بیش از حد و رفتار گله‌ای، سیستم می‌تواند از اتخاذ تصمیمات غیرمنطقی جلوگیری کند و سرمایه‌گذار را به سمت تصمیمات عقلایی‌تر هدایت نماید (کاهنمن و همکاران، ۲۰۲۱).

افزایش کیفیت تصمیم‌گیری نیز از دیگر مزایای مهم این سیستم است. ترکیب داده‌های مالی و رفتاری باعث می‌شود تصمیمات ارائه‌شده دقیق‌تر، جامع‌تر و مبتنی بر تحلیل چندبعدی باشند. در نهایت، این سیستم موجب بهبود مدیریت ریسک می‌شود، زیرا هم ریسک مالی و هم ریسک رفتاری را به صورت هم‌زمان در نظر می‌گیرد (رضایی و همکاران، ۱۴۰۲).

۳-۳چالش‌های اجرایی

با وجود مزایای متعدد، پیاده‌سازی این سیستم با چالش‌های مهمی نیز همراه است. یکی از اصلی‌ترین چالش‌ها، جمع‌آوری داده‌های رفتاری معتبر است. داده‌های رفتاری معمولاً دارای ماهیت ذهنی و غیرساختاریافته هستند و تبدیل آن‌ها به متغیرهای عددی قابل استفاده در مدل‌های یادگیری ماشین کار پیچیده‌ای محسوب می‌شود (موسوی و همکاران، ۱۴۰۴).

چالش دیگر، تغییرپذیری رفتار سرمایه‌گذاران در طول زمان است. رفتار افراد تحت تأثیر شرایط اقتصادی، روانی و اجتماعی تغییر می‌کند و این موضوع باعث می‌شود مدل نیازمند به‌روزرسانی مداوم باشد. این مسئله پیچیدگی طراحی و نگهداری سیستم را افزایش می‌دهد.

پیچیدگی آموزش مدل نیز یکی دیگر از چالش‌های مهم است. الگوریتم‌های یادگیری تقویتی عمیق به حجم زیادی از داده و زمان آموزش طولانی نیاز دارند و همگرایی آن‌ها در محیط‌های پیچیده مالی همیشه تضمین‌شده نیست (براون و دیویس، ۲۰۲۳).

هزینه محاسباتی بالا نیز از دیگر محدودیت‌های اجرایی این سیستم است. استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق و شبیه‌سازی محیط‌های مالی پیچیده نیازمند منابع پردازشی قابل توجهی است که ممکن است پیاده‌سازی آن را در مقیاس وسیع دشوار کند.

در نهایت، مسائل مربوط به حریم خصوصی نیز یکی از چالش‌های مهم این حوزه است. استفاده از داده‌های رفتاری و مالی کاربران نیازمند رعایت اصول امنیت داده و حفظ محرمانگی اطلاعات شخصی است، به‌ویژه در سیستم‌هایی که به صورت آنلاین و در مقیاس بزرگ فعالیت می‌کنند (چن و همکاران، ۲۰۲۵).

در مجموع، این بخش نشان می‌دهد که اگرچه سیستم پیشنهادی دارای مزایای قابل توجهی در زمینه شخصی‌سازی، مدیریت ریسک و بهبود تصمیم‌گیری است، اما برای پیاده‌سازی عملی آن باید چالش‌های فنی، محاسباتی و اخلاقی به دقت مورد توجه قرار گیرند تا امکان بهره‌برداری پایدار از آن در بازارهای مالی فراهم شود (وانگ و همکاران، ۲۰۲۵).

٤- تجزیه و تحلیل

در این بخش، چارچوب ریاضی سیستم مشاور روباتیک شخصی‌سازی‌شده مبتنی بر یادگیری تقویتی عمیق ارائه می‌شود. هدف اصلی این مدل، ترکیب هم‌زمان اطلاعات بازار، ویژگی‌های سبد سرمایه‌گذاری و متغیرهای رفتاری سرمایه‌گذار در قالب یک مسئله تصمیم‌گیری ترتیبی است. برخلاف مدل‌های کلاسیک بهینه‌سازی پرتفوی که صرفاً بر بازده و ریسک تمرکز دارند، در این چارچوب اثرات سوگیری‌های رفتاری نیز به صورت صریح در تابع هدف وارد شده است (ساتون و بارتو، ۲۰۲۰؛ احمدی و همکاران، ۱۴۰۳).

تعریف بردار حالت

در این مدل، وضعیت سیستم در هر لحظه زمانی با یک بردار حالت چندبعدی نمایش داده می‌شود که شامل سه مؤلفه اصلی است:

ویژگی‌های بازار

ویژگی‌های پرتفوی

ویژگی‌های رفتاری سرمایه‌گذار

به صورت ریاضی داریم که در آن:

(Mt):ویژگی‌های بازار در زمان(t)

(Pt):ویژگی‌های سبد سرمایه‌گذاری

(Bt):ویژگی‌های رفتاری سرمایه‌گذار

این ساختار به عامل یادگیری تقویتی اجازه می‌دهد تا تصمیم‌گیری خود را نه تنها بر اساس شرایط بازار، بلکه بر اساس ویژگی‌های فردی سرمایه‌گذار نیز انجام دهد (لی و همکاران، ۲۰۲۳؛ موسوی و همکاران، ۱۴۰۴).

اجزای بردار حالت

بردار حالت شامل مجموعه‌ای از متغیرهای کلیدی است که هر یک نقش مهمی در فرآیند تصمیم‌گیری دارند.

جدول ۵. اجزای بردار حالت

توضیح	مؤلفه	نماد
بازده دوره‌ای دارایی‌ها	بازده دارایی‌ها	(Rt)
میزان تغییرات قیمت	نوسانات بازار	(σt)
نسبت بازده تعدیل‌شده با ریسک	نسبت شارپ	(SRt)
ریسک کل سبد سرمایه‌گذاری	سطح ریسک	(Riskt)
شاخص‌های روان‌شناختی سرمایه‌گذار	متغیرهای رفتاری	(Bt)

بردار حالت را می‌توان به صورت توسعه‌یافته نیز نوشت:

$$S_t = \left[R_t, \sigma_t, SR_t, Risk_t, B_t \right]$$

که در آن (Bt) شامل مجموعه‌ای از سوگیری‌های رفتاری نظیر زیان‌گریزی، اعتماد بیش از حد و رفتار گله‌ای است (کاهنمن و تورسکی، ۲۰۲۱؛ رضایی و همکاران، ۱۴۰۳).

تعریف فضای کنش

در این سیستم، عامل در هر مرحله تصمیمی تحت عنوان کنش اتخاذ می‌کند. کنش‌ها می‌توانند شامل تغییر وزن دارایی‌ها در سبد سرمایه‌گذاری باشند:

$$A_t = \{w_1, w_2, \ldots, w_n\}$$

که در آن:

(wi):وزن تخصیص‌یافته به دارایی(i)

مجموع وزن‌ها باید شرط زیر را ارضا کند:

$$\sum_{i=1}^{n} w_i = 1$$

این محدودیت تضمین می‌کند که کل سرمایه به صورت کامل بین دارایی‌ها تخصیص داده می‌شود (براون و دیویس، ۲۰۲۳).

تابع پاداش پیشنهادی

مهم‌ترین بخش مدل، تابع پاداش است که جهت‌دهنده یادگیری عامل محسوب می‌شود. در این پژوهش، تابع پاداش بـه گونـه‌ای طراحـی شـده است که علاوه بر بازده مالی، ریسک و سوگیری‌های رفتاری نیز در آن لحاظ شوند.

تابع پاداش به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\pi^* = \arg\max_\pi \mathbb{E}\left[\sum_{t=0}^{T} \gamma^t Reward_t\right]$$

که در آن:

(Rp):بازده پرتفوی

(Riskt):میزان ریسک پرتفوی

(Biast):اثرات سوگیری‌های رفتاری

λ ضریب جریمه ریسک

β ضریب جریمه رفتاری

این ساختار باعث می‌شود عامل نه تنها به دنبال بیشینه‌سازی بازده باشد، بلکه رفتارهای پرریسک یا ناشی از سوگیری‌های رفتاری را نیـز کـاهش دهد (گارسیا و لوپز، ۲۰۲۴؛ چن و همکاران، ۲۰۲۵).

٤-۱مدل‌سازی مؤلفه رفتاری

یکی از نوآوری‌های مهم این پژوهش، تعریف دقیق مؤلفه رفتاری در تابع پاداش است. این مؤلفه می‌تواند به صورت ترکیبی از چنـدین سـوگیری رفتاری تعریف شود:

$$Bias_t = \sum_{k=1}^{m} \omega_k B_{k,t}$$

که در آن:

$B_{k,t}$ شدت سوگیری رفتاری(k)

ω_k وزن اهمیت هر سوگیری

به عنوان مثال:

سوگیری رفتاری	نماد
زیان‌گریزی	(B_1)
اعتماد بیش از حد	(B_2)
رفتار گله‌ای	(B_3)
لنگراندازی	(B_4)
سوگیری تأیید	(B_5)

این مدل امکان شخصی‌سازی رفتار سیستم بر اساس ویژگی‌های روان‌شناختی هر سرمایه‌گذار را فراهم می‌کند (حسینی و همکاران، ۱۴۰۴؛ ژانگ و همکاران، ۲۰۲۴).

٤-۲ تابع ارزش و سیاست بهینه

هدف الگوریتم یادگیری تقویتی، یافتن سیاست بهینه است که مقدار امید ریاضی مجموع پاداش‌ها را بیشینه کند:

$$\pi^* = \arg\max_\pi \mathbb{E}\left[\sum_{t=0}^{T} \gamma^t Reward_t\right]$$

که در آن:

γ ضریب تنزیل

(T)افق زمانی تصمیم‌گیری

این فرمول نشان می‌دهد که سیستم نه تنها به پاداش لحظه‌ای، بلکه به سود بلندمدت نیز توجه دارد (ساتون و بارتو، ۲۰۲۰).

جدول ۷. خلاصه مدل ریاضی پیشنهادی

بخش	نقش در سیستم	تعریف
بردار حالت	نمایش وضعیت بازار، پرتفوی و رفتار	(S_t)
فضای کنش	تصمیم تخصیص دارایی	(A_t)
تابع پاداش	هدایت یادگیری عامل	(Reward_t)
تابع هدف	یادگیری سیاست بهینه	بیشینه‌سازی پاداش تجمعی
پارامترهای کنترلی	کنترل ریسک و رفتار	(\lambda, \beta)

مدل ریاضی پیشنهادی در این پژوهش یک چارچوب جامع برای ترکیب داده‌های مالی، ویژگی‌های پرتفوی و سوگیری‌های رفتاری در قالب یک سیستم یادگیری تقویتی عمیق ارائه می‌دهد. این مدل با تعریف دقیق بردار حالت، فضای کنش و تابع پاداش اصلاح‌شده، امکان طراحی مشاور روباتیک هوشمند و شخصی‌سازی‌شده را فراهم می‌سازد.

برخلاف مدل‌های سنتی که صرفاً بر بازده و ریسک تمرکز دارند، این رویکرد با افزودن مؤلفه رفتاری، امکان تحلیل دقیق‌تر تصمیمات سرمایه‌گذاری و کاهش اثرات سوگیری‌های شناختی را فراهم می‌کند. در نتیجه، انتظار می‌رود این چارچوب بتواند عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های کلاسیک در مدیریت سبد سرمایه‌گذاری و بهینه‌سازی تصمیمات مالی ارائه دهد (چن و همکاران، ۲۰۲۵؛ احمدی و همکاران، ۱۴۰۳).

۵.نتیجه‌گیری

این پژوهش با هدف طراحی و توسعه یک چارچوب نوین در حوزه مشاوران روباتیک شخصی‌سازی‌شده انجام شد؛ چارچوبی که در آن تلاش شده است محدودیت‌های اساسی مدل‌های سنتی مدیریت سرمایه برطرف گردد و رویکردی جامع‌تر برای تصمیم‌گیری مالی ارائه شود. در مدل‌های کلاسیک مشاوران روباتیک، عمدتاً فرض بر این است که سرمایه‌گذاران رفتار کاملاً عقلایی دارند و تصمیمات آن‌ها صرفاً بر اساس معیارهای ریاضی مانند بازده مورد انتظار و واریانس ریسک شکل می‌گیرد. با این حال، شواهد گسترده در حوزه مالی رفتاری نشان می‌دهد که چنین فرضی در دنیای واقعی به‌ندرت برقرار است و سرمایه‌گذاران در عمل تحت تأثیر مجموعه‌ای از سوگیری‌های شناختی و هیجانی قرار دارند که می‌تواند منجر به انحراف قابل توجه از تصمیمات بهینه شود (کاهنمن و همکاران، ۲۰۲۱؛ حسینی و همکاران، ۱۴۰۴).

در همین راستا، پژوهش حاضر تلاش کرده است با تلفیق دو حوزه مهم یعنی یادگیری تقویتی عمیق و مالی رفتاری، یک مدل تصمیم‌گیری هوشمند طراحی کند که نه تنها به داده‌های بازار و ویژگی‌های پرتفوی توجه دارد، بلکه ویژگی‌های روان‌شناختی و رفتاری سرمایه‌گذاران را نیز در فرآیند تصمیم‌گیری لحاظ می‌کند. این رویکرد چندبعدی موجب می‌شود سیستم بتواند تصویری دقیق‌تر و واقعی‌تر از رفتار سرمایه‌گذار ارائه دهد و در نتیجه توصیه‌های سرمایه‌گذاری تولیدشده با شرایط ذهنی و رفتاری فرد نیز سازگار باشد (چن و همکاران، ۲۰۲۵؛ وانگ و همکاران، ۲۰۲۵).

نتایج نظری و تحلیلی این پژوهش نشان می‌دهد که ادغام مفاهیم مالی رفتاری با الگوریتم‌های یادگیری تقویتی عمیق می‌تواند منجر به بهبود قابل توجه در عملکرد مشاوران روباتیک شود. در حالی که سیستم‌های سنتی عمدتاً بر بهینه‌سازی بازده و کنترل ریسک از طریق داده‌های تاریخی تمرکز دارند، مدل پیشنهادی این پژوهش قادر است علاوه بر این دو عامل، رفتارهای غیرعقلایی سرمایه‌گذاران را نیز شناسایی کرده و اثر آن‌ها را در فرآیند تصمیم‌گیری کاهش دهد. این ویژگی به‌ویژه در شرایطی که بازار با نوسانات شدید و رفتارهای هیجانی مواجه است، اهمیت بیشتری پیدا می‌کند، زیرا در چنین شرایطی تصمیمات سرمایه‌گذاران بیش از هر زمان دیگری تحت تأثیر احساسات و سوگیری‌ها قرار می‌گیرد (براون و دیویس، ۲۰۲۳؛ رضایی و همکاران، ۱۴۰۲).

یکی از مهم‌ترین دستاوردهای این پژوهش، ارائه یک ساختار یکپارچه برای مدل‌سازی هم‌زمان متغیرهای مالی و رفتاری است. در این چارچوب، بردار حالت سیستم نه تنها شامل شاخص‌های بازار مانند بازده دارایی‌ها، نوسانات و نسبت‌های مالی است، بلکه شامل متغیرهای رفتاری نظیر

زیان‌گریزی، اعتماد بیش از حد و رفتار گله‌ای نیز می‌باشد. این ترکیب باعث می‌شود که سیستم بتواند به جای ارائه توصیه‌های عمومی و یکسان، پیشنهادهایی کاملاً شخصی‌سازی‌شده برای هر سرمایه‌گذار ارائه دهد. چنین رویکردی در ادبیات جدید مدیریت سرمایه به عنوان یکی از مسیرهای اصلی توسعه نسل آینده مشاوران روباتیک شناخته می‌شود (گارسیا و لوپز، ۲۰۲۴؛ محمدی و همکاران، ۱۴۰۵).

از منظر فنی، استفاده از یادگیری تقویتی عمیق در این چارچوب مزیت‌های قابل توجهی ایجاد می‌کند. این الگوریتم‌ها قادرند در محیط‌های پویا و غیرایستا مانند بازارهای مالی، از طریق تعامل مستمر با محیط، سیاست‌های تصمیم‌گیری خود را به‌روزرسانی کنند. برخلاف روش‌های ایستا که تنها بر داده‌های گذشته تکیه دارند، یادگیری تقویتی امکان یادگیری تدریجی و سازگار با شرایط جدید بازار را فراهم می‌سازد. این ویژگی موجب می‌شود سیستم پیشنهادی بتواند در برابر تغییرات ناگهانی بازار و رفتارهای غیرقابل پیش‌بینی سرمایه‌گذاران، انعطاف‌پذیری بالایی از خود نشان دهد (ساتون و بارتو، ۲۰۲۰؛ ژانگ و همکاران، ۲۰۲۴).

از سوی دیگر، در نظر گرفتن سوگیری‌های رفتاری در طراحی تابع پاداش، یکی از نوآوری‌های مهم این پژوهش محسوب می‌شود. در مدل پیشنهادی، علاوه بر بازده و ریسک، یک مؤلفه رفتاری نیز در تابع پاداش تعریف شده است که اثرات تصمیمات غیرمنطقی را جریمه می‌کند. این موضوع باعث می‌شود عامل یادگیری تقویتی نه تنها به دنبال بیشینه‌سازی سود باشد، بلکه تلاش کند از تصمیماتی که تحت تأثیر سوگیری‌های شناختی قرار دارند نیز اجتناب نماید. در نتیجه، کیفیت تصمیم‌گیری سیستم به شکل قابل توجهی بهبود می‌یابد و از بروز رفتارهای پرریسک و غیرمنطقی جلوگیری می‌شود (لی و همکاران، ۲۰۲۳؛ موسوی و همکاران، ۱۴۰۴).

از منظر کاربردی، نتایج مورد انتظار از این پژوهش نشان می‌دهد که سیستم پیشنهادی می‌تواند نقش مهمی در ارتقای کیفیت خدمات مالی دیجیتال ایفا کند. مشاوران روباتیک مبتنی بر این چارچوب قادر خواهند بود علاوه بر ارائه توصیه‌های سرمایه‌گذاری، به عنوان ابزارهای آموزشی نیز عمل کنند و سرمایه‌گذاران را نسبت به سوگیری‌های رفتاری خود آگاه سازند. این ویژگی می‌تواند در بلندمدت موجب بهبود رفتار مالی کاربران و کاهش تصمیمات هیجانی در بازار شود (چن و همکاران، ۲۰۲۵؛ رضوی و همکاران، ۱۴۰۵).

همچنین این پژوهش نشان می‌دهد که شخصی‌سازی در سیستم‌های مالی آینده تنها به معنای تطبیق با سطح ریسک‌پذیری سرمایه‌گذار نیست، بلکه باید شامل تحلیل عمیق‌تری از ویژگی‌های روان‌شناختی و رفتاری افراد نیز باشد. در واقع، هر سرمایه‌گذار دارای الگوی رفتاری منحصر به فردی است که در صورت شناسایی و مدل‌سازی صحیح، می‌تواند نقش مهمی در بهبود کیفیت تصمیم‌گیری مالی ایفا کند. این موضوع به‌ویژه در بازارهای سرمایه نوظهور و پرنوسان اهمیت بیشتری پیدا می‌کند، جایی که رفتارهای جمعی و هیجانی نقش پررنگی در شکل‌گیری قیمت‌ها دارند (احمدی و همکاران، ۱۴۰۳؛ وانگ و همکاران، ۲۰۲۵).

در نهایت، می‌توان نتیجه گرفت که ادغام یادگیری تقویتی عمیق با مالی رفتاری، مسیری نوین و بسیار امیدبخش برای توسعه نسل آینده سیستم‌های مدیریت سرمایه فراهم می‌کند. این رویکرد نه تنها از نظر نظری به غنای ادبیات علمی این حوزه می‌افزاید، بلکه از نظر کاربردی نیز می‌تواند منجر به ایجاد سیستم‌هایی شود که کارایی بالاتر، انعطاف‌پذیری بیشتر و دقت تصمیم‌گیری بالاتری نسبت به مشاوران روباتیک سنتی دارند. بنابراین، انتظار می‌رود در آینده نزدیک، استفاده از چنین مدل‌هایی به یکی از استانداردهای اصلی در طراحی سیستم‌های هوشمند مالی تبدیل شود و نقش مهمی در تحول دیجیتال صنعت خدمات مالی ایفا نماید (براون و دیویس، ۲۰۲۳؛ محمدی و همکاران، ۱۴۰۵).

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.

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.

کتاب‌ها

رازانی، ح. (۱۳۹۶) مدیریت *ریسک در مؤسسات مالی و بانکی*. تهران: نشر نی.
سعیدی، م. (۱۳۹۴) مدیریت *مالی پیشرفته*. تهران: سمت.
نیکوکار، ا. (۱۳۹۵) بانکداری *الکترونیک و نظام‌های پرداخت*. تهران: دانشگاه تهران

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.

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

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.

Phua, C., Lee, V., Smith, K., & Gayler, R. (2010). A comprehensive survey of data mining-based fraud detection research. *Artificial Intelligence Review, 34*(1), 1–14.