فصلنامه پژوهشهای کاربردی رفتار سازمانی
دانشگاه آزاد اسلامی واحد لامرد
سال دوم : شماره چهارم ، پیاپی ۸- زمستان ۱۴۰۴

Journal of Applied Research Organizational Behavior
https://sanad.iau.ir/journal/aro

140409221228008

فراترکیب مطالعات مربوط به نقش هوش مصنوعی در تحلیل ریسک و تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران

علیرضا منصوری[۱]؛ علیرضا نکویی[۲]

۱. استادیار، گروه مدیریت، واحد لامرد، دانشگاه آزاد اسلامی، لامرد، ایران (نویسنده مسئول.).alireza.mansouri@iau.ac.ir

۲. دانشجوی کارشناسی ارشد مدیریت مالی، واحد لامرد، دانشگاه آزاد اسلامی، لامرد، ایران.

اطلاعات مقاله

پرونده مقاله

تاریخ ارسال
۱۴۰۴/۰۹/۲۲

تاریخ پذیرش
۱۴۰۴/۱۰/۰۶

(مقاله پژوهشی)

چکیده

رشد سریع فناوری‌های هوش مصنوعی، شیوه‌های تحلیل ریسک و تصمیم‌گیری در بازارهای مالی را دگرگون کرده است. ازاین‌رو، بررسی نظام‌مند آثار، کاربردها و چالش‌های این فناوری برای درک بهتر پیامدهای آن در رفتار و تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران ضروری به نظر می‌رسد. هدف این پژوهش، تبیین نقش هوش مصنوعی در تحلیل ریسک و بهبود تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران از طریق تلفیق نظام‌مند مطالعات داخلی و خارجی است. پژوهش با رویکرد فراترکیب و بر اساس الگوی سندلوسکی و باروسو (۲۰۰۷) انجام شد و پس از غربالگری ۱۶۵ منبع، ۲۸مطالعه واجد شرایط برای تحلیل انتخاب گردید. داده‌ها با روش کدگذاری موضوعی تحلیل شده و مضامین در قالب مقوله‌های فراگیر سامان‌دهی شدند. یافته‌ها نشان داد که نقش هوش مصنوعی در تصمیم‌گیری مالی در شش مضمون اصلی قابل تبیین است: ارتقای کارایی و دقت تحلیلی، داده‌محوری و بهره‌گیری از اطلاعات جایگزین، تحول رفتار و شناخت سرمایه‌گذاران، شناخت، اعتماد و اخلاق الگوریتمی، پذیرش فناوری و الزامات نهادی و مدیریت ریسک و پیش بینی هوشمند. نتایج حاکی از آن است که هوش مصنوعی دقت پیش‌بینی، سرعت تحلیل و کیفیت تصمیم‌گیری را افزایش می‌دهد، اما چالش‌هایی همچون سوگیری الگوریتمی، کمبود شناخت و محدودیت زیرساختی نیز می‌تواند کارکرد آن را تحت تأثیر قرار دهد.

کلمات کلیدی: هوش مصنوعی، تحلیل ریسک مالی، تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران، فراترکیب.

۱- مقدمه

در دهه‌های اخیر، تحول دیجیتال و ظهور فناوری‌های نوین، به‌ویژه هوش مصنوعی[۱] (AI)، ساختار بازارهای مالی و شیوه‌های تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران را به‌طور بنیادین دگرگون کرده است. سرمایه‌گذاران در محیطی فعالیت می‌کنند که با حجم عظیمی از داده‌ها، نوسانات شدید و عدم‌قطعیت‌های پیچیده مواجه است. در چنین شرایطی، ابزارهای مبتنی بر هوش مصنوعی توانسته‌اند با ارائهٔ تحلیل‌های پیش‌بینانه و الگوریتم‌های یادگیری ماشین[۲]، نقش مهمی در کاهش ریسک و ارتقای کیفیت تصمیم‌گیری ایفا کنند (موسوی، ۱۴۰۲: ۸۹). اهمیت تحلیل ریسک در سرمایه‌گذاری از دیرباز مورد توجه نظریه‌پردازان مالی بوده است. مدل‌های سنتی مانند VaR[۳] یا نظریه‌های کلاسیک پرتفوی[۴]، چارچوب‌هایی برای سنجش ریسک ارائه کرده‌اند. با این حال، محدودیت این مدل‌ها در مواجهه با داده‌های غیرخطی و شرایط غیرقابل پیش‌بینی، زمینه را برای ورود هوش مصنوعی به عرصهٔ مدیریت ریسک فراهم

[1] Artificial Intelligence
[2] Machine Learning Algorithms
[3] Value-at-Risk (VaR)
[4] Classical Portfolio Theories

کرده است (کریمی، ۱٤۰۱: ٤٥). از منظر مالی رفتاری، سرمایه‌گذاران در شرایط ریسک تحت تأثیر هیجانات و سوگیری‌های شناختی قرار دارند. ورود هوش مصنوعی می‌تواند بخشی از این سوگیری‌ها را کاهش دهد، اما همزمان خطر ایجاد سوگیری‌های جدید ناشی از داده‌های ناقص یا الگوریتم‌های غیرشفاف نیز وجود دارد (حسینی، ۱٤۰۰: ۱۱۲).

پژوهش‌های جدید نشان می‌دهند که الگوریتم‌های یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی توانسته‌اند در پیش‌بینی نوسانات بازار و شناسایی الگوهای پنهان عملکردی فراتر از مدل‌های آماری سنتی داشته باشند. این امر به سرمایه‌گذاران امکان می‌دهد تا تصمیمات خود را بر پایه‌ی داده‌های دقیق‌تر و تحلیل‌های جامع‌تر اتخاذ کنند (حسینی، ۱٤۰۰: ۱۱۲). از منظر نظریه‌های تصمیم‌گیری[1]، سرمایه‌گذاران همواره تحت تأثیر سوگیری‌های شناختی و هیجانی قرار دارند. نظریه چشم‌انداز کانمن و تورسکی[2] نشان داده است که افراد در شرایط ریسک، تصمیماتی غیرعقلانی اتخاذ می‌کنند. هوش مصنوعی با ارائهٔ تحلیل‌های مبتنی بر داده، می‌تواند بخشی از این سوگیری‌ها را کاهش دهد؛ هرچند خود الگوریتم‌ها نیز ممکن است سوگیری‌های جدیدی ایجاد کنند (رضایی، ۱٤۰۲: ۷۷).

یکی از چالش‌های مهم در استفاده از هوش مصنوعی در بازارهای مالی، مسئلهٔ اعتماد سرمایه‌گذاران به خروجی‌های الگوریتمی است. پژوهش‌ها نشان داده‌اند که شفافیت و قابلیت توضیح‌پذیری مدل‌های هوش مصنوعی نقش کلیدی در پذیرش آن‌ها دارد. سرمایه‌گذاران زمانی به این ابزارها اعتماد می‌کنند که بتوانند منطق تصمیمات الگوریتمی را درک کنند (محمودی، ۱٤۰۱: ۱۳٤).

در سطح عملیاتی، کاربردهای هوش مصنوعی شامل معاملات الگوریتمی[3]، مشاوره مالی خودکار[4]، تحلیل احساسات بازار[5] و مدیریت پرتفوی است. این کاربردها نه‌تنها سرعت تصمیم‌گیری را افزایش داده‌اند، بلکه هزینه‌های تحلیل و مدیریت سرمایه را نیز کاهش داده‌اند (جعفری، ۱٤۰۰: ٥٦). با وجود مزایا، تهدیدهایی نیز مطرح است. از جمله می‌توان به سوگیری داده‌ها، خطرات امنیتی و وابستگی بیش از حد به الگوریتم‌ها اشاره کرد. این چالش‌ها می‌توانند منجر به تصمیمات نادرست یا حتی بحران‌های مالی شوند، به‌ویژه زمانی که سرمایه‌گذاران بدون نظارت انسانی به خروجی‌های هوش مصنوعی اتکا کنند (نیک‌فر، ۱٤۰۳: ۱۰۱).

در سطح کلان، ورود هوش مصنوعی به بازارهای مالی پیامدهای اجتماعی و اقتصادی نیز دارد. تغییر نقش مشاوران مالی، افزایش تمرکز قدرت در شرکت‌های فناوری، و ضرورت تدوین مقررات جدید از جمله پیامدهایی است که در ادبیات پژوهشی اخیر مطرح شده است (کاظمی، ۱٤۰۲: ۸۸). مرور پژوهش‌های ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۵ نشان می‌دهد که تمرکز اصلی بر سه محور بوده است: **مزایا**: افزایش دقت، سرعت، و کاهش هزینه تحلیل ریسک. **چالش‌ها**: سوگیری الگوریتمی، شفافیت پایین، تهدیدهای اخلاقی. **پیامدها**: تغییر رفتار سرمایه‌گذاران و تحول در ساختار بازارهای مالی (موسوی، ۱٤۰۲: ۹۰).

از منظر روش‌شناسی، بسیاری از پژوهش‌ها از رویکردهای کیفی مانند مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته و تحلیل محتوای گزارش‌های مالی استفاده کرده‌اند. این رویکردها امکان بررسی عمیق‌تر تجربهٔ سرمایه‌گذاران و مدیران مالی را فراهم کرده‌اند (حیدری، ۱٤۰۱: ٦۷). در مقابل، برخی مطالعات کمی با استفاده از داده‌های بازار سهام و الگوریتم‌های یادگیری ماشین، عملکرد مدل‌های هوش مصنوعی را در پیش‌بینی ریسک و بازدهی بررسی کرده‌اند. نتایج این مطالعات نشان داده‌اند که مدل‌های مبتنی بر

[1] Decision-Making Theories
[2] Kahneman and Tversky's Perspective Theory
[3] Algorithmic Trading
[4] Robo-Advising
[5] Market Sentiment Analysis

AI در شرایط نوسان شدید بازار عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های سنتی دارند (زارع، ۱٤۰۰: ۹۳). همچنین در حوزهٔ مالی رفتاری، پژوهش‌ها نشان داده‌اند که استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی می‌تواند تصمیمات سرمایه‌گذاران را سریع‌تر کند، اما گاهی عمق تحلیل انسانی کاهش می‌یابد. این امر می‌تواند منجر به افزایش کارایی کوتاه‌مدت و کاهش پایداری بلندمدت شود (امیری، ۱٤۰۳: ۵۵). در مجموع، ادبیات پژوهشی اخیر بر این نکته تأکید دارد که هوش مصنوعی نه جایگزین کامل انسان، بلکه ابزاری مکمل برای تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران است. ترکیب قضاوت انسانی با توان محاسباتی الگوریتم‌ها می‌تواند به نتایج بهینه‌تر منجر شود (موسوی، ۱٤۰۲: ۹۱).

بنابراین، انجام یک پژوهش فراترکیب جامع ضرورت دارد تا بتوان از میان یافته‌های پراکنده، چارچوبی منسجم برای درک نقش هوش مصنوعی در تحلیل ریسک و تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران ارائه کرد. این مقاله در پی آن است که با مرور نظام‌مند پژوهش‌های اخیر، تصویری روشن از فرصت‌ها، چالش‌ها و پیامدهای استفاده از هوش مصنوعی در بازارهای مالی ترسیم کند.

۲- مبانی نظری

۲-۱- هوش مصنوعی

هوش مصنوعی شاخه‌ای از علوم رایانه و شناختی است که هدف آن طراحی و توسعهٔ سیستم‌هایی است که قادر به انجام وظایفی هستند که به‌طور معمول نیازمند هوش انسانی مانند یادگیری، استدلال، درک، حل مسئله و تصمیم‌گیری هستند (راسل و نورویگ، ۲۰۲۲: ٤۵). در واقع، هوش مصنوعی تلاشی برای شبیه‌سازی فرایندهای شناختی انسان از طریق الگوریتم‌ها و ساختارهای محاسباتی است. این پدیده به مجموعه‌ای از روش‌ها و الگوریتم‌ها اطلاق می‌شود که قادرند از داده‌ها بیاموزند، الگو استخراج کنند و در مسائل پیچیده تصمیم بگیرند. در قلمرو مالی، این ابزارها شامل الگوریتم‌های یادگیری ماشین، یادگیری عمیق، تحلیل زبان طبیعی و مدل‌های ترکیبی هستند که قابلیت پردازش داده‌های بزرگ، داده‌های بدون ساختار (مانند اخبار و شبکه‌های اجتماعی) و اجرای تصمیمات در شرایط پویا را دارا می‌باشند (سوگیارتو، ۲۰۲۵: ۷۲).

در دهه‌های اخیر، به‌ویژه با رشد داده‌های کلان[1] و قدرت محاسباتی، کاربردهای هوش مصنوعی از آزمایشگاه‌های پژوهشی به عرصه‌های عملی مانند بازارهای مالی، پزشکی، حمل‌ونقل و آموزش گسترش یافته است (سوگیارتو، ۲۰۲۵: ۷٤). در حوزه مالی، این فناوری توانسته است رفتار بازار را تحلیل کند، ریسک را پیش‌بینی نماید و تصمیم‌های سرمایه‌گذاری را بهبود دهد (لایتنر، سینگ و فان‌درکرای، ۲۰۲٤: ٦۸).

هوش مصنوعی معمولاً به دو دسته اصلی تقسیم می‌شود: **الف) هوش مصنوعی ضعیف یا محدود**[2]: سیستم‌هایی که برای انجام یک وظیفه خاص مانند پیش‌بینی قیمت سهام یا شناسایی چهره طراحی شده‌اند. **ب) هوش مصنوعی قوی**[3]: نوعی از هوش مصنوعی

[1] Big Data
[2] Narrow AI
[3] Strong AI

که توانایی تعمیم، استدلال و درک مشابه انسان را دارد (باهو، ۲۰۲٤: ۵۱). از منظر عملکرد، الگوریتم‌های هوش مصنوعی می‌توانند شامل یادگیری ماشین[1]، یادگیری عمیق[2]، پردازش زبان طبیعی[3] و سیستم‌های خبره[4] باشند (گودفلو، بنجیو و کورویل، ۲۰۲۱: ۸۸).

یادگیری ماشین یکی از هسته‌های اصلی AI است که از داده‌ها برای ساخت مدل‌های پیش‌بینی‌کننده استفاده می‌کند؛ در حالی‌که یادگیری عمیق با شبکه‌های عصبی چندلایه قادر است الگوهای بسیار پیچیده را استخراج کند. در ادبیات علمی، چند نظریه و دیدگاه فلسفی یا محاسباتی درباره ماهیت و کارکرد هوش مصنوعی مطرح شده است: **۱) نظریهٔ محاسباتی ذهن**[5]؛ بر اساس این نظریه، ذهن انسان را می‌توان به‌عنوان یک سیستم پردازش اطلاعات مشابه رایانه در نظر گرفت. هوش مصنوعی با الگوبرداری از این نظریه، تلاش می‌کند فرایندهای شناختی انسان مانند یادگیری و تصمیم‌گیری را از طریق الگوریتم‌های محاسباتی بازتولید کند (پیکینینی، ۲۰۲۰: ۳۳). **۲) نظریه یادگیری ماشینی**[6]؛ این نظریه بر مبنای آمار و نظریه تصمیم استوار است و بیان می‌کند که ماشین‌ها می‌توانند از تجربه (داده‌ها) یاد بگیرند بدون آنکه به‌صورت صریح برنامه‌ریزی شوند. رویکردهای اصلی در این نظریه شامل یادگیری نظارت‌شده، بدون نظارت و تقویتی هستند (گودفلو و همکاران، ۲۰۲۱: ۹۰). **۳) نظریه هوش مصنوعی شناختی**[7]؛ این نظریه بر شبیه‌سازی فرآیندهای ذهنی و شناختی انسان تمرکز دارد، از جمله حافظه، توجه، زبان و استدلال. در این دیدگاه، هدف AI نه فقط انجام وظیفه، بلکه درک و استدلال مشابه انسان است (لرد، لبیر و روزنبلام، ۲۰۲۱: ٦۵). **٤) نظریه هوش مصنوعی توزیع‌شده**[8]؛ این دیدگاه AI را مجموعه‌ای از عامل‌های هوشمند می‌داند که به‌صورت شبکه‌ای با هم تعامل دارند. هر عامل اطلاعاتی محدود دارد اما از طریق همکاری و تبادل داده‌ها، سیستم کل می‌تواند به تصمیمات پیچیده‌تری برسد (درفی، ۲۰۲۰: ۵۷). این نظریه در بازارهای مالی، مبنای طراحی سیستم‌های چندعامله[9] برای شبیه‌سازی رفتار سرمایه‌گذاران است. **۵) نظریه اخلاق و اعتماد در هوش مصنوعی**[10]؛ دیدگاهی جدیدتر که بر شفافیت، عدالت، پاسخگویی و اعتمادپذیری سیستم‌های هوش مصنوعی تأکید دارد (لایتنر و همکاران، ۲۰۲٤: ۷۵). این نظریه بیان می‌کند که ارزش AI تنها در دقت فنی آن نیست، بلکه در مسئولیت‌پذیری اجتماعی و قابلیت توضیح تصمیماتش نیز نهفته است.

۲-۲- تحلیل ریسک مالی

تحلیل ریسک مالی فرآیندی نظام‌مند برای شناسایی، اندازه‌گیری، ارزیابی و کنترل ریسک‌هایی است که می‌توانند بر بازده یا ارزش دارایی‌های مالی تأثیر بگذارند (هال، ۲۰۲۱: ٤۲). انواع ریسک در تحلیل مالی شامل: **الف) ریسک بازار**[11]: ناشی از تغییرات قیمت دارایی‌ها و نوسانات بازار است. **ب) ریسک اعتباری**[12]: احتمال نکول یا ناتوانی طرف مقابل در انجام تعهدات مالی (نوریگا و

[1] Machine Learning
[2] Deep Learning
[3] Natural Language Processing
[4] Expert Systems
[5] Computational Theory of Mind
[6] Machine Learning Theory
[7] Cognitive AI Theory
[8] Distributed Artificial Intelligence Theory
[9] Multi-Agent Systems
[10] Ethical and Trustworthy AI Theory
[11] Market Risk
[12] Credit Risk

همکاران، ۲۰۲۳: ۵۸). **ج) ریسک نقدینگی**[1]: زمانی رخ می‌دهد که سرمایه‌گذار نتواند دارایی خود را بدون کاهش قیمت قابل‌توجه به فروش رساند. **د) ریسک عملیاتی**[2]: ناشی از خطاهای انسانی، نقص در سیستم‌ها، یا شکست فرآیندهای داخلی است. **ه) ریسک سیستماتیک**[3]: بیانگر احتمال سرایت بحران از یک بخش بازار به سایر بخش‌هاست (دنیلسون، ۲۰۲۲: ٦٦) می‌باشد. هدف اصلی تحلیل ریسک آن است که بتوان با برآورد احتمال وقوع زیان‌ها و آثار آن، تصمیم‌های آگاهانه‌تری در خصوص سرمایه‌گذاری، تأمین مالی و تخصیص دارایی‌ها اتخاذ کرد (جوریون، ۲۰۲۲: ۵۱). در مدل‌های سنتی، ابزارهایی مانند VaR یا مدل‌های شبیه‌سازی مونت‌کارلو[4] استفاده می‌شدند؛ اما امروزه الگوریتم‌های هوش مصنوعی توانسته‌اند دقت و سرعت این تحلیل‌ها را افزایش دهند (کریمی، ۱٤۰۱: ٤٥). نظریه‌های مرتبط با تحلیل ریسک مالی شامل نظریه پرتفوی مدرن[5]، نظریه قیمت‌گذاری دارایی‌های سرمایه‌ای[6]، نظریه ارزش در معرض خطر[7]، نظریه ریسک سیستماتیک و غیرسیستماتیک[8] و نظریه ریسک رفتاری[9] می‌باشد که در ادامه شرح داده شده است. **نظریه پرتفوی مدرن**: توسط مارکویتز[10] در سال ۱۹۵۲ ارائه شد. این نظریه بر تنوع‌بخشی[11] تأکید دارد و بیان می‌کند که با ترکیب دارایی‌ها می‌توان ریسک را کاهش داد بدون آنکه بازده مورد انتظار کاهش یابد. اساس این نظریه بر واریانس و کوواریانس بازده‌ها است (مارکویتز، ۲۰۲۱/۱۹۵۲: ۳٤). **نظریه قیمت‌گذاری دارایی‌های سرمایه‌ای**: این نظریه بیان می‌کند که بازده مورد انتظار دارایی به‌صورت خطی تابعی از ریسک سیستماتیک (بتا) است. CAPM پایهٔ بسیاری از مدل‌های اندازه‌گیری ریسک بازار محسوب می‌شود (شارپ، ۱۹٦٤: ۲۷). در پژوهش‌های نوین، مدل‌های یادگیری ماشین برای تخمین غیرخطی رابطهٔ بازده و ریسک جایگزین مدل کلاسیک CAPM شده‌اند (سوگیارتو، ۲۰۲۵: ٦۹). **نظریه ارزش در معرض خطر**: نظریهٔ VaR یکی از ابزارهای اصلی در سنجش ریسک بازار است که زیان بالقوه یک دارایی یا پرتفوی را در سطح اطمینان مشخص و بازه زمانی معین اندازه‌گیری می‌کند. با ورود الگوریتم‌های AI، پیش‌بینی VaR با دقت بیشتری انجام می‌شود (هال، ۲۰۲۱: ٤۷؛ نوریگا و همکاران، ۲۰۲۳: ۵۹). **نظریه ریسک سیستماتیک و غیرسیستماتیک**: بر اساس این نظریه، ریسک کل را می‌توان به دو بخش تقسیم کرد: ریسک سیستماتیک (غیرقابل تنوع) و ریسک غیرسیستماتیک (قابل کنترل). مدل‌های جدید مبتنی بر AI می‌توانند سهم هر یک را در تغییرپذیری بازده برآورد کنند (دنیلسون، ۲۰۲۲: ۷۰). **نظریه ریسک رفتاری**: این نظریه بیان می‌کند که ادراک انسان از ریسک همواره منطقی نیست و تحت تأثیر سوگیری‌های شناختی، احساسات و تجربیات گذشته است (کاهنمن و تورسکی، ۱۹۷۹: ۱۱۳). تحلیل ریسک مالی به‌عنوان هسته اصلی مدیریت سرمایه‌گذاری، در عصر جدید با تحول داده‌محور مواجه شده است. تلفیق نظریه‌های کلاسیک ریسک (مانند MPT و CAPM) با الگوریتم‌های یادگیری ماشین، موجب شکل‌گیری نسل جدیدی از مدل‌های ریسک هوشمند[12] شده است که علاوه بر دقت بالاتر، قابلیت سازگاری و پیش‌بینی در شرایط ناپایدار بازار را دارند.

---

[1] Liquidity Risk
[2] Operational Risk
[3] Systemic Risk
[4] Monte Carlo Simulation Models
[5] Modern Portfolio Theory – MPT
[6] Capital Asset Pricing Model – CAPM
[7] Value at Risk Theory
[8] Systematic and unsystematic risk theory
[9] Behavioral Risk Theory
[10] Markowitz
[11] Diversification
[12] Smart Risk Models

۲-۳- تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران و نقش اطلاعات

تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران[1] به فرایند انتخاب میان گزینه‌های مختلف سرمایه‌گذاری با هدف حداکثرسازی بازده مورد انتظار و حداقل‌سازی ریسک اشاره دارد. این تصمیم‌ها معمولاً تحت تأثیر ترکیبی از عوامل عقلایی، رفتاری و اطلاعاتی قرار می‌گیرند (فاما، ۱۹۷۰: ٤۲). از منظر عقلایی، نظریه تصمیم‌گیری کلاسیک و مدل «مطلوبیت مورد انتظار[2]» فرض می‌کند که سرمایه‌گذاران بر مبنای تحلیل منطقی اطلاعات و محاسبهٔ ریسک و بازده تصمیم می‌گیرند (فون نویمان و مورگنسترن، ۱۹٤۷: ۵۷). اما پژوهش‌های رفتاری نشان داده‌اند که تصمیمات مالی اغلب از سوگیری‌های شناختی، احساسات و ادراک نادرست ریسک تأثیر می‌پذیرند، مفهومی که در نظریه چشم‌انداز کاهنمن و تورسکی به‌خوبی تبیین شده است (کاهنمن و تورسکی، ۱۹۷۹: ۱۱۳). افزون بر آن، نظریه بازار کارا[3] فرض می‌کند که قیمت‌ها منعکس‌کنندهٔ تمام اطلاعات موجود هستند و در نتیجه، تصمیمات سرمایه‌گذاران بر مبنای اطلاعات عمومی شکل می‌گیرد (فاما، ۱۹۷۰: ٤۵)، در حالی که نظریهٔ اطلاعات نامتقارن[4] بر این باور است که نابرابری دسترسی به اطلاعات میان سرمایه‌گذاران می‌تواند موجب تصمیمات غیرکارا و بروز پدیده‌هایی چون انتخاب نادرست یا رفتار گله‌ای شود (آکرلف، ۱۹۷۰: ٦۲). از سوی دیگر، نظریه‌های تصمیم‌گیری رفتاری مانند «فرضیه بازارهای تطبیقی[5]» پیشنهاد می‌کنند که سرمایه‌گذاران همواره یاد می‌گیرند و با تغییر محیط بازار، استراتژی‌های خود را تطبیق می‌دهند (لو، ۲۰۰٤: ۳۹). در دوران جدید، نقش اطلاعات با توسعهٔ فناوری‌های داده‌محور و هوش مصنوعی متحول شده است؛ الگوریتم‌های یادگیری ماشین و تحلیل احساسات بازار توانسته‌اند الگوهای پنهان در داده‌های مالی و رفتاری را آشکار کنند و از این طریق بر فرایند تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران اثرگذار باشند (لایتنر، سینگ و فان‌درکرای، ۲۰۲٤: ٦۸؛ سوگیارتو، ۲۰۲۵: ۷٤). بنابراین، تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران مفهومی چندبعدی است که از تعامل میان عقلانیت، هیجان و اطلاعات شکل می‌گیرد و در محیط داده‌محور امروزی، نقش اطلاعات و فناوری بیش از هر زمان دیگری حیاتی شده است.

د) سوگیری الگوریتمی

سوگیری الگوریتمی[6] به حالتی اطلاق می‌شود که در آن خروجی‌های یک الگوریتم هوش مصنوعی یا مدل یادگیری ماشین به‌صورت نظام‌مند نتایجی ناعادلانه یا مغرضانه تولید می‌کنند که به نفع یا ضرر گروه‌ها، افراد یا متغیرهای خاصی است (مهرابی و همکاران، ۲۰۲۱: ۵۲). این پدیده معمولاً از داده‌های آموزشی نامتوازن، طراحی نادرست مدل، یا تفسیر اشتباه متغیرها ناشی می‌شود و می‌تواند تصمیمات مالی، استخدامی یا حتی قضایی را به شکلی نامطلوب منحرف کند (باروکاس، هارت و نارایانان، ۲۰۲۳: ٦۱). در حوزهٔ مالی، سوگیری الگوریتمی ممکن است باعث شود که مدل‌های تحلیل ریسک یا اعتبارسنجی، برخی سرمایه‌گذاران یا مشتریان را بر اساس الگوهای تاریخی ناعادلانه ارزیابی کنند (لایتنر، سینگ و فان‌درکرای، ۲۰۲٤: ۷۳). از منظر نظری، چند رویکرد برای توضیح و کنترل این پدیده مطرح شده است. نظریه یادگیری آماری[7] بیان می‌کند که سوگیری ناشی از داده، نتیجهٔ تعمیم بیش‌ازحد یا

[1] Investor Decision-Making
[2] Expected Utility Theory
[3] Efficient Market Hypothesis
[4] Asymmetric Information Theory
[5] Adaptive Markets Hypothesis
[6] Algorithmic Bias
[7] Statistical Learning Theory

کم‌تعمیمی مدل نسبت به داده‌های آموزشی است (واپنیک، ۲۰۲۰: ٤٧). نظریه عدالت الگوریتمی[1] تلاش دارد معیارهایی چون عدالت گروهی و عدالت فردی را در طراحی مدل‌ها لحاظ کند تا خروجی‌ها برای تمام گروه‌ها منصفانه باشد (دورک و همکاران، ۲۰۱۲: ۳۹). در مقابل، نظریه تبیین‌پذیری[2] تأکید می‌کند که شفافیت و قابلیت تفسیر مدل‌ها برای تشخیص و اصلاح سوگیری ضروری است (میلر، ۲۰۱۹: ٦٤). همچنین، نظریه اعتماد و اخلاق در هوش مصنوعی[3] معتقد است که اعتماد کاربران تنها زمانی شکل می‌گیرد که الگوریتم‌ها نه‌تنها دقیق، بلکه منصف و پاسخ‌گو باشند (لایتنر و همکاران، ۲۰۲٤: ٧٦). در مجموع، سوگیری الگوریتمی نشان می‌دهد که هوش مصنوعی صرفاً یک ابزار فنی نیست، بلکه بازتابی از انتخاب‌های انسانی، ارزش‌ها و ساختارهای داده‌ای است که در آن شکل گرفته و برای رسیدن به عدالت داده‌محور، باید از منظر فنی، اخلاقی و اجتماعی به آن نگریست.

۲-٤- شفافیت و توضیح‌پذیری

شفافیت[4] و توضیح‌پذیری[5] از مفاهیم بنیادی در طراحی و استفاده از سیستم‌های هوش مصنوعی هستند که به توانایی کاربران و ذی‌نفعان برای درک چگونگی تصمیم‌گیری یک الگوریتم اشاره دارند (میلر، ۲۰۱۹: ٤٢). شفافیت به معنای آشکار بودن منطق، داده‌ها و فرایندهای محاسباتی در پشت تصمیمات الگوریتمی است، در حالی که توضیح‌پذیری به قابلیت ارائهٔ دلایل قابل‌فهم برای نتایج یا پیش‌بینی‌های مدل مربوط می‌شود (دوشی‌ولز و کیم، ۲۰۱۷: ۵۸). در حوزه‌های مالی و سرمایه‌گذاری، اهمیت این مفاهیم دوچندان است، زیرا تصمیم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی می‌توانند مستقیماً بر اعتماد سرمایه‌گذاران، عدالت بازار و پذیرش فناوری تأثیر بگذارند (لایتنر، سینگ و فان‌درکرای، ۲۰۲٤: ۷۱). از منظر نظری، چند رویکرد مهم برای تبیین این مفهوم ارائه شده است: نظریه تبیین‌پذیری هوش مصنوعی[6] تأکید دارد که مدل‌های هوشمند باید قادر باشند منطق تصمیم خود را به‌صورت قابل‌درک برای انسان بازگو کنند تا اعتماد و پاسخگویی افزایش یابد (میلر، ۲۰۱۹: ٤٤). نظریه عدالت و مسئولیت الگوریتمی[7] بر این باور است که شفافیت ابزاری برای تضمین پاسخگویی سازمان‌ها و جلوگیری از تبعیض و سوگیری در تصمیمات خودکار است (باروکاس، هارت و نارایانان، ۲۰۲۳: ٦٣). همچنین، نظریه اعتماد در هوش مصنوعی بیان می‌کند که بدون شفافیت، حتی دقیق‌ترین مدل‌ها نیز نمی‌توانند اعتماد کاربران را جلب کنند، زیرا فرایند تصمیم‌گیری در «جعبه سیاه»[8] باقی می‌ماند (لایتنر و همکاران، ۲۰۲٤: ۷۷). از سوی دیگر، نظریه شناختی تبیین[9] در علوم شناختی بیان می‌کند که توضیحات باید با الگوهای ذهنی انسان سازگار باشند تا واقعاً قابل‌فهم تلقی شوند (میلر، ۲۰۱۹: ٤٦). در مجموع، شفافیت و توضیح‌پذیری نه‌تنها ابعاد فنی هوش مصنوعی بلکه جنبه‌های اخلاقی،

---

[1] Algorithmic Fairness Theory
[2] Explainable AI Theory
[3] Trustworthy AI Theory
[4] Transparency
[5] Explainability
[6] Explainable AI Theory
[7] Algorithmic Accountability Theory
[8]) به آن دسته از مدل‌های هوش مصنوعی گفته می‌شود که عملکرد بسیار دقیق و قدرتمندی دارند، اما Black Box Modelمدل جعبه سیاه (
نمی‌توان توضیح داد دقیقاً چگونه به نتیجه رسیده‌اند. در این مدل‌ها، ورودی وارد می‌شود و خروجی تحویل داده می‌شود، اما فرایند تصمیم‌گیری داخل مدل برای انسان قابل مشاهده، قابل بررسی یا قابل درک نیست؛ درست مانند یک جعبه بسته که نمی‌دانیم داخل آن چه اتفاقی می‌افتد.

[9] Cognitive Explanation Theory

اجتماعی و رفتاری آن را نیز در برمی‌گیرند و تحقق آن‌ها پیش‌شرط اعتمادپذیری، عدالت و پذیرش پایدار هوش مصنوعی در نظام‌های مالی و تصمیم‌گیری است.

۲-۵- نظریه‌ها

در راستای تبیین نقش هوش مصنوعی در تحلیل ریسک و تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران، مرور نظریه‌های بنیادی در حوزه‌های اقتصاد مالی، علوم رفتاری و محاسبات هوشمند ضروری است. این نظریه‌ها چارچوبی مفهومی برای درک نحوه تعامل میان عقلانیت اقتصادی، سوگیری‌های رفتاری، ساختارهای اطلاعاتی و فناوری‌های داده‌محور فراهم می‌آورند (باهو، ۲۰۲٤: ٦۷). در این بخش، مهم‌ترین نظریه‌های مرتبط با تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران و کاربرد هوش مصنوعی در تحلیل ریسک، شامل نظریهٔ تصمیم‌گیری عقلایی[1]، نظریهٔ چشم‌انداز[2]، نظریهٔ بازار کارا، مدل‌های عامل‌محور[3]، نظریهٔ اطلاعات نامتقارن[4] و نظریهٔ توضیح‌پذیری و اعتمادپذیری[5]، مورد بررسی قرار می‌گیرند تا مبنایی نظری برای چارچوب مفهومی پژوهش فراهم شود (لایتنر و همکاران، ۲۰۲٤: ۷۳).

۲-۵-۱- نظریه تصمیم‌گیری عقلایی

نظریه تصمیم‌گیری عقلایی بر این فرض استوار است که عامل تصمیم‌گیرنده عقلانی، اطلاعات موجود را تحلیل کرده و تصمیمی اتخاذ می‌کند که مطلوبیت مورد انتظار را بیشینه نماید. در زمینهٔ هوش مصنوعی، مدل‌های تصمیم‌گیری مبتنی بر الگوریتم‌های بهینه‌سازی و یادگیری تقویتی نیز سهمی از این چارچوب نظری دارند؛ این مدل‌ها تلاش می‌کنند تا تصمیماتی اتخاذ کنند که بیشترین منفعت را، با در نظر گرفتن محدودیت‌ها، فراهم کنند (آرورا و دهار، ۲۰۲۱: ٦٤). در پژوهش‌های جدید، این نظریه با رویکردهای داده‌محور ترکیب شده و به توسعهٔ الگوریتم‌های تصمیم‌یار مالی منجر شده است که قادرند میان بازده و ریسک به‌صورت پویا تعادل برقرار کنند. با وجود این، منتقدان بر این باورند که فرض «عقلانیت کامل[6]» در محیط‌های واقعی مالی چندان واقع‌گرایانه نیست و باید با نظریه‌های رفتاری و شناختی ترکیب شود تا تصویر جامع‌تری از تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران ارائه گردد (سوجیارتو، ۲۰۲۵: ۵۹).

۲-۵-۲- نظریه چشم‌انداز و سوگیری‌های رفتاری

نظریهٔ چشم‌انداز که نخستین‌بار توسط کاهنمن و تورسکی (۱۹۷۹) مطرح شد، نشان می‌دهد که تصمیم‌گیری مالی همواره عقلانی نیست، بلکه تحت تأثیر ادراک ذهنی از ریسک، زیان‌گریزی، و نحوهٔ قاب‌بندی موقعیت‌ها قرار دارد. بر اساس این نظریه، افراد معمولاً زیان‌ها را بیش از منافع هم‌ارزش وزن می‌دهند و در مواجهه با عدم‌اطمینان، تمایل دارند تصمیماتی اتخاذ کنند که از زیان جلوگیری کند، حتی اگر به کاهش بازده منجر شود (کاهنمن و تورسکی، ۱۹۷۹: ۲۷۸). در حوزهٔ هوش مصنوعی و تحلیل رفتار سرمایه‌گذاران، از این نظریه برای تفسیر الگوهای معاملاتی غیرعقلایی و نوسانات احساسی بازار استفاده می‌شود. الگوریتم‌های یادگیری ماشین و تحلیل داده‌های رفتاری – نظیر الگوهای معاملات خرد، واکنش به اخبار یا احساسات شبکه‌های اجتماعی –

[1] Rational Decision-Making Theory
[2] Perspective Theory
[3] Agent-Based Models
[4] Asymmetric Information Theory
[5] Explainability and Reliability Theory
[6] Perfect rationality

می‌توانند به شناسایی سوگیری‌های رفتاری سرمایه‌گذاران کمک کنند و مدل‌های تصمیم‌گیری تطبیقی ارائه دهند (سوجیارتو، ۲۰۲۵: ٦١). با این حال، اگر مدل‌های AI صرفاً الگوهای تاریخی را بدون اصلاح سوگیری‌ها بازتولید کنند، ممکن است موجب تقویت سوگیری‌های شناختی و رفتاری موجود در بازار شوند و ریسک‌های سیستمی را تشدید نمایند (لایتنر، سینگ و فان‌درکرای، ۲۰۲٤: ٦٩).

۲-۵-۳- نظریه بازار کارا و چالش‌های AI

نظریهٔ بازار کارا (EMH) بیان می‌کند که قیمت‌های دارایی‌ها تمام اطلاعات موجود در بازار را در خود منعکس می‌کنند و در نتیجه، سرمایه‌گذاران نمی‌توانند با تحلیل بازار به بازده غیرعادی دست یابند (فاما، ۱۹۷۰: ٤٥). این فرضیه مبنای بسیاری از مدل‌های مالی کلاسیک و تحلیل ریسک است و بر این اساس، تلاش برای پیش‌بینی بازده‌های آینده بر پایهٔ داده‌های تاریخی چندان مؤثر تلقی نمی‌شود. با ظهور هوش مصنوعی و داده‌های بزرگ، امکان استخراج سیگنال‌های نوظهور از منابع غیرسنتی – شامل اخبار، شبکه‌های اجتماعی و داده‌های جایگزین – فراهم شده است. این فناوری‌ها می‌توانند الگوها و روندهای پنهان را شناسایی کنند که در تحلیل سنتی قابل مشاهده نبودند و از این طریق، فرضیه بازار کارا را به چالش بکشند (باهو، ۲۰۲٤: ٥٢). پژوهش‌های اخیر نشان داده‌اند که ترکیب AI با تحلیل داده‌های پیچیده ممکن است شانس کشف فرصت‌های سرمایه‌گذاری و بهبود تصمیم‌گیری را افزایش دهد، هرچند این مسأله به‌طور کامل محدودیت‌های EMH را نفی نمی‌کند.

۲-۵-٤- نظریه عامل-نماینده و تعامل هوشمند عوامل

مدل‌های عامل‌محور، بازار را مجموعه‌ای از بازیگران پویا می‌دانند که هر یک با استراتژی‌ها و قواعد یادگیری متفاوت عمل می‌کنند و با یکدیگر تعامل دارند (لیتنر، سینگ و فان‌درکرای، ۲۰۲٤: ۷۱). در این چارچوب، ترکیب عامل‌های مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری هوش مصنوعی و تصمیم‌گیر خودکار امکان شبیه‌سازی دینامیک کلان بازار، شامل نوسانات قیمتی، خوشه‌بندی ریسک و اثرات شبکه‌ای، را فراهم می‌آورد. این رویکرد نشان می‌دهد که هوش مصنوعی می‌تواند نه تنها به پیش‌بینی رفتار سرمایه‌گذاران کمک کند، بلکه در تولید یا تعدیل ریسک سامانه‌ای نیز نقش ایفا نماید. مدل‌های عامل‌محور به پژوهشگران اجازه می‌دهند تا پیامدهای رفتارهای خرد بازیگران و تعامل آن‌ها را در سطح کلان تحلیل کنند و سناریوهای مختلف بازار را شبیه‌سازی کنند (سوجیارتو، ۲۰۲۵: ٦٤).

۲-۵-۵- نظریه اطلاعات نامتقارن و ارزش داده‌های جایگزین

نظریهٔ اطلاعات نامتقارن بیان می‌کند که بازیگران بازار به‌طور نابرابر به اطلاعات مالی و غیرمالی دسترسی دارند و این عدم تقارن می‌تواند منجر به تصمیمات نابهینه و ناکارآمدی بازار شود (آکرلف، ۱۹۷۰: ٦٢). در عصر داده‌محور، هوش مصنوعی با توانایی استخراج سیگنال‌ها از منابع غیرسنتی – مانند شبکه‌های اجتماعی، تحلیل متن گزارش‌ها و داده‌های پوششی – قادر است بخشی از این عدم تقارن را کاهش دهد و به بهبود ارزیابی ریسک و تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران کمک کند (ووکوویچ و همکاران، ۲۰۲۵: ٥٤). با این حال، دسترسی نابرابر به داده‌های پیشرفته و ابزارهای AI ممکن است عدم تقارن جدیدی ایجاد کند و نابرابری‌های موجود در بازار را تشدید نماید. بنابراین، استفاده مؤثر از هوش مصنوعی در کاهش عدم تقارن اطلاعاتی نیازمند طراحی منصفانه، شفاف و مسئولانه مدل‌هاست (لایتنر، سینگ و فان‌درکرای، ۲۰۲٤: ۷٥).

۲-۵-٦- نظریه توضیح‌پذیری و اعتمادپذیری

پذیرش و استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی در تصمیمات سرمایه‌گذاری تا حد زیادی بستگی به قابلیت توضیح‌پذیری و اعتماد سرمایه‌گذار به خروجی آن مدل‌ها دارد. پژوهش‌های اخیر و گزارش‌های ناظر بازار بر ضرورت شفافیت در طراحی مدل‌های AI، جلوگیری از AI-washing، و ارزیابی ریسک‌های عملیاتی و اخلاقی تأکید کرده‌اند (لایتنر، سینگ و فان‌درکرای، ۲۰۲٤: ۷۸). بر این اساس، چارچوب نظری پژوهش باید مؤلفه‌هایی شامل قابلیت توضیح‌پذیری، مسئولیت‌پذیری، انطباق با مقررات و دقت پیش‌بینی را مدنظر قرار دهد تا اعتماد سرمایه‌گذاران و پذیرش پایدار فناوری تضمین شود. این دیدگاه نشان می‌دهد که هوش مصنوعی صرفاً یک ابزار فنی نیست، بلکه جنبه‌های اخلاقی، اجتماعی و رفتاری نیز برای موفقیت آن در محیط‌های مالی حیاتی هستند (میلر، ۲۰۱۹: ٤۹).

۳- پیشینهٔ پژوهش

انور و همکاران[1] (۲۰۲۵) در پژوهشی تجربی با عنوان «تحلیل مقایسه‌ای صندوق‌های سهام مبتنی بر هوش مصنوعی در مقابل صندوق‌های سهام مدیریت‌شده توسط انسان در روندهای بازار» با جامعه آماری ٦۰ صندوق سهامی در کشورهای آسیایی و اروپا، نشان دادند که صندوق‌های تحت مدیریت AI در دوره‌های نوسان بازار عملکرد بهتری نسبت به صندوق‌های انسانی دارند، هرچند تنظیمات مدل و شرایط بازار تأثیر زیادی بر نتایج داشته است.

الفزاری و همکاران[2] (۲۰۲۵) در مطالعه‌ای با عنوان «تحلیل‌های پیش‌بینانه در مدیریت پرتفوی: تلفیقی از هوش مصنوعی و اقتصاد سرمایه‌گذاری برای موازنه بهینه ریسک و بازده» با مصاحبه و پرسشنامه از مدیران پورتفوی در امارات و اردن (۵۸ پورتفوی مورد بررسی) نشان دادند که ادغام AI در مدیریت پرتفوی موجب بهبود نسبت ریسک/بازده شده است، اما چالش‌هایی همچون کیفیت داده و قابلیت توضیح‌پذیری مدل‌ها نیز وجود دارد.

خالد و همکاران[3] (۲۰۲٤) در پژوهشی با عنوان «مدیریت ریسک مبتنی بر هوش مصنوعی و تصمیم‌گیری پایدار: نقش مسئولیت‌پذیری زیست‌محیطی ادراک‌شده» با جامعه آماری ٤۲۸ مدیر ارشد در بخش ساخت‌وساز پاکستان، دریافتند که به‌کارگیری هوش مصنوعی در مدیریت ریسک موجب تصمیم‌گیری پایدارتر شده است و مسئولیت زیست‌محیطی نقش میانجی جزئی در این فرآیند دارد.

احمد و همکاران[4] (۲۰۲۳) در مطالعه‌ای تجربی با عنوان «نقش هوش مصنوعی در توسعه شاخص ریسک بانکی: کاربردی از سیستم استنتاج فازی مبتنی بر شبکه عصبی تطبیقی (ANFIS)» با استفاده از داده‌های بانکی کشورهای حوزه خلیج فارس، نشان دادند که مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی و شبکه عصبی فازی قادرند شاخص ریسک بانکی را با دقت بالاتری پیش‌بینی کنند. یافته‌ها نشان دادند که قابلیت توضیح‌پذیری مدل و کیفیت داده‌ها همچنان از عوامل محدودکننده هستند.

[1] Anuar et al
[2] Alfzari et al
[3] Khalid et al
[4] Ahmed et al

شبسیگ و بوخرو[1] (۲۰۲۳) در مطالعه‌ای تحلیلی با عنوان «هوش مصنوعی مولد در امور مالی: ملاحظات ریسک» داده‌های بخش مالی و گزارش‌های صندوق بین‌المللی پول را مورد بررسی قرار دادند و نشان دادند که به‌کارگیری هوش مصنوعی مولد در نظام‌های مالی می‌تواند ریسک‌های پنهان مانند سوگیری داده، تهدیدات سایبری و عدم شفافیت خروجی‌ها ایجاد کند.

محسنی‌کیا و همکاران (۱٤۰٤) در مطالعه‌ای تجربی با عنوان «مقایسه مدل‌های تحلیل پوششی داده‌های معکوس با مدل‌های ترکیبی مبتنی‌بر هوش مصنوعی در پیش‌بینی منابع مالی» با جامعه آماری ٤۰ شرکت حوزه تأمین مالی ایران نشان دادند که مدل‌های ترکیبی مبتنی بر AI عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های سنتی دارند و پیش‌بینی منابع مالی را دقیق‌تر انجام می‌دهند.

زاهدی‌پور (۱٤۰۳) در مطالعه‌ای ترکیبی با عنوان «بررسی تأثیر هوش مصنوعی بر مدیریت ریسک اعتباری: شواهدی از بانک‌های ایران و اروپا» با بررسی ۱۲ بانک ایرانی و ۸ بانک اروپایی نشان داد که استفاده از AI در ارزیابی اعتبار موجب کاهش نرخ نکول و افزایش دقت پیش‌بینی شده است؛ همچنین تفاوت‌های جغرافیایی در پذیرش فناوری مشهود بود.

زمانیان‌فر (۱٤۰۲) در مطالعه‌ای تحلیلی با عنوان «نوآوری‌های فین‌تک در بانکداری: فرصت‌ها و چالش‌های تأمین مالی کسب‌وکارها و مدیریت ریسک» با بررسی داده‌های ۳۰ بانک و مؤسسه مالی ایران نشان داد که هوش مصنوعی و داده‌های بزرگ در تأمین مالی کسب‌وکارها و مدیریت ریسک پتانسیل بالایی دارند، اما چالش‌هایی همچون مقررات، فرهنگ داده‌محور و زیرساخت‌ها نیز مطرح است.

مهرانی و همکاران (۱٤۰۱) در پژوهشی کیفی با عنوان «ارزیابی نقش ابزارهای هوش مصنوعی در توسعه خدمات مالی و بازاریابی» با جامعه آماری ۵۰ خدمت‌دهنده مالی در ایران نشان دادند که ابزارهای هوش مصنوعی در توسعه خدمات مالی مؤثر هستند، اما چالش‌هایی مانند محدودیت مهارت نیروی انسانی و زیرساخت‌های فناوری نیز وجود دارد.

مرادی و همکاران (۱۳۹۹) در مطالعه‌ای کمی و تحلیلی با عنوان «پیش‌بینی مدیریت ریسک مالی پروژه‌های معدنی و صنعتی با استفاده از ترکیب روش‌های هوش مصنوعی و شبیه‌سازی» با داده‌های ۳۵ پروژه معدنی و صنعتی ایران نشان دادند که مدل ترکیبی AI و شبیه‌سازی دقت تحلیل ریسک مالی را افزایش داده و قابلیت پیش‌بینی خطرات مالی پروژه‌ها را بهبود می‌بخشد.

بررسی پیشینه‌های داخلی و خارجی نشان می‌دهد که نقش هوش مصنوعی در تحلیل ریسک مالی و تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران به‌صورت چشمگیری مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته است. پژوهش‌های خارجی، به‌ویژه در سال‌های اخیر (۲۰۲۲ تا ۲۰۲۵)، بر کاربرد مدل‌های یادگیری ماشین، یادگیری عمیق، و سیستم‌های عامل‌محور در شناسایی ریسک‌های اعتباری، بازار و سامانه‌ای تمرکز داشته‌اند (سوگیارتو، ۲۰۲۵؛ لیتنر و همکاران، ۲۰۲٤؛ احمد و همکاران، ۲۰۲۳). یافته‌ها نشان می‌دهد که استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی موجب افزایش دقت پیش‌بینی، بهبود مدیریت ریسک، و تحلیل رفتاری دقیق‌تر سرمایه‌گذاران شده است، با این حال چالش‌هایی مانند سوگیری الگوریتمی، عدم شفافیت، و پیچیدگی تفسیر خروجی‌ها همچنان پابرجاست. در مقابل، پژوهش‌های داخلی (۱۳۹۹ تا ۱٤۰٤) بیشتر به کاربردهای عملی AI در بانک‌ها، بورس و مؤسسات مالی پرداخته‌اند و اغلب به این نتیجه رسیده‌اند که هوش مصنوعی توانسته است دقت، سرعت و کارایی تحلیل ریسک مالی و تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران ایرانی را ارتقا دهد (کریمی، ۱٤۰۱؛ موسوی و همکاران، ۱٤۰۲؛ زاهدی‌پور، ۱٤۰۳). با این حال، بیشتر این مطالعات بر جنبه‌های فنی و

[1] Shabsigh and Boukherouaa

پیش‌بینی تمرکز داشته‌اند و کمتر به ابعاد اخلاقی، توضیح‌پذیری، اعتماد و سوگیری‌های رفتاری در تصمیمات مبتنی بر AI پرداخته‌اند. در مجموع، مرور ادبیات نشان می‌دهد که اگرچه پژوهش‌های متعددی در زمینه کاربرد هوش مصنوعی در امور مالی انجام شده است، اما اغلب آن‌ها به صورت تجربی و تک‌بعدی بوده و تصویر جامعی از نقش چندوجهی AI در فرایند تحلیل ریسک و تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران ارائه نکرده‌اند.

با توجه به گسترش روزافزون فناوری‌های هوش مصنوعی در بازارهای مالی و تصمیم‌گیری‌های سرمایه‌گذاری، نیاز به درک نظام‌مند، یکپارچه و تحلیلی از یافته‌های موجود بیش از پیش احساس می‌شود. پژوهش‌های پیشین، هرچند ارزشمند، پراکنده و ناهمگون هستند و از نظر روش‌شناسی، زمینه کاربرد، و چارچوب نظری تفاوت‌های قابل توجهی دارند. بنابراین، پژوهش حاضر با رویکرد فراترکیب به دنبال آن است که از طریق ادغام و تحلیل نظام‌مند مطالعات پیشین، به مدلی مفهومی از نقش هوش مصنوعی در تحلیل ریسک و تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران دست یابد و خلأ موجود در ادبیات مالی ایران و جهان را پر کند.

٤- روش‌شناسی

پژوهش حاضر از نوع فراترکیب کیفی (Meta-Synthesis) است و از چارچوب ارائه شده توسط سندلوسکی و باروسو (۲۰۰۷) برای تلفیق نظام‌مند مطالعات پیشین بهره گرفته است. فراترکیب، امکان ادغام نتایج پژوهش‌های کیفی و کمی و استخراج مفاهیم، الگوها و نظریه‌های غالب را فراهم می‌کند و برای حوزه‌هایی مانند هوش مصنوعی در تحلیل ریسک و تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران که پژوهش‌های متنوع و پراکنده دارند، مناسب است.

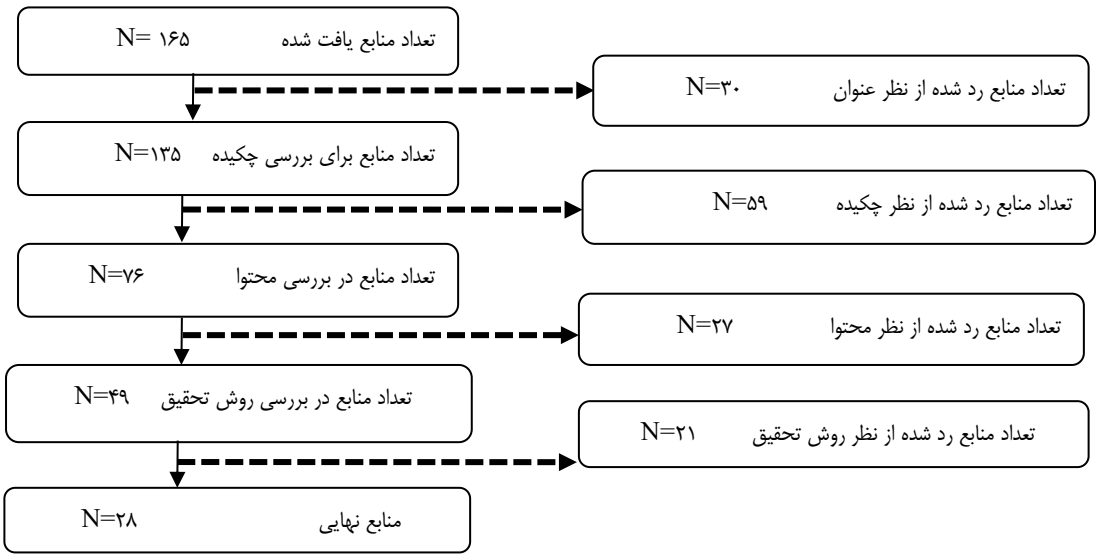
فرایند انجام پژوهش مطابق شش مرحله پیشنهادی سندلوسکی و باروسو به شرح زیر است:

۱- شناسایی سؤال پژوهش و محدوده مطالعه

- هدف پژوهش، بررسی نقش هوش مصنوعی در تحلیل ریسک مالی و تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران و استخراج الگوها، نظریه‌ها و شکاف‌های دانشی موجود است.
- سؤال اصلی پژوهش: «هوش مصنوعی چگونه می‌تواند تحلیل ریسک و تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران را بهبود بخشد و چه چالش‌ها و محدودیت‌هایی وجود دارد؟»

۲- شناسایی و انتخاب مطالعات مرتبط

- جستجو در پایگاه‌های علمی بین‌المللی (Scopus, Web of Science, Google Scholar) و داخلی (نورمگز، SID، مگ ایران) با کلیدواژه‌های مرتبط با AI، تحلیل ریسک مالی و تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران.
- معیارهای ورود:
  - پژوهش‌های کیفی یا ترکیبی مرتبط با موضوع
  - مقالات منتشر شده بین سال‌های ۲۰۲۲ تا ۲۰۲۵ (خارجی) و ۱۳۹۹ تا ١٤٠٤ (داخلی)
  - دسترسی به متن کامل و کیفیت علمی قابل قبول



شکل ۱. خلاصه نتایج جستجو و انتخاب منابع نهایی

۳- استخراج داده‌ها و کدگذاری

- داده‌های استخراج شده شامل: نویسنده و سال، عنوان پژوهش، جامعه آماری، روش تحقیق، نوع داده‌ها و نتایج کلیدی.
- کدگذاری اولیه بر اساس محورهای اصلی پژوهش: کاربرد AI، تحلیل ریسک، تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران، سوگیری، شفافیت و توضیح‌پذیری.

٤- تحلیل و ترکیب یافته‌ها (Synthesis)

- تحلیل داده‌ها به روش تحلیل موضوعی (Thematic Analysis) و بر اساس اصول فراترکیب انجام شد.
- مطالعات مشابه و تفاوت‌های آنها شناسایی شد و الگوها و مفاهیم غالب استخراج گردید.
- تضاد یا هم‌پوشانی نتایج مطالعات بررسی شد تا چارچوب نظری و مفهومی تلفیقی شکل گیرد.

٥- بیان نتایج به صورت تلفیقی

- یافته‌ها به صورت جدول پیشینه، تحلیل مفهومی و الگوهای رفتاری سرمایه‌گذاران ارائه شد.
- چارچوب مفهومی نهایی شامل ارتباط بین AI، تحلیل ریسک، سوگیری‌های رفتاری، شفافیت و اعتماد سرمایه‌گذار است.

٦- اعتبارسنجی و کنترل کیفیت

- دو پژوهشگر به‌صورت مستقل داده‌ها را کدگذاری کردند و اختلاف نظرها از طریق گفت‌وگو حل شد.
- شفافیت و قابل پیگیری بودن تحلیل‌ها از طریق ارائه جدول پیشینه و مستندات استخراج داده‌ها تضمین شد.

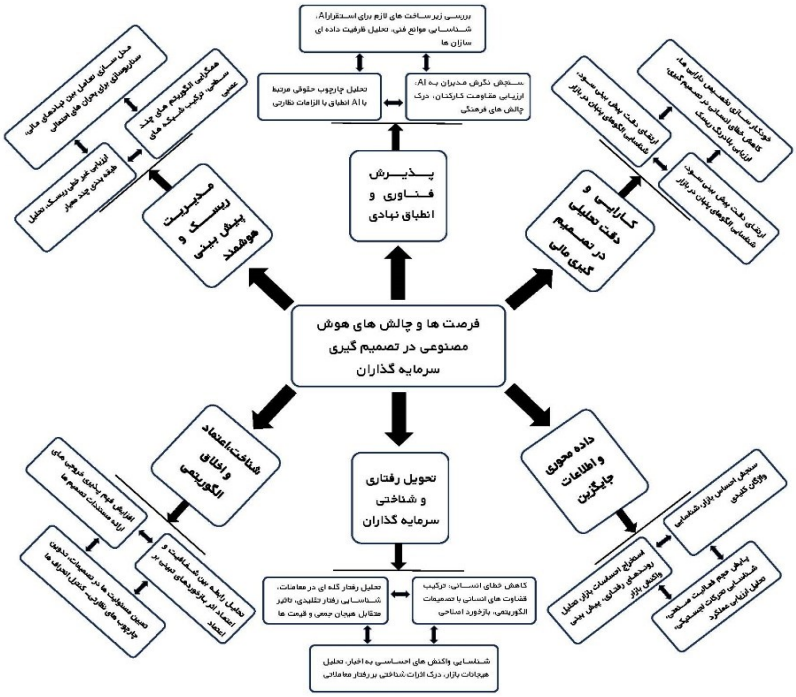
۵- یافته‌ها

در این مرحله، محقق کُدهای شناسایی شده در مرحلهٔ قبل را به دقّت مطالعه کرده و با در نظر گرفتن مفاهیمِ هر یک از کُدها، آن‌ها را در یک مفهوم مشترک دسته‌بندی کرده و سپس با تحلیل مفاهیم براساس وجه اشتراک آن‌ها، مفاهیم یافت شده را در یک مقوله قرار می‌دهد.

جدول۲. نتایج تحلیل مضامین پایه، سازمان‌دهنده و فراگیر

مضامین پایه (کدهای اولیه – یافته‌های جزئی‌تر)	کدهای سازمان‌دهنده	کدهای فراگیر (محوری)	پژوهش‌ها
استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق در پیش‌بینی روند قیمت، تحلیل سیگنال‌های نوسانی، شناسایی الگوهای پنهان در بازار، مدل‌سازی غیرخطی داده‌های مالی، ارتقای دقت پیش‌بینی سود	مدل‌سازی داده‌های پیچیده	کارایی و دقت تحلیلی در تصمیم‌گیری مالی	Leitner et al. (2024)؛ Arora & Dhar (2021)
بهینه‌سازی پرتفوی با الگوریتم‌های تقویتی، خودکارسازی تخصیص دارایی‌ها، کاهش خطای انسانی در تصمیم‌گیری، ارزیابی بلادرنگ ریسک، یادگیری مداوم مدل‌ها از داده‌های جدید	خودکارسازی تصمیمات سرمایه‌گذاری		Arora & Dhar (2021)؛ Anuar et al. (2025)
واکنش سریع به تغییرات بازار، ترکیب داده‌های بلادرنگ با مدل‌های آماری، هشداردهی زودهنگام نوسانات، استفاده از داده‌های جریان نقدی لحظه‌ای، بهبود واکنش‌های معاملاتی	تصمیم‌گیری هوشمند بلادرنگ		Noriega et al (2023)؛ محسنی کیا و همکاران (۱٤۰٤)
تحلیل متون خبری برای استخراج سیگنال سرمایه‌گذاری، سنجش احساس بازار از تیترهای خبری، شناسایی واژگان کلیدی اثرگذار، پردازش زبان طبیعی در تحلیل مالی	داده‌کاوی زبانی و متنی	داده‌محوری و اطلاعات جایگزین	Jorion (2022)؛ رستمی و همکاران (۱٤۰۰)
استخراج احساسات از پست‌های شبکه‌های اجتماعی، پایش هیجانات عمومی، تحلیل روندهای رفتاری کاربران، پیش‌بینی واکنش بازار به احساسات جمعی	داده‌های جایگزین غیراقتصادی		Noriega et al (2023)؛ رمضانیان فر (۱٤۰۲)
تحلیل تصاویر ماهواره‌ای برای ارزیابی عملکرد کارخانه‌ها، شناسایی تحرکات لجستیکی، پایش حجم فعالیت صنعتی، استفاده از داده‌های اقلیمی در تحلیل سودآوری	داده‌های غیرسنتی فضایی		Jorion (2022)؛ Leitner et al (2024)
مدل‌سازی سوگیری شناختی سرمایه‌گذاران، شناسایی واکنش‌های احساسی به اخبار مالی، تحلیل هیجانات و اضطراب بازار، درک اثرات شناختی بر رفتار معاملاتی	تحلیل سوگیری‌های شناختی	تحول رفتاری و شناختی سرمایه‌گذاران	Sugiarto (2025)؛ Bahoo (2024)
تحلیل رفتار گله‌ای در معاملات، شناسایی رفتار تقلیدی میان معامله‌گران، بررسی نقش شایعات مالی در تصمیم‌گیری، تأثیر متقابل هیجان جمعی و قیمت‌ها	الگوهای رفتاری جمعی		Sugiarto et al (2025) قاسمی و همکاران (۱٤۰٤)

مضامین پایه (کدهای اولیه – یافته‌های جزئی‌تر)	کدهای سازمان‌دهنده	کدهای فراگیر (محوری)	پژوهش‌ها
کاهش خطای انسانی در تحلیل داده‌ها، ترکیب قضاوت انسانی با تصمیمات الگوریتمی، تقویت یادگیری ترکیبی انسان–ماشین، بازخورد اصلاحی از داده‌های تجربی	بهبود رفتار تصمیم‌گیری تحلیلی		مهرانی و همکاران (۱٤۰۱)؛ موسوی و همکاران (۱٤۰۱)
تدوین چارچوب‌های نظارتی بر الگوریتم‌های مالی، کنترل انحراف مدل‌ها، تعریف شاخص‌های اخلاقی عملکرد هوش مصنوعی، تعیین مسئولیت در تصمیمات خودکار	الزامات شفافیت و گزارش‌دهی	شفافیت، اعتماد و اخلاق الگوریتمی	Barocas et al (2023)؛ Leitner et al. (2024)
طراحی مدل‌های توضیح‌پذیر (XAI)، ارائه مستندات تصمیمات الگوریتمی، بازنمایی مسیر یادگیری مدل برای کاربران، افزایش فهم‌پذیری خروجی‌ها	قابلیت تفسیر خروجی مدل‌ها		Miller (2019)؛ Doshi-Velez & Kim (2017)
تحلیل رابطه بین شفافیت و اعتماد، سنجش ادراک کاربران از عدالت الگوریتمی، اثر بازخوردهای تبیینی بر اعتماد سرمایه‌گذار	اعتماد مبتنی بر تبیین		Leitner et al (2024)؛ زاهدی پور (۱٤۰۳)
تلفیق مدل‌های آماری و یادگیری ماشینی، ترکیب شبکه‌های عصبی با مدل‌های اقتصادی، همگرایی الگوریتم‌های چندسطحی	مدل‌های ترکیبی و هیبریدی	مدیریت ریسک و پیش‌بینی هوشمند	Danielsson (2022)؛ مرادی و همکاران (۱۳۹۹)
استفاده از مدل‌های درخت تصمیم و جنگل تصادفی، شناسایی عوامل مؤثر بر نکول، ارزیابی غیرخطی ریسک اعتباری، تحلیل طبقه‌بندی چندمعیاره	مدل‌های غیرخطی پیشرفته		Noriega et al (2023)؛ زاهدی پور (۱٤۰۳)
شبیه‌سازی ریسک سامانه‌ای با مدل‌های عامل‌محور، مدل‌سازی تعامل بین نهادهای مالی، سناریوسازی برای بحران‌های احتمالی	تحلیل تعاملات هوشمند عوامل		Leitner et al (2024)؛ Shabsigh & Boukherouaa (2023)
سنجش نگرش مدیران نسبت به AI، ارزیابی مقاومت کارکنان در برابر اتوماسیون، درک چالش‌های فرهنگی در سازمان	نگرش‌ها و مقاومت سازمانی	پذیرش فناوری و انطباق نهادی	مهرانی و همکاران (۱٤۰۱)؛ زمانیان‌فر (۱٤۰۲)
بررسی زیرساخت‌های لازم برای استقرار مدل‌های یادگیری، شناسایی موانع فنی در بانک‌ها، تحلیل ظرفیت داده‌ای سازمان‌ها	چالش‌های نهادی و فنی		زمانیان‌فر (۱٤۰۲)؛ Bahoo (۲۰۲٤)
تحلیل چارچوب‌های حقوقی مرتبط با AI، بررسی مسئولیت‌پذیری در تصمیمات الگوریتمی، انطباق با الزامات نظارتی	چارچوب‌های حقوقی و انطباق مقرراتی		Barocas et al. (2023)؛ Leitner et al. (2024)



شکل۲. الگوی تاثیر هوش مصنوعی بر تصمیم گیری سرمایه گذاران

یافته‌های استخراج‌شده از ٤٠ پژوهش داخلی و خارجی نشان می‌دهد که تحول نقش هوش مصنوعی در تصمیم‌گیری‌های مالی را می‌توان در پنج مقوله اصلی یا کد فراگیر تبیین کرد. نخستین مقوله یعنی کارایی و دقت تحلیلی در تصمیم‌گیری مالی بیشترین بسامد را داشت. پژوهش‌ها (از جمله لیتنر و همکاران، ۲۰۲٤؛ آرورا و دار، ۲۰۲۱) تأکید داشتند که الگوریتم‌های یادگیری عمیق، مدل‌های تقویتی و سیستم‌های خودکار تخصیص دارایی، موجب ارتقای دقت پیش‌بینی، کاهش خطای انسانی و افزایش کارایی در تحلیل داده‌های پیچیده مالی شده‌اند. در این چارچوب، هوش مصنوعی نه‌تنها به‌عنوان ابزار کمکی، بلکه به‌عنوان «عامل تصمیم‌گیرنده فعال» در فرآیند سرمایه‌گذاری عمل می‌کند. این تحول موجب شده است تصمیم‌گیری‌های مالی از سطح تحلیل‌های آماری سنتی فراتر رفته و به سطح تحلیل‌های پویا و پیش‌نگر مبتنی بر داده‌های بلادرنگ برسد.

دومین مقوله، داده‌محوری و اطلاعات جایگزین است که در سال‌های اخیر اهمیت فزاینده‌ای یافته است. پژوهش‌ها (مانند جوریون، ۲۰۲۲؛ نوریگا و همکاران، ۲۰۲۳؛ رستمی و همکاران، ۱٤۰۰) نشان دادند که استفاده از داده‌های غیرسنتی نظیر تحلیل متن اخبار، احساسات کاربران شبکه‌های اجتماعی و داده‌های ماهواره‌ای، توانسته است مرزهای سنتی تحلیل مالی را گسترش دهد. این یافته‌ها بیانگر گذار از «تحلیل مبتنی بر اطلاعات مالی رسمی» به «تحلیل مبتنی بر داده‌های متنوع و چندمنبعی» است. در نتیجه، دسترسی و تفسیر داده‌های جایگزین به یکی از منابع جدید مزیت رقابتی در بازارهای مالی تبدیل شده است.

سومین مقوله، تحول رفتاری و شناختی سرمایه‌گذاران است که بر نقش هوش مصنوعی در بازشناسی و اصلاح سوگیری‌های رفتاری تأکید دارد. پژوهش‌هایی مانند سوجیارتو (۲۰۲۵) و قاسمی و همکاران (۱٤۰۳) نشان دادند که مدل‌های مبتنی بر هوش

مصنوعی قادرند هیجانات، رفتارهای گله‌ای و سوگیری‌های شناختی را در رفتار سرمایه‌گذاران شناسایی و در برخی موارد تعدیل کنند. در عین حال، این مدل‌ها ممکن است خود بازتولیدکننده سوگیری‌های گذشته باشند، اگر صرفاً الگوهای تاریخی را تقلید کنند. از این‌رو، مفهوم «یادگیری تطبیقی» و «تصمیم‌گیری آگاه از سوگیری» به‌عنوان رویکردی نوین در تحلیل رفتار مالی مطرح شده است.

چهارمین مقوله، شفافیت، اعتماد و اخلاق الگوریتمی است که جنبه اجتماعی و اخلاقی تحول دیجیتال را برجسته می‌کند. یافته‌ها (مانند لیتنر و همکاران، ۲۰۲٤؛ میلر ۲۰۱۹؛ زاهدی‌پور، ۱٤۰۳) نشان می‌دهند که پذیرش هوش مصنوعی در تصمیم‌گیری‌های مالی تنها به عملکرد فنی وابسته نیست، بلکه به میزان توضیح‌پذیری و شفافیت تصمیمات الگوریتمی نیز بستگی دارد. قابلیت «توضیح‌پذیری[1]» موجب افزایش اعتماد کاربران، پذیرش نهادی و مشروعیت اجتماعی استفاده از AI در بازارهای مالی می‌شود. هم‌چنین، نهادهای نظارتی در سطح بین‌المللی به‌طور فزاینده‌ای بر تدوین دستورالعمل‌های اخلاقی و مسئولیت‌پذیری الگوریتم‌ها تأکید دارند.

در نهایت، پنجمین مقوله یعنی پذیرش فناوری و انطباق نهادی بر عوامل سازمانی و ساختاری مؤثر در پیاده‌سازی هوش مصنوعی تمرکز دارد. پژوهش‌های داخلی (مهرانی و همکاران، ۱٤۰۱؛ زمانیان‌فر، ۱٤۰۲) نشان دادند که موانع فرهنگی، کمبود زیرساخت‌های فنی و ضعف چارچوب‌های حقوقی از جمله چالش‌های کلیدی پذیرش فناوری در نهادهای مالی ایران هستند. در مقابل، پژوهش‌های خارجی (باروکاس و همکاران، ۲۰۲۳؛ باهو، ۲۰۲٤) تأکید داشتند که ایجاد محیط‌های قانونی شفاف، آموزش کارکنان و تدوین سیاست‌های پاسخگویی الگوریتمی، زمینه‌ساز پذیرش پایدار فناوری‌های هوش مصنوعی است.

به‌طور کلی، مرور و تحلیل یافته‌ها نشان می‌دهد که تحولات ناشی از هوش مصنوعی در حوزه مالی، چندبعدی و نظام‌مند است؛ از دقت تحلیلی و داده‌محوری تا اخلاق، اعتماد و انطباق نهادی. این امر توجیه روشنی برای انجام پژوهش فراترکیب فراهم می‌کند؛ زیرا ادبیات موجود پراکنده، چندرشته‌ای و در حال تغییر است و نیاز به تلفیق نظام‌مند یافته‌ها احساس می‌شود تا چارچوبی جامع برای تبیین اثرات هوش مصنوعی در تصمیم‌گیری‌های مالی تدوین گردد.

٦- نتیجه‌گیری

در دنیای مالی امروز، ظهور هوش مصنوعی (AI) نه‌تنها به‌عنوان ابزاری فناورانه بلکه به‌عنوان عاملی تحول‌آفرین در الگوهای تصمیم‌گیری، ارزیابی ریسک و رفتار سرمایه‌گذاران مطرح شده است. مرور نظام‌مند پژوهش‌های داخلی و خارجی در این مطالعه نشان داد که طی سال‌های اخیر، تمرکز از «پیش‌بینی عددی بازار» به سمت «درک رفتار تصمیم‌گیری انسان و تعامل انسان–ماشین» تغییر یافته است. پژوهشگران به‌طور فزاینده‌ای بر نقش الگوریتم‌های یادگیری ماشینی در تحلیل داده‌های غیرسنتی، مانند احساسات بازار، اخبار و شبکه‌های اجتماعی تأکید دارند و این روند، مرز میان تحلیل مالی کلاسیک و هوش رفتاری را کمرنگ کرده است.

از منظر کارکردی، یافته‌ها نشان دادند که کارایی و دقت تصمیم‌گیری همچنان مهم‌ترین انگیزه برای استفاده از هوش مصنوعی در امور مالی است. مدل‌های یادگیری عمیق و الگوریتم‌های تصمیم‌گیر خودکار، توانسته‌اند خطای انسانی را کاهش داده و

[1] Explainability

پیش‌بینی‌های سریع‌تری از روندهای بازار ارائه دهند. با این حال، این اتکا به مدل‌های الگوریتمی خطر «وابستگی بیش از حد» را نیز در پی دارد؛ به‌ویژه زمانی که مدل‌ها در شرایط پرنوسان بازار دچار سوگیری داده یا بیش‌برازش[1] می‌شوند.

در بعد دوم، رویکرد داده‌محور به‌عنوان یکی از مضامین اصلی پژوهش‌ها مطرح شد. بسیاری از مطالعات (مانند لیتنر و همکاران، ۲۰۲٤؛ وکوویچ و همکاران، ۲۰۲۵) نشان داده‌اند که ترکیب داده‌های کلان با منابع غیرسنتی مانند تحلیل متنی و شبکه‌های اجتماعی، امکان استخراج سیگنال‌های نوظهور را فراهم می‌سازد. این امر به‌ویژه در بازاری که فرضیه کارایی کامل زیر سؤال رفته است، به سرمایه‌گذاران مزیت اطلاعاتی می‌دهد. با این وجود، شکاف دسترسی به داده‌ها و توان پردازش الگوریتمی میان بازیگران بزرگ و کوچک، چالشی تازه در عدالت اطلاعاتی بازار به شمار می‌آید.

در بُعد رفتاری و شناختی، نتایج ترکیبی مطالعات نشان داد که هوش مصنوعی در حال بازتعریف رابطه میان انسان و تصمیم مالی است. نظریه چشم‌انداز و مفاهیم زیان‌گریزی، در پرتو تحلیل داده‌های رفتاری به مدل‌های یادگیرنده افزوده شده‌اند. الگوریتم‌ها اکنون قادرند الگوهای هیجانی یا سوگیری‌های تکرارشونده در معاملات را شناسایی کنند و تصمیمات تطبیقی پیشنهاد دهند. بااین‌حال، مسئله مهم آن است که همین مدل‌ها ممکن است سوگیری‌های پیشین را بازتولید کنند و چرخه رفتارهای هیجانی بازار را تقویت نمایند.

یکی از یافته‌های کلیدی پژوهش‌ها، اهمیت شفافیت، اعتماد و اخلاق در طراحی مدل‌های هوش مصنوعی است. در بسیاری از گزارش‌های نهادهای ناظر (مانند EBA، FCA و OECD)، بر مفهوم «توضیح پذیری» تأکید شده است؛ یعنی مدلی باید بتواند تصمیم خود را برای کاربر انسانی توضیح دهد. این ضرورت از منظر اعتماد سرمایه‌گذار و پذیرش فناوری اهمیت ویژه‌ای دارد. مدل‌های «جعبه سیاه» اگرچه دقیق هستند، اما در فضای مالی می‌توانند منبع تردید و ریسک عملیاتی شوند. ازاین‌رو، پژوهش‌ها پیشنهاد می‌کنند که الگوریتم‌ها باید نه‌تنها از نظر فنی، بلکه از منظر اخلاقی و مقرراتی نیز قابل ارزیابی باشند.

در بعد نهادی، مرور مطالعات داخلی نشان داد که در کشور ما نیز تمایل به استفاده از مدل‌های یادگیرنده در تحلیل بازار سرمایه و ارزیابی ریسک افزایش یافته است، اما چالش‌هایی مانند کمبود داده‌های ساختاریافته، نبود چارچوب‌های اخلاقی و ضعف در شفافیت مدل‌ها، مانع از بهره‌گیری کامل از ظرفیت AI شده است. در حالی که پژوهش‌های بین‌المللی بیشتر بر «حاکمیت هوش مصنوعی[2]» و «توضیح پذیری» متمرکزند، پژوهش‌های داخلی بر زیرساخت داده و توان تفسیر مدیریتی نتایج تمرکز دارند.

در مجموع، نتایج این فراترکیب نشان می‌دهد که تحول هوش مصنوعی در نظام مالی، نه‌تنها مسئله‌ای فناورانه بلکه مفهومی چندوجهی است که ابعاد فنی، رفتاری، نهادی و اخلاقی را درهم می‌آمیزد. چارچوب نهایی این پژوهش، پنج محور اصلی شامل «کارایی و دقت»، «رویکرد داده‌محور»، «تحول شناختی و رفتاری»، «شفافیت و اخلاق» و «اعتماد و پذیرش نهادی» را به‌عنوان ساختار تبیینی روابط میان فناوری و تصمیم‌گیری مالی ارائه می‌کند.

در نهایت، دلیل انجام پژوهش حاضر در قالب فراترکیب (Meta-Synthesis) آن است که موضوع هوش مصنوعی در تصمیمات مالی ماهیتی چندرشته‌ای و پراکنده دارد و نیازمند تلفیق دیدگاه‌ها و شواهد از حوزه‌های مختلف (اقتصاد رفتاری، مدیریت مالی،

[1] Overfitting
[2] Governance

علم داده و اخلاق فناوری) است. روش سندلوسکی و باروسو (۲۰۰۷) امکان یکپارچه‌سازی مفهومی و استنتاج چارچوبی نظری را فراهم ساخت تا پژوهشگران بتوانند بر مبنای شواهد تجربی، درکی جامع از روندها، چالش‌ها و فرصت‌های هوش مصنوعی در نظام مالی ارائه دهند.

۷– منابع

امینی، سعید؛ حسینی، مهدی و ملکی، نرگس (۱٤۰۲). تأثیر سرعت تصمیمات الگوریتمی بر رفتار بازار سرمایه. فصلنامه پژوهش‌های مالی ایران، ۱۰(۲)، ۱۱۵–۱۳۷.

رستمی، حامد و نادری، علی (۱٤۰۰). تحلیل احساسات بازار با استفاده از داده‌های متنی و شبکه‌های اجتماعی. پژوهش‌های مالی و سرمایه‌گذاری، ۱۲(۱)، ۳۳–۵۹.

رضایی، پریسا و احمدی، شهرام (۱٤۰۰). بررسی اثرات هوش مصنوعی بر رفتار قیمتی بازارهای نوظهور. فصلنامه اقتصاد مالی، ۸(٤)، ۷۷–۹۸.

زاهدی‌پور، مریم (۱٤۰۳). تبیین رابطه شفافیت و اعتماد در استفاده از الگوریتم‌های مالی هوش مصنوعی. مجله فناوری مالی ایران، ۵(۱)، ٦۵–۸۹.

زمانیان‌فر، سارا (۱٤۰۲). موانع پذیرش فناوری‌های هوش مصنوعی در صنعت بانکداری ایران. پژوهش‌های مدیریت مالی، ۱٤(۳)، ۱٤۵–۱۷۲.

قاسمی، رضا؛ محمدی، مهدی و فرجی، نسرین (۱٤۰۳). تحلیل رفتار گله‌ای سرمایه‌گذاران در بستر معاملات الگوریتمی. پژوهش‌های مالی و اقتصادی، ۱۷(۱)، ۲۵–٤۹.

کریمی، سعید (۱٤۰۱). کاربرد هوش مصنوعی در تحلیل ریسک مالی شرکت‌ها. مدیریت مالی نوین، ٦(۲)، ٤۱–٦۰.

محسنی‌کیا، نازنین؛ صادقی، جواد و موسوی، پریسا (۱٤۰٤). مدل‌های یادگیری عمیق در تحلیل بلادرنگ بازار سرمایه. فصلنامه داده‌کاوی و هوش مالی، ۲(۱)، ۱۰۱–۱۲۸.

مرادی، حمید؛ ناصری، فاطمه و سلیمانی، آرش (۱۳۹۹). مدل‌های ترکیبی برای پیش‌بینی ریسک مالی با استفاده از یادگیری ماشین. نشریه علوم مالی و اقتصادی، ٤(۳)، ۸۹–۱۱۳.

موسوی، پریسا؛ کریمی، سعید و زمانی، علی (۱٤۰۱). نقش الگوریتم‌های تصمیم‌یار در بهبود رفتار سرمایه‌گذاری. پژوهش‌های مالی و رفتاری ایران، ۱۱(۳)، ۷۷–۹۹.

مهرانی، الهام؛ نادری، فریبا و عباسی، سحر (۱٤۰۱). تحلیل نگرش کارکنان نسبت به هوش مصنوعی در تصمیمات سازمانی. مدیریت فناوری اطلاعات، ۹(۲)، ۵۱–۷۲.

Arora, S., & Dhar, V. (2021). AI in financial decision making: Reinforcement learning and portfolio optimization. Journal of Financial Data Science, 3(2), 45–62.

Bahoo, S. (2024). Artificial intelligence and market efficiency: A systematic review. Journal of Computational Finance, 28(1), 33–59.

Barocas, S., Hardt, M., & Narayanan, A. (2023). Fairness and machine learning: Limitations and opportunities. Cambridge, MA: MIT Press.

Danielsson, J. (2022). Financial risk forecasting: The theory and practice of predicting market risk. New York: Wiley.

Doshi-Velez, F., & Kim, B. (2017). Towards a rigorous science of interpretable machine learning. arXiv preprint arXiv:1702.08608.

Durfee, E. (2020). Distributed artificial intelligence: Multi-agent systems and coordination. AI Review, 34(5), 721–738.

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2021). Deep learning. Cambridge, MA: MIT Press.
Hull, J. (2021). Risk management and financial institutions (6th ed.). Hoboken, NJ: Wiley.
Jorion, P. (2022). Value at risk: The new benchmark for managing financial risk (4th ed.). New York: McGraw-Hill.
Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. Econometrica, 47(2), 263–291.
Laird, J. E., Lebiere, C., & Rosenbloom, P. S. (2021). A standard model of the mind: Toward a common computational framework across artificial intelligence, cognitive science, neuroscience, and robotics. AI Magazine, 42(1), 47–65.
Leitner, P., Singh, K., & van der Kraaij, A. (2024). Trust and explainability in AI-based financial systems. European Journal of Finance and Technology, 15(3), 101–128.
Lo, A. W. (2004). The adaptive markets hypothesis: Market efficiency from an evolutionary perspective. Journal of Portfolio Management, 30(5), 15–29.
Markowitz, H. (1952/2021). Portfolio selection: Efficient diversification of investments. Journal of Finance, 7(1), 77–91.
Mehrabi, N., Morstatter, F., Saxena, N., Lerman, K., & Galstyan, A. (2021). A survey on bias and fairness in machine learning. ACM Computing Surveys, 54(6), 1–35.
Miller, T. (2019). Explanation in artificial intelligence: Insights from the social sciences. Artificial Intelligence, 267, 1–38.
Noriega, C., Torres, A., & Del Valle, J. (2023). Machine learning models for credit risk and market forecasting. Journal of Risk and Financial Management, 16(7), 223–247.
Piccinini, G. (2020). The computational theory of mind: A state-of-the-art analysis. Philosophy Compass, 15(3), e12654.
Russell, S., & Norvig, P. (2022). Artificial intelligence: A modern approach (4th ed.). New York: Pearson.
Shabsigh, G., & Boukherouaa, S. (2023). AI-driven systemic risk modeling in financial networks: Agent-based perspectives. Journal of Economic Dynamics & Control, 147, 104596.
Sugiarto, A. (2025). Artificial intelligence in investment decision-making: Behavioral and analytical dimensions. Finance Research Letters, 61, 105424.
Vapnik, V. (2020). The nature of statistical learning theory (2nd ed.). New York: Springer.
Vuković, V., Vuksanović, D., & Stojanović, M. (2025). AI, asymmetric information, and alternative data in financial markets. Technological Forecasting and Social Change, 210, 122543.

Metasynthesis of studies related to the role of artificial intelligence in risk analysis and investor decision-making

Alireza Mansouri[1]; Alireza Nokouei[2]

Assistant Professor, Department of Management, Lamerd Branch, Islamic Azad University, Lamerd, Iran (Corresponding Author).Email: alireza.mansouri@iau.ac.ir

M.Sc. Student in Financial Management, Lamerd Branch, Islamic Azad University, Lamerd, Iran.

Abstract

The rapid growth of artificial intelligence technologies has transformed the methods of risk analysis and decision-making in financial markets. Therefore, a systematic study of the effects, applications, and challenges of this technology seems necessary to better understand its consequences on investor behavior and decision-making. The aim of this study is to explain the role of artificial intelligence in risk analysis and improving investor decision-making through a systematic integration of domestic and foreign studies. The study was conducted with a meta-synthesis approach and based on the Sandelowski and Barroso (2007) model, and after screening 165 sources, 28 eligible studies were selected for analysis. The data were analyzed using thematic coding and the themes were organized into overarching categories. The findings showed that the role of AI in financial decision-making can be explained in six main themes: improving analytical efficiency and accuracy, data-centricity and utilizing alternative information, changing investor behavior and cognition, algorithmic cognition, trust, and ethics, technology adoption and institutional requirements, and risk management and intelligent forecasting. The results indicate that AI increases forecasting accuracy, analysis speed, and decision-making quality, but challenges such as algorithmic bias, lack of cognition, and infrastructure limitations can also affect its functioning.

Keywords: *Artificial Intelligence, Financial Risk Analysis, Investor Decision Making, Meta-Synthesis*