Business Intelligence Management Studies
Vol. 15, No.57, 2026; P 271-309
ims.atu.ac.ir
DOI: 10.22054/ims.2026.89620.2713

ATU PRESS

Original Research
Accepted: 30 September 2026
Revised: 16 September 2026
Received: 15 November 2025
eISSN: 2821-0816
ISSN: 2821-0964

Elucidating a Model for the Adoption of Artificial Intelligence in Financial Risk Management within the Gold Value Chain: A Qualitative Study Using a Constructivist Grounded Theory Approach

Pedram Maleki
Department of Materials and Metallurgical Engineering, Faculty of Materials and Metallurgical Engineering, Sharif University of Technology, Tehran, Iran

Mohammad Safari *
Department of Business Administration, Faculty of Economic and Administrative Sciences, University of Mazandaran, Babolsar, Iran

Abstract

This study aimed to develop a model for the adoption of artificial intelligence (AI) in financial risk management across the gold value chain. The study was designed using a constructivist grounded theory approach with an interpretivist orientation and was aligned with the "Research Onion" logic to harmonize philosophy, strategy, and method. Data were collected through in-depth semi-structured interviews with purposively and then theoretically sampled experts from different segments of the gold value chain; data collection and analysis proceeded concurrently. Analysis employed initial coding, focused coding, and theorizing, alongside constant comparison and analytic memoing. Trustworthiness and dependability were enhanced through member checking, peer debriefing, and inter-coder agreement. The findings revealed a core process of human–machine hybrid financial decision-making, shaped by the dynamic interplay of three dimensions: building trust and the gradual adoption of AI; data-driven governance and infrastructure; and financial risks and the strategies for managing them. In this configuration, AI functioned as a decision-support tool while humans remained the final arbiter; trust in models was contingent on data quality, explainability, and contextual fit, and implementation outcomes reflexively recalibrated trust levels and

* Corresponding Author: mo.safari@umz.ac.ir
How to Cite: Maleki. P., Safari. M. (2026). Elucidating a Model for the Adoption of Artificial Intelligence in Financial Risk Management within the Gold Value Chain: A Qualitative Study Using a Constructivist Grounded Theory Approach., *Journal of Business Intelligence Management Studies*, 15(57), 271-309. DOI: 10.22054/ims.2026.89620.2713

governance arrangements. The contribution lies in proposing a context-sensitive process model for the responsible integration of AI into financial risk management in the gold industry and in explicating the mechanisms of trust, governance, and human–machine integration, yielding practical implications for data governance design, workforce capability building, and the development of explainable models.

1. Introduction

Financial risk management across the gold value chain involves interconnected uncertainties arising from price fluctuations, exchange rate movements, liquidity constraints, project financing, and operational conditions. These uncertainties create a need for analytical tools that can support timely and informed financial decisions. Artificial intelligence (AI) offers opportunities to identify patterns in complex data, anticipate risks, and assess alternative scenarios. However, its practical value depends on how model outputs are interpreted and incorporated into organizational decision-making. The literature reviewed in this study largely emphasized the predictive performance of econometric, machine-learning, and deep-learning models. Although these studies advanced gold price and risk forecasting, they provided less insight into the organizational processes through which AI becomes part of routine risk management. In particular, the development of trust, the governance of data and models, and the allocation of decision-making responsibility between humans and machines remained insufficiently explained in the context of the gold industry. This study therefore sought to develop a grounded explanation of how AI is adopted in financial risk management across the gold value chain. It examined participants' experiences to identify the conditions, interactions, and feedback processes shaping AI use, with particular attention to the relationship between machine-generated analysis and human judgment.

Methodology

The study adopted an interpretivist orientation and employed Charmaz's constructivist grounded theory approach. The research onion framework guided the alignment of the philosophical position, research strategy, and methods. This design was appropriate for examining an emerging, context-dependent process and developing a conceptual model grounded in participants' accounts.

Participants were selected initially through purposive sampling, followed by theoretical sampling as the analysis revealed conceptual gaps requiring further exploration. Nine participants were interviewed, representing roles in gold mining, processing, financial management, administration, auditing, and bullion and coin trading. Eligibility depended on practical experience with financial risk-

related decisions in the gold industry and familiarity with analytical information or decision-support tools.

Data were collected through in-depth, semi-structured interviews lasting approximately 20–40 minutes. Interviews explored financial risks, experiences with AI, trust in model outputs, organizational and technical constraints, legal and ethical concerns, and the relationship between human judgment and automated analysis. All interviews were recorded with informed consent and transcribed verbatim.

Data collection and analysis proceeded concurrently using MAXQDA. Analysis involved initial line-by-line coding, focused coding, and theoretical integration, supported by constant comparison and analytical memo writing. The literature served as a source of sensitizing concepts and was revisited during analysis without imposing a predetermined framework on the data. Trustworthiness was strengthened through member checking, peer debriefing, documentation of analytical decisions, and the presentation of supporting interview quotations. Three interviews were independently coded by two researchers, yielding an overall agreement of 85%.

Results

Initial coding generated 268 codes, which were consolidated into nine main categories: organizational culture and AI acceptance; risk strategies and financial decisions; AI applications and financial risks across the gold value chain; training and empowerment; legal and ethical considerations; data quality and AI infrastructure; human–machine decision integration; limitations and challenges of AI use; and trust and transparency in AI models.

Theoretical integration organized these categories around the core process of "hybrid human–machine financial decision-making." This process was shaped by the interaction of three dimensions: trust building and gradual AI acceptance; data-driven governance and infrastructure; and financial risks and their management strategies.

The first dimension concerned the gradual and conditional development of trust. Participants assessed model outputs against their professional experience, knowledge of market conditions, and opportunities to verify results. Confidence depended on data quality, transparency, explainability, and compatibility with local conditions. Training and practical experience helped users interpret and question model outputs. Conversely, inaccurate predictions, limited transparency, and discrepancies between model outputs and operational realities could undermine acceptance.

The second dimension concerned the infrastructure and governance arrangements supporting AI use. Participants emphasized accurate, complete,

current, and locally relevant data, together with appropriate technical infrastructure and specialist expertise. Model monitoring and updating were closely linked to the perceived reliability of analytical outputs. Legal and ethical considerations also shaped adoption, particularly the need to explain financial decisions and establish clear accountability. These findings connected technical requirements with organizational oversight and responsibility.

The third dimension reflected the risks encountered across the gold value chain, including gold price volatility, currency and liquidity risks, project financing difficulties, operational risks, and regulatory and reporting concerns. Participants described AI as a means of supporting risk monitoring, pattern recognition, and scenario analysis. Its use was situated within existing financial strategies, including hedging, liquidity management, and responses to market fluctuations.

Within the central process, AI supported analysis while human decision-makers retained final authority and responsibility. Participants combined model outputs with market knowledge, experience, and contextual judgment, verifying results and considering alternative scenarios before making decisions. The relationship between human and machine contributions was therefore continually adjusted rather than fixed.

Five theoretical propositions summarized the model. First, the complexity of financial risks encouraged the use of AI and hybrid decision-making. Second, data governance and infrastructure conditioned the extent of AI integration. Third, trust developed gradually through experience, verification, and perceived explainability. Fourth, hybrid decision-making involved an ongoing balancing of human judgment and machine analysis. Fifth, the outcomes of this process fed back into trust and governance arrangements. Successful experiences could support wider integration, whereas errors could reinforce caution or a return to traditional practices. These propositions represented conceptual relationships derived from qualitative analysis, rather than statistically tested effects.

Conclusion

The study developed a context-sensitive process model explaining AI adoption in financial risk management across the gold value chain. Its central contribution was to connect trust, data governance, financial risk conditions, and human–machine interaction within a single explanatory account. The findings suggested that predictive capability alone was insufficient to explain meaningful organizational adoption. The use of AI depended on the conditions under which its outputs became understandable, verifiable, and relevant to financial decisions.

The model highlighted three practical priorities for organizations in the gold industry: improving data quality and governance; strengthening users' financial

and technical capabilities; and establishing explainable, monitorable decision-support systems with clear human accountability. These priorities should be addressed alongside model development so that analytical outputs can be critically assessed and incorporated into existing risk-management processes.

The findings also positioned adoption as an iterative process in which experience reshaped both trust and organizational controls. As a qualitative model grounded in nine participants' accounts, its applicability to other settings requires consideration of contextual differences. Future research could examine its propositions in additional organizational settings and evaluate how hybrid decision-making operates in practice over time.

Keywords: Business Intelligence; Artificial Intelligence; Financial Risk Management.

مقاله پژوهشی
تاریخ ارسال: ۱۴۰۴/۰۸/۲۴
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۵/۰۶/۲۵
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۷/۰۸
ISSN: 2821-0964
eISSN: 2821-0816

مطالعات مدیریت کسب و کار هوشمند
سال پانزدهم، شماره ۵۷، پاییز ۱۴۰۵، ص ۲۷۱ تا ۳۰۹
ims.atu.ac.ir
DOI: 10.22054/ims.2026.89620.2713

تبیین مدل به‌کارگیری هوش مصنوعی در مدیریت ریسک مالی در زنجیره ارزش طلا: یک مطالعه کیفی با رویکرد نظریه داده‌بنیاد سازه‌گرا

پدرام ملکی — گروه مهندسی مواد و متالورژی، دانشکده مهندسی مواد و متالورژی، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران

محمد صفری * — گروه مدیریت بازرگانی، دانشکده علوم اقتصادی و اداری، دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران

چکیده

این پژوهش باهدف تبیین مدلی برای به‌کارگیری هوش مصنوعی در مدیریت ریسک مالی در زنجیره ارزش طلا انجام شد. طراحی مطالعه بر مبنای رویکرد نظریه داده‌بنیاد سازه‌گرا و با جهت‌گیری تفسیری و مطابق منطق «پیاز پژوهش» برای هم‌ترازسازی فلسفه، راهبرد و روش صورت گرفت. داده‌ها از طریق مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته عمیق با خبرگان منتخب در بخش‌های مختلف زنجیره ارزش طلا گردآوری شد. نمونه‌گیری به‌صورت هدفمند و سپس نظری انجام گرفت و گردآوری و تحلیل به‌طور هم‌زمان پیش رفت. تحلیل داده‌ها با کدگذاری اولیه، کدگذاری متمرکز و نظریه‌پردازی همراه با مقایسه مداوم و یادداشت‌برداری تحلیلی انجام شد. روایی و اتکاپذیری از طریق بازبینی مشارکت‌کنندگان، داوری همتایان و توافق بین کدگذاران تقویت گردید. یافته‌ها فرایند مرکزی «تصمیم‌گیری مالیِ ترکیبی انسان–ماشین» را آشکار ساخت که در تعامل پویا با سه بُعد شکل می‌گیرد: ساختن اعتماد و پذیرش تدریجی هوش مصنوعی، حاکمیت و زیرساخت داده‌محور و ریسک‌های مالی و راهبردهای مدیریت آن. در این الگو، هوش مصنوعی نقش «تصمیم‌یار» را ایفا می‌کرد و انسان «داور نهایی» باقی می‌ماند؛ اعتماد به مدل‌ها مشروط به کیفیت داده، توضیح‌پذیری و سازگاری با بافت بومی بود و پیامدهای به‌کارگیری نیز به‌طور بازخوردی سطح اعتماد و ترتیبات حاکمیتی را بازتنظیم می‌کرد. نوآوری پژوهش در ارائه یک مدل فرایندی زمینه‌مند برای ادغام مسئولانه هوش مصنوعی در مدیریت ریسک مالی صنعت طلا و تبیین سازوکارهای اعتماد، حاکمیت و ترکیب انسان–ماشین نهفته است که دلالت‌های عملی برای طراحی حاکمیت داده، توانمندسازی نیروی انسانی و توسعه مدل‌های توضیح‌پذیر فراهم می‌سازد.

کلیدواژه‌ها: هوشمندی کسب‌وکار، هوش مصنوعی، مدیریت ریسک مالی.

* نویسنده مسئول : mo.safari@umz.ac.ir

مقدمه

طلا به‌عنوان دارایی پناهگاه در دوره‌های عدم‌اطمینان اقتصادی و یکی از ستون‌های تنوع‌بخشی پرتفوی، نقشی محوری در تصمیم‌های سرمایه‌گذاری و سیاستی دارد؛ شواهد تازه نیز این جایگاه را تأیید می‌کند و مدل‌سازی آن را برای مدیریت ریسک ضروری می‌داند (Bunnag, 2024؛ World Gold Council, 2026). بااین‌حال، به‌دلیل پیچیدگی، غیرخطی‌بودن، نوسان‌پذیری و تغییر رژیم‌های پنهان در رفتار بازار طلا، پیش‌بینی قیمت آن چالش‌برانگیز است؛ از همین‌رو ادبیات از روش‌های تک‌مدل فاصله گرفته و به سراغ رویکردهای یادگیری ماشین و عمیق رفته است (Verma et al., 2020؛ K et al., 2024؛ Amini & Kalantari, 2024).

در جریان اخیر پژوهش‌ها، معماری‌های عمیقِ توالی‌محور و هیبریدی باهدف ضبط وابستگی‌های بلندمدت و الگوهای غیرخطی به‌کار گرفته شده‌اند. برای نمونه، یک معماری CNN–BI-LSTM با تنظیم خودکار ابرپارامترها بر روی سری روزانه ۴۴ ساله، در مجموعه آزمون به کاراییِ معنادار رسیده و توانسته مقادیر حدی را بهتر بازنمایی کند (Amini & Kalantari, 2024). همچنین، یک چارچوب تجمیعیِ دومرحله‌ای مبتنی بر «همجوسازی ویژگی» و «تصحیح باقی‌مانده» نشان داده است که ترکیب BP/CNN/LSTM و آموزش ثانویه بر باقی‌مانده‌ها می‌تواند خطا را در چندین بازار اصلی کاهش دهد و نسبت به مدل‌های تکی، برتریِ پایداری ارائه کند (Qiu et al., 2024). افزون بر این، پژوهش‌های بهینه‌سازی آموزش در شبکه‌های عصبی کلاسیک نیز با جایگزینی توابع هدف و اصلاح گرادیان، بهبودهای محسوسی در شاخص‌های دقت گزارش کرده‌اند (Verma et al., 2020).

باوجوداین، کاراییِ برتر روش‌های اقتصادسنجیِ نوسان‌محور در برخی بسترها یادآور وابستگی نتایج به بافت و داده است. شواهد مقایسه‌ای نشان می‌دهد مشخصات خانواده GARCH، ازجمله GJR-GARCH، در پیش‌بینی بازده طلا می‌تواند از یک شبکه پیشخور عملکرد بهتری ارائه کند و اثر اهرمی و عدم‌تقارن شوک‌ها را بهتر در واریانس شرطی منعکس سازد (Kocak & Turgut, 2014). از سوی دیگر، تجمیع میانگین و واریانس شرطی در چارچوب ARIMA–GARCH نیز در دوره‌های اخیر برتریِ خود را نسبت به مدل‌های خطی ساده نشان داده و حتی برای ارائه راهنمایی سیاستی درباره سطح قیمت‌های پیش‌بینی‌شده به‌کار رفته است (Bunnag, 2024). ادبیات جدید همچنین از

هیبریدهای کانولوشنال–بازگشتی به‌منظور ارتقای دقت بهره گرفته است. ترکیب CNN با واحدهای GRU، در مقایسه با پایه‌های رایج مانند CNN–LSTM و CNN–BILSTM، در چارچوب اعتبارسنجی زمانیِ چنددوره‌ای بهبود قابل‌ملاحظه‌ای در خطاها گزارش کرده و در دوره‌های پرتلاطم نیز انحرافات کوچک‌تری نشان داده است؛ هم‌زمان نویسندگان تصریح می‌کنند که حتی دقت بالا تضمین‌کننده موفقیت سرمایه‌گذاری نیست و ضرورت ادغام محرک‌های برون‌زا همچون نرخ ارز و احساسات عمومی پابرجاست (ایزدی بیدانی و همکاران، ۱۴۰۳). افزون بر آن، مرورهای چندعاملی با تأکید بر مهندسی ویژگی و انتخاب متغیرهای توضیحیِ بازارهای مرتبط، بر لزوم عبور از ورودی‌های تک‌متغیره و اتکا به یک معماری واحد تأکید کرده‌اند (K et al., 2024).

پیوند میان «پیش‌بینی قیمت» و «پیش‌بینی ریسک» در ادبیات به‌طور روزافزون موردتوجه است. سنجه استاندارد ارزش در معرض خطر، به‌عنوان شاخص حداکثر زیان مورد انتظار در افق و سطح اطمینان مشخص، چارچوبی پذیرفته‌شده برای گزارش و کنترل ریسک بازار فراهم می‌کند. شواهد داخلی نشان می‌دهد به‌کارگیری الگوریتم‌های هوش مصنوعی، ازجمله رویکرد ماشین بردار ارتباطی همراه با کاهش نویز موجکی، می‌تواند دقت پیش‌بینی روزانه VAR را افزایش دهد؛ همچنین در قیاس میان روش‌های محاسبه، روش نیمه‌پارامتریک بوت‌استرپ نسبت به شبیه‌سازی تاریخی و واریانس–کوواریانس برتری دارد (زمانی و همکاران، ۱۴۰۳). در همین راستا، رابطه میان دقت پیش‌بینی و احتیاط سرمایه‌گذاری نیز مورد تأکید قرارگرفته و نقش پیش‌بینی به‌منظور کاهش ریسک سرمایه‌گذاری و پشتیبانی از سیاست‌گذاری شفاف‌تر برجسته شده است (Amini & Kalantari, 2024؛ Verma et al., 2020؛ Bunnag, 2024).

بااین‌همه، تصویری که از ادبیات برمی‌آید بیش از هر چیز «مدل‌محور» و «دقت‌مدار» است: یا بر رقابت در کاهش RMSE/R^2 تمرکز دارد، یا بر مقایسه معماری‌ها و الگوریتم‌ها در افق‌های زمانی محدود. در کنار این جریان، کاربردهای هوش مصنوعی در مدیریت ریسک و نیز مخاطرات و ملاحظات نظارتی/حکمرانی آن موردتوجه نهادهای سیاست‌گذار و ادبیات مرور نظام‌مند قرار گرفته است (NIST, 2023؛ Tian et al., 2024؛ Crisanto et al., 2024). ادبیات «اعتماد به اتوماسیون» نیز بر ضرورت طراحی اتکای مناسب و کنترل انسانی برای پرهیز از سوءاستفاده/عدم‌استفاده تأکید دارد

(Parasuraman & Riley, 1997؛Lee & See, 2004). باوجود رشد ادبیات مدل‌محور، شواهد نظام‌مند اندکی درباره اینکه هوش مصنوعی «در عمل» چگونه در چرخه‌های شناسایی، سنجش و پاسخ به ریسک در صنعت طلا ادغام و به‌کار گرفته می‌شود، وجود دارد. همچنین، شواهد درباره اینکه چه پیش‌نیازهای داده‌ای و حکمرانی برای اعتمادپذیری و تبیین‌پذیری لازم است و چگونه مرزهای تصمیم انسان–ماشین در سازمان‌ها ترسیم می‌گردد، محدود است. خودِ مطالعات عمیق نیز ضمن گزارش دستاوردهای دقت، به نیاز به داده‌های برون‌زا و سنجش‌های قوی‌تر تعمیم‌پذیری اشاره می‌کنند (Amini & Kalantari, 2024؛Qiu et al., 2024).

بر این مبنا، مسئله راهبردیِ این پژوهش نه تعیین «برنده دقت» در میان مدل‌ها، بلکه تبیین زمینه‌ها و سازوکارهایی است که به‌واسطه آن‌ها هوش مصنوعی می‌تواند در مدیریت ریسک‌های مالی در صنعت طلا یاری رساند. این تبیین مستلزم رهیافتی داده‌محور و زمینه‌مند است تا از دل تجربه کنشگران، الگوهای اعتماد، تبیین‌پذیری، حکمرانی داده و تلفیق مدل‌های سنتی–عمیق را در چرخه‌های مدیریت ریسک صورت‌بندی کند؛ هدفی که رویکرد گراندد تئوری ساخت‌گرایانه ظرفیت تحقق آن را دارد.

مبانی نظری

ریسک‌های مالی در صنعت طلا و ضرورت پیش‌بینی

بازار طلا به‌واسطه‌ی نقش پناهگاه امن در دوره‌های عدم‌اطمینان، نوسان‌پذیری بالا و حساسیت به شوک‌های کلان و ژئوپولیتیک، به کانون تصمیم‌های سرمایه‌گذاری و سیاستی بدل شده است. در چنین بستری، پیش‌بینی رفتار قیمت و نوسان، پیش‌نیاز طراحی سیاست‌های احتیاطی و مدیریت ریسک تلقی می‌شود (Bunnag, 2024). شواهد اقتصادسنجی نشان می‌دهد ترکیب مدل‌های میانگین شرطی و واریانس شرطی مانند ARIMA–GARCH نسبت به مشخصه‌های خطی ساده در افق‌های پرتلاطم عملکرد برتری دارد و برای تصمیم‌های پوشش ریسک مفید است (Bunnag, 2024).

سیر تحول رویکردها: از اقتصادسنجی به هوش مصنوعی

ادبیات پیش‌بینی در طلا از مدل‌های کلاسیک سری‌زمانی مانند ARIMA به سمت چارچوب‌های

لحاظ‌کننده‌ی خوشه‌بندی نوسان خانواده‌ی (GARCH) حرکت کرده و سپس به بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی و یادگیری عمیق رسیده است. برخی مطالعات مقایسه‌ای نشان می‌دهند در برخی بافت‌ها، مشخصه‌های GARCH، به‌ویژه GJR-GARCH، در پیش‌بینی بازده طلا از یک شبکه‌ی پیشخور معمولی دقیق‌تر ظاهر می‌شود و عدم‌تقارن شوک‌ها را بهتر در واریانس شرطی منعکس می‌کند (Kocak & Turgut, 2014). هم‌زمان، بهبودهای الگوریتمی در آموزش شبکه‌های عصبی کلاسیک از طریق اصلاح گرادیان و جایگزینی توابع هدف، دقت پیش‌بینی را به‌طور معناداری ارتقا داده است (Verma et al., 2020).

نقش معماری‌های عمیق و ترکیبی در استخراج الگوهای پیچیده

معماری‌های کانولوشنال–بازگشتی با هدف استخراج ویژگی‌های محلی و ضبط وابستگی‌های زمانی، مسیر غالب ادبیات اخیر شده‌اند. یک مدل CNN–Bi-LSTM با تنظیم خودکار ابرپارامترها روی سری روزانه‌ی بلندمدت عملکرد آزمون بالایی گزارش کرده و در بازنمایی مقادیر حدی نیز موفق بوده است (Amini & Kalantari, 2024). افزون بر این، شواهد نشان می‌دهد ترکیب CNN با GRU و طراحی چرخه‌های چندگانه، نسبت به هیبریدهای رایج‌تر مانند CNN–LSTM و CNN–BiLSTM، کاهش معناداری در خطاها به‌همراه داشته و در دوره‌های پرتلاطم نیز انحرافات کوچک‌تری ایجاد کرده است (ایزدی بیدانی و همکاران، ۱۴۰۳).

فراتر از انتخاب یک معماری منفرد، چارچوب‌های ادغام عمیق دومرحله‌ای که مرحله‌ی نخست را به همجوسازی ویژگی‌ها و مرحله‌ی دوم را به تصحیح باقیمانده‌ها اختصاص می‌دهند، در چندین بازار اصلی طلا نسبت به مدل‌های تکی برتری پایداری نشان داده‌اند. این طراحی با ترکیب شاخه‌های BP، CNN و LSTM و آموزش ثانویه بر خطاها، خطاهای برون‌نمونه را کاهش می‌دهد (Qiu et al., 2024).

هم‌راستا با حرکت به سمت معماری‌های هیبرید، خط دیگری از پژوهش‌ها بر چندعاملی‌بودن پویایی‌های طلا، اهمیت مهندسی ویژگی و ادغام متغیرهای توضیحی (مانند نرخ ارز، نفت، شاخص‌های سهامی و شاخص دلار) تأکید می‌کند. این رویکرد ضمن برجسته‌کردن نقش انتخاب ویژگی و تفسیرپذیری، به محدودیت‌های تکیه‌ی صرف بر ورودی‌های تک‌متغیره اشاره دارد (K et al., 2024).

دقت پیش‌بینی صرفاً سنجه‌ای فنی نیست و مستقیماً به برآورد ریسک‌های مالی پیوند می‌خورد. در

مدیریت ریسک بازار، «ارزش در معرض خطر» (VaR) معیار استانداردی است که حداکثر زیان مورد انتظار در افق و سطح اطمینان مشخص را گزارش می‌کند. شواهد داخلی نشان می‌دهد به‌کارگیری الگوریتم‌های هوش مصنوعی، به‌ویژه در کنار رویه‌های مقاوم مانند بوت‌استرپ برای محاسبه‌ی VaR، می‌تواند نسبت به رویکردهای کلاسیک دقت بالاتری ایجاد کند و برای کاربست روزانه در بازار قابل توصیه باشد (زمانی و همکاران، ۱۴۰۳). این یافته‌ها نشان می‌دهد زنجیره‌ی «پیش‌بینی مسیر و نوسان قیمت ⟵ استخراج توزیع بازده/زیان ⟵ سنجه‌های ریسک» نیازمند هم‌زمانی کیفیت مدل پیش‌بینی و رویه‌ی محاسبه‌ی سنجه‌ی ریسک است.

پیکره‌ی پژوهش‌ها تصویر یک‌دست ارائه نمی‌کند. در برخی زمینه‌ها، اقتصادسنجی نوسان‌محور بر شبکه‌های عصبی پیشی می‌گیرد (Kocak & Turgut, 2014) و در برخی دیگر، هیبریدهای عمیق با تنظیم ابرپارامترها و ادغام ویژگی‌ها دقت برتری دارند (Amini & Kalantari, 2024؛ Qiu et al., 2024). مطالعات مقایسه‌ای میان LSTM و ANN نیز تأکید می‌کنند که انتخاب مدل بنیاداً به ویژگی‌های داده (افق، شدت غیرخطی، وابستگی‌های بلندمدت) وابسته است و نسخه‌ی واحدی برای همه‌ی موقعیت‌ها وجود ندارد (Mokashi et al., 2025). در همین مسیر، برخی شواهد قیمت‌محور هشدار می‌دهند که حتی مدل‌های بسیار دقیق نیز به‌دلیل ماهیت تصادفی بازارهای مالی، موفقیت سرمایه‌گذاری را تضمین نمی‌کنند و ادغام متغیرهای برون‌زا مانند نرخ ارز و احساسات عمومی ضرورتی جدی است (ایزدی بیدانی و همکاران، ۱۴۰۳).

خلأهای دانشی و افق نظری

باوجود رشد کمی در کاهش خطاهای پیش‌بینی ($RMSE/MAE/R^2$)، ادبیات غالب همچنان «مدل‌محور و دقت‌مدار» است و کمتر به سازوکارهای سازمانی و فرایندیِ استقرار هوش مصنوعی در چرخه‌های مدیریت ریسک می‌پردازد. موضوعاتی مانند کیفیت و حکمرانی داده، تبیین‌پذیری و اعتماد، مرزهای تصمیم انسان–ماشین و تاب‌آوری مدل‌ها در برابر شکست‌های ساختاری/رژیمی کمتر به‌صورت نظام‌مند واکاوی شده‌اند (Amini & Kalantari, 2024؛ Qiu et al., 2024؛ K et al., 2024). این خلأ نظری، ضرورت گذار از «رقابت بر سر دقت» به «فهم فرآیندهای ادغام AI در سنجش و پاسخ به ریسک» را برجسته می‌کند.

جدول ۱ پژوهش‌های داخلی و خارجی مرتبط با موضوع پژوهش را خلاصه می‌کند.

جدول ۱. خلاصه پیشینهٔ داخلی و خارجی پژوهش

نویسندگان	موضوع پژوهش	روش	مهم‌ترین نتایج
مرادحاصلی و جنتی‌یگانه (۱۴۰۲)	پیش‌بینی قیمت طلا با کلان‌داده و هوش مصنوعی	استفاده از اخبار آنلاین و داده‌های جست‌وجوی گوگل برای ساخت شاخص‌های اطلاعاتی و به‌کارگیری مدل‌های هوش مصنوعی برای پیش‌بینی قیمت طلا.	ترکیب عناوین خبری و داده‌های جست‌وجوی گوگل دقت پیش‌بینی قیمت طلا را نسبت به روش‌های سنتی به‌طور محسوسی افزایش می‌دهد.
زمانی و همکاران (۱۴۰۳)	پیش‌بینی ارزش در معرض خطر بازار سهام با رویکرد هوش مصنوعی	استفاده از داده‌های روزانه بورس تهران، محاسبه «ارزش در معرض خطر» با چند روش آماری و به‌کارگیری مدل هوش مصنوعی بردار رگرسیونی برای بهبود برآورد ریسک.	روش نیمه‌پارامتریک مبتنی بر بوت‌استرپ و مدل بردار رگرسیونی، دقت بیشتری در پیش‌بینی ریسک داشتند و از روش‌های صرفاً آماری بهتر عمل کردند.
ایزدی‌بیدانی و همکاران (۱۴۰۳)	پیش‌بینی قیمت طلا با شبکه عصبی ترکیبی کانولوشنال–بازگشتی	به‌کارگیری شبکه عصبی ترکیبی شامل لایه‌های کانولوشنال برای استخراج الگوها و لایه‌های بازگشتی برای مدل‌سازی پویایی زمانی سری قیمت طلا.	مدل ترکیبی پیشنهادی دقتی بالاتر از سایر معماری‌های رقیب داشته و گزارش شده است که خطای پیش‌بینی را حدود ۲۲ تا ۴۸ درصد کاهش می‌دهد.
توسلی و همکاران (۱۴۰۳)	مدل‌سازی هوشمند نوسانات قیمت طلا	استخراج نوسان قیمت طلا با مدل‌های نوسان‌پذیری (مانند گارچ و نوسان تصادفی) و استفاده از روش‌های آماری و شبکه‌های عصبی عمیق برای انتخاب متغیرها و پیش‌بینی نوسان.	نوسان‌پذیری تصادفی نسبت به گارچ دقت بیشتری داشت؛ چند متغیر کلیدی اقتصادی به‌عنوان عوامل اصلی نوسان شناسایی شد و نقش متغیرهای داخلی پررنگ‌تر از متغیرهای بیرونی گزارش شد.
مصباحی و همکاران (۱۴۰۲)	مدل ترکیبی برای پیش‌بینی نوسانات قیمت جهانی طلا	ترکیب مدل‌های واریانس ناهمسان شرطی (خانواده گارچ) با الگوریتم‌های رگرسیون یادگیری ماشین برای پیش‌بینی نوسان و ارزیابی عملکرد با معیارهای خطا.	مدل ترکیبی پیشنهادی نسبت به مدل‌های جداگانه، خطای پیش‌بینی نوسانات طلا را کمتر کرده و نقش هر یک از مدل‌های گارچ را در توضیح نوسان روشن‌تر می‌کند.
Divya Sri K et al. (2024)	راهبردهای داده‌کاوی برای پیش‌بینی قیمت	استفاده از داده‌های تاریخی قیمت طلا همراه با متغیرهایی مانند نرخ ارز، قیمت	چارچوب چندعاملی نشان می‌دهد ترکیب اطلاعات مربوط به نرخ ارز و قیمت نفت

نویسندگان	موضوع پژوهش	روش	مهم‌ترین نتایج
	طلا با اثرات چندعاملی	نفت خام و قیمت فلزات دیگر و به‌کارگیری چند مدل یادگیری ماشین برای پیش‌بینی.	می‌تواند دقت پیش‌بینی قیمت طلا را بهبود دهد و این متغیرها در تعیین قیمت طلا نقش پررنگی دارند.
Verma et al . (2020)	بهبود دقت پیش‌بینی قیمت طلا با شبکه عصبی و گرادیان نزولی اصلاح‌شده	طراحی یک شبکه عصبی برای پیش‌بینی قیمت طلا و مقایسه نسخه‌های مختلف الگوریتم یادگیری (گرادیان نزولی) با توابع خطای گوناگون.	نسخه‌های اصلاح‌شده الگوریتم یادگیری، دقت پیش‌بینی قیمت طلا را به‌طور معناداری نسبت به شکل کلاسیک شبکه عصبی بهبود داده‌اند.
Kocak & Un (2014)	پیش‌بینی بازده طلا با شبکه عصبی و مدل‌های سری‌زمانی	مقایسه عملکرد شبکه عصبی مصنوعی با مدل‌های آماری سری‌زمانی (مانند گارچ) برای پیش‌بینی بازده طلا در بورس ترکیه.	برخلاف انتظار، یکی از مدل‌های آماری (GJR-GARCH)عملکرد بهتری از شبکه عصبی در پیش‌بینی بازده طلا داشته است.
Qiu et al . (2024)	چارچوب ادغام عمیق دو مرحله‌ای برای پیش‌بینی قیمت طلا	تجزیه سری زمانی قیمت طلا به چند مؤلفه، خوشه‌بندی آن‌ها و به‌کارگیری ترکیبی چند نوع شبکه عصبی؛ سپس اصلاح خطای باقیمانده در مرحله دوم برای بهبود نهایی پیش‌بینی.	چارچوب دو مرحله‌ای پیشنهادی در تمام بازارهای بررسی‌شده دقت بالاتری از مدل‌های تک‌مدلی داشته و بهتر با پیچیدگی‌های رفتاری بازار طلا سازگار شده است.
Amini & Kalantari (2024)	پیش‌بینی قیمت طلا با مدلCNN-BiLSTMو تنظیم خودکار پارامترها	استفاده از شبکه عصبی ترکیبی شامل بخش کانولوشنال برای استخراج الگوها و بخش بازگشتی دوطرفه برای پیش‌بینی، همراه با تنظیم خودکار پارامترهای مدل.	مدل ترکیبی پیشنهادی دقت بالایی در پیش‌بینی روزانه قیمت طلا نشان داده، خطای کلی را کاهش داده و رفتارهای افراطی قیمت را بهتر ثبت کرده است.
Mokashi et al .(2025)	مقایسه LSTM و شبکه عصبی معمولی در پیش‌بینی قیمت طلا	به‌کارگیری داده‌های قیمت طلا برای مقایسه قدرت مدل‌سازی شبکه‌های حافظه‌دار(LSTM) با شبکه‌های عصبی ساده و ارائه یک مدل ترکیبی.	مدل ترکیبی که از مزیت هر دو نوع شبکه استفاده می‌کند، نسبت به مدل‌های منفرد دقت پیش‌بینی بهتری ارائه کرده و برای مدیریت ریسک و تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاری پیشنهاد شده است.
Bunnag (2024)	پیش‌بینی قیمت جهانی طلا با مدل‌های ARIMAو ARIMA-GARCH	استفاده از داده‌های روزانه قیمت طلا و برازش مدل‌های متداول سری‌زمانی و نسخه توسعه‌یافته آن همراه با مدل نوسان‌پذیری.	مدل ARIMA-GARCH نسبت به ARIMAساده خطای کمتری در پیش‌بینی داشته و سطح تقریبی قیمت پایان سال را پیشنهاد کرده است؛ نویسنده بر احتیاط در

نویسندگان	موضوع پژوهش	روش	مهم‌ترین نتایج
			سرمایه‌گذاری تأکید می‌کند.
Li et al(2021).	نظریه و کاربردهای هوش مصنوعی در صنعت مالی	مقاله مروری درباره کاربردهای هوش مصنوعی در حوزه‌هایی مانند کنترل ریسک، بازاریابی، خدمات مشتری، معاملات و عملیات در نهادهای مالی.	نشان می‌دهد هوش مصنوعی به‌صورت گسترده در نهادهای مالی به‌کار گرفته می‌شود، مدل‌های کسب‌وکار جدیدی ایجاد کرده و درعین‌حال ریسک‌ها و چالش‌هایی دارد که نیازمند تنظیم‌گری و حاکمیت مناسب است.
Chen et al . (2016)	ادغام شبکه عصبی و متن‌کاوی برای پیش‌بینی قیمت آتی طلا	استفاده از داده‌های تاریخی قراردادهای آتی طلا و اطلاعات متنی اخبار و ترکیب آن‌ها در یک مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی.	مدل مبتنی بر شبکه عصبی که اطلاعات خبری را نیز در نظر می‌گیرد، نسبت به مدل آماری ARIMA عملکرد بهتری در پیش‌بینی قیمت آتی طلا نشان داده است.

روش

این پژوهش با بهره‌گیری از رویکرد نظریه داده‌بنیاد ساخت‌گرایانه چارمز و با اتکا بر منطق مدل «پیاز پژوهش» ساندرز و همکاران (Saunders et al., 2009) طراحی شده است. از منظر فلسفی، پژوهش از جهت‌گیری تفسیری پیروی می‌کند؛ به این معنا که واقعیت اجتماعی پیرامون نقش هوش مصنوعی در پیش‌بینی ریسک‌های مالی در صنعت طلا، نتیجه‌ی تعامل میان کنشگران انسانی و فناوری‌های داده‌محور است و نه حقیقتی مستقل از آنان. هدف پژوهش، تولید نظریه‌ای برآمده از داده‌ها درباره‌ی چگونگی شکل‌گیری اعتماد، درک و به‌کارگیری سامانه‌های هوش مصنوعی در تصمیم‌گیری‌های مرتبط با ریسک مالی در صنعت طلا است.

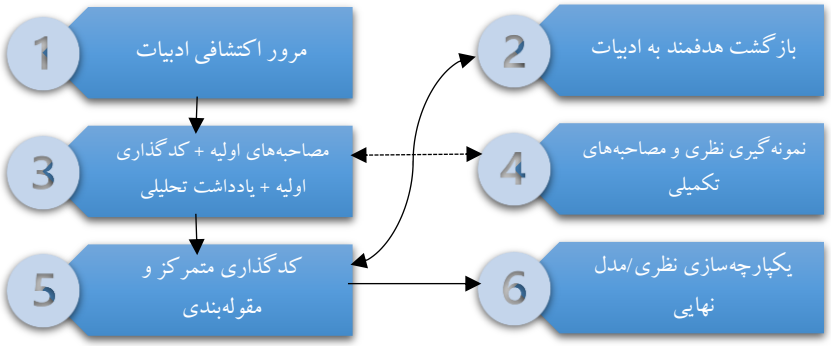
جدول ۲. مشخصات مشارکت‌کنندگان پژوهش (N = 9)

کد	نقش / سمت	سابقه (سال)	تحصیلات	نوع سازمان	تماس با زنجیره طلا	سطح تجربه در AI
P1	مدیر مالی	۱۲	کارشناسی ارشد (MBA)	معدن طلا	تأمین مالی و پوشش ریسک در زنجیره استخراج تا فروش	پیشرفته
P2	مدیر فرآوری	۶	کارشناسی ارشد متالورژی	معدن طلا	فرآوری و مدیریت فروش شمش	پیشرفته
P3	مدیر اداری	۱۰	کارشناسی حسابداری	معدن طلا	تأمین مالی و هجینگ در پروژه‌های معدنی	متوسط

کد	نقش / سمت	سابقه (سال)	تحصیلات	نوع سازمان	تماس با زنجیره طلا	سطح تجربه درAI
P4	مدیر داخلی معدن	۸	کارشناسی اقتصاد	معدن طلا	معاملات بازار ثانویه طلا (شمش و سکه)	متوسط
P5	کارشناس اداری معدن	۹	کارشناسی ارشد حقوق مالی	معدن طلا	گزارش‌گری ریسک مالی و حقوقی در هلدینگ	پایه
P6	حسابرس	۱۱	کارشناسی ارشد حسابرسی / ریسک	شرکت مادر	حاکمیت مدل و کنترل ریسک در کل زنجیره طلا	متوسط
P7	کارشناس زمین‌شناسی	۷	دکتری زمین‌شناسی	معدن طلا	شناسایی، ارزیابی و پشتیبانی استخراج طلا	متوسط
P8	مدیر مالی عملیات	۱۴	کارشناسی ارشد حسابداری مدیریت	معدن طلا	مدیریت ریسک عملیاتی و نقدینگی در استخراج	پایه
P9	کارگزار بازار نقدی	۹	کارشناسی مدیریت	بازار سکه و شمش	معاملات نقدی و قیمت‌گذاری لحظه‌ای سکه و شمش	پایه

در این پژوهش، تعامل ادبیات و داده‌ها به‌صورت رفت‌وبرگشتی و در راستای منطق نظریه داده‌بنیاد سازه‌گرا انجام شد. در گام آغازین، مرور اکتشافی ادبیات برای تبیین خلأ دانشی، حساس‌سازی مفهومی و طراحی محورهای راهنمای مصاحبه به‌کار رفت، بدون آن‌که چارچوبی از پیش بر داده‌ها تحمیل شود. سپس هم‌زمان با انجام مصاحبه‌ها، کدگذاری اولیه و یادداشت‌برداری تحلیلی انجام گرفت و طی آن، مفاهیم استخراج‌شده از داده‌ها به‌صورت مقایسه‌ای با مفاهیم کلیدی ادبیات مرتبط سنجیده شدند تا هم از خطای تفسیرهای صرفاً شخصی کاسته شود و هم مسیر نمونه‌گیری نظری روشن‌تر گردد. در مرحله کدگذاری متمرکز و یکپارچه‌سازی نظری، بازگشت هدفمند به ادبیات برای (۱) نام‌گذاری دقیق‌تر مقوله‌ها، (۲) تشخیص تمایزها و مشابهت‌های نظری و (۳) صورت‌بندی روایی مدل فرایندی انجام شد؛ بنابراین، ادبیات در این پژوهش نقش «مفاهیم حساس‌ساز» داشته و در چند نقطه تصمیم روش‌شناختی

(طراحی مصاحبه، نمونه‌گیری نظری و یکپارچه‌سازی نظری) به‌صورت کنترل‌شده و شفاف وارد فرایند تحلیل شده است.



شکل ۱. فرایند زیگزاگی ادبیات–داده در نظریه داده‌بنیاد سازه‌گرا

نمونه‌گیری در این پژوهش به‌صورت هدفمند و نظری انجام شده است. در گام نخست، از نمونه‌گیری هدفمند برای انتخاب افرادی استفاده شد که دارای تجربه‌ی مستقیم در زمینه‌ی مدیریت یا تحلیل ریسک مالی، معاملات طلا، حاکمیت مدل‌های هوش مصنوعی یا توسعه‌ی الگوریتم‌های پیش‌بینی ریسک هستند. در مراحل بعدی، با تحلیل هم‌زمان داده‌ها و شناسایی خلأهای مفهومی، از نمونه‌گیری نظری جهت تکمیل و اشباع مقوله‌ها بهره گرفته شد. درمجموع، ۹ مشارکت‌کننده از میان متخصصان کلیدی حوزه‌ی طلا و هوش مصنوعی مورد مصاحبه قرار گرفتند. انتخاب این ترکیب، باهدف پوشش نقش‌های متنوع در زنجیره ارزش طلا (از استخراج تا بازارهای مالی و فین‌تک‌ها) انجام شد.

جامعه پژوهش شامل خبرگان و کنشگران کلیدی در زنجیره ارزش طلا بود که به‌واسطه نقش شغلی خود در معرض تصمیم‌های مالی/ریسکی و نیز استفاده یا ارزیابی ابزارهای تحلیلی قرار دارند. معیارهای ورود به مطالعه عبارت بود از: (۱) تجربه عملی در تصمیم‌گیری یا مشارکت در تصمیم‌های مرتبط با ریسک‌های مالی در صنعت طلا، (۲) آشنایی با داده‌ها/گزارش‌های تحلیلی یا استفاده از ابزارهای تصمیم‌یار (ازجمله راهکارهای مبتنی بر هوش مصنوعی یا تحلیل‌های داده‌محور) و (۳) سابقه کافی برای ارائه تجربه زیسته قابل‌اتکا. نمونه‌گیری در گام نخست به‌صورت هدفمند برای انتخاب مشارکت‌کنندگان مطلع آغاز شد و سپس با پیشرفت تحلیل، به‌صورت نمونه‌گیری نظری ادامه یافت تا با تکمیل مقوله‌ها، داده‌های لازم برای غنای مفهومی فراهم شود.

جدول ۳. توزیع آماری مشارکت‌کنندگان پژوهش (N = 9)

جنسیت	تعداد	درصد	میانگین سن (سال)	انحراف معیار
زن	۲	٪۲۲,۲۲	۳۶,۰	۳,۸
مرد	۷	٪۷۷,۷۸	۳۸,۷	۴,۶
مجموع	۹	٪۱۰۰	۳۸,۲	۴,۵

داده‌ها از طریق مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته عمیق گردآوری گردید. هر مصاحبه بین ۲۰ تا ۴۰ دقیقه به طول انجامید و با رضایت آگاهانه‌ی مشارکت‌کنندگان ضبط و واژه‌به‌واژه رونویسی شد. محورهای مصاحبه شامل درک ریسک و عدم قطعیت، تجربه‌ی استفاده از هوش مصنوعی در تصمیمات مالی، سطح اعتماد به خروجی مدل‌ها، چالش‌های انسانی و فنی در به‌کارگیری الگوریتم‌ها، ملاحظات اخلاقی و مقرراتی و پیامدهای تصمیمی در فضای بازار طلا بود.

جدول ٤. پروتکل سؤالات مصاحبه نیمه ساختاریافته

شماره	سؤال مصاحبه
۱	لطفاً نقش و مسئولیت‌های خود را در حوزه مالی/ریسک توضیح دهید.
۲	صنعت یا بخش فعالیت شما در زنجیره ارزش طلا چیست؟ (استخراج، فرآوری، فروش، سرمایه‌گذاری و غیره)
۳	به نظر شما مهم‌ترین ریسک‌های مالی در صنعت طلا چیست؟
٤	در ۱۲ ماه گذشته چه تجربه‌ای از بروز یا پیش‌بینی ریسک‌های مالی داشته‌اید؟
٥	چه نوع داده‌ها و اطلاعاتی برای مدل‌های پیش‌بینی ریسک استفاده می‌شود؟
٦	تجربه شما در استفاده از ابزارها یا مدل‌های هوش مصنوعی برای تحلیل ریسک چگونه بوده است؟
۷	به نظر شما، مدل‌های هوش مصنوعی در مقایسه با روش‌های سنتی ارزیابی ریسک چه مزایا و محدودیت‌هایی دارند؟
۸	اعتماد یا بی‌اعتمادی شما به خروجی مدل‌های هوش مصنوعی چگونه شکل گرفته است؟
۹	در عمل چگونه میان قضاوت انسانی و خروجی مدل‌های پیش‌بینی تعادل برقرار می‌کنید؟
۱۰	آیا نمونه‌ای از تصمیم مالی دارید که بر اساس نتایج مدل‌های هوش مصنوعی گرفته شده باشد؟ لطفاً توضیح دهید.
۱۱	چه عوامل سازمانی، فنی یا انسانی در استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی تأثیرگذارند؟
۱۲	آیا الزامات قانونی، اخلاقی یا مقرراتی خاصی در تصمیم‌گیری‌های مبتنی بر هوش مصنوعی وجود دارد؟
۱۳	از نگاه شما، در آینده نقش انسان و ماشین در مدیریت ریسک‌های مالی چگونه تغییر خواهد کرد؟
۱٤	چه پیشنهادهایی برای بهبود کاربست هوش مصنوعی در پیش‌بینی ریسک مالی دارید؟

فرایند اجرای پژوهش به‌صورت مرحله‌به‌مرحله و هم‌زمان با تحلیل پیش رفت. ابتدا مشارکت‌کنندگان

واجد تجربه مستقیم در حوزه مدیریت/تحلیل ریسک مالی و تعامل با زنجیره ارزش طلا، به روش نمونه‌گیری هدفمند انتخاب شدند و سپس با پیشرفت تحلیل و شناسایی خلأهای مفهومی، نمونه‌گیری نظری برای تکمیل و اشباع مقوله‌ها دنبال شد. داده‌ها از طریق مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته عمیق گردآوری شد؛ هر مصاحبه بین ۲۰ تا ۴۰ دقیقه به طول انجامید و با رضایت آگاهانه ضبط و واژه‌به‌واژه رونویسی گردید. پس از هر مصاحبه، متن پیاده‌سازی‌شده در نرم‌افزار MAXQDA وارد شد و تحلیل، هم‌زمان با گردآوری داده‌ها انجام گرفت. به‌گونه‌ای که در چرخه‌های تکرارشونده، کدگذاری و مقایسه مداوم، مسیر شکل‌گیری کدها و مقوله‌ها را هدایت می‌کرد. در ادامه، تحلیل مطابق دستورالعمل‌های چارمز و در سه‌گام کدگذاری اولیه، کدگذاری متمرکز و یکپارچه‌سازی/نظریه‌پردازی انجام شد و نهایتاً مدل مفهومی نهایی ترسیم گردید.

در این پژوهش رویکرد نظریه داده‌بنیاد (سازه‌گرایانه به روایت چارمز) انتخاب شد، زیرا مسئله پژوهش ماهیتی فرایندی و تبیینی دارد و هدف، ارائه یک مدل مفهومی داده‌برآمده برای توضیح نحوه تعامل تصمیم‌گیران صنعت طلا با هوش مصنوعی در مدیریت ریسک‌های مالی است. با توجه به نوظهوربودن موضوع در بستر صنعت طلا و محدودیت چارچوب‌های ازپیش‌تعیین‌شده، نظریه داده‌بنیاد امکان می‌دهد مفاهیم و روابط میان آن‌ها از خلال تجربه مشارکت‌کنندگان و با تکیه بر کدگذاری مرحله‌ای و مقایسه مداوم استخراج و درنهایت در قالب یک مدل یکپارچه صورت‌بندی شود.

تحلیل داده‌ها مطابق با دستورالعمل‌های چارمز و به شیوه‌ی کدگذاری اولیه[1]، کدگذاری متمرکز[2] و نظریه‌پردازی[3] انجام شد. در مرحله‌ی نخست، داده‌ها به‌صورت خط‌به‌خط و با تمرکز بر افعال کنشی کدگذاری شدند تا مفاهیم اولیه پدید آیند. سپس، در مرحله‌ی کدگذاری متمرکز، کدهای پرتکرار و معنادار تجمیع و روابط میان آن‌ها از طریق مقایسه‌ی مداوم داده‌ها آشکار گردید. در گام نهایی، دسته‌های محوری به سازه‌های نظری ارتقا یافتند و مدل مفهومی نهایی درباره‌ی چگونگی اعتماد و به‌کارگیری هوش مصنوعی در ارزیابی ریسک مالی ترسیم شد.

برای روایی (اعتبار) داده‌ها و تفسیرها، از ترکیبی از راهبردهای متعارف در پژوهش‌های کیفی با

1 Initial Coding
2 Focused Coding
3 Theoretical Integration

رویکرد نظریه داده‌بنیاد ساخت‌گرایانه چارمز استفاده شد. فرایند گردآوری و تحلیل داده‌ها به‌صورت هم‌زمان و بر اساس اصل *مقایسه‌ی مداوم* انجام گرفت و یادداشت‌های نظری پژوهشگر، مسیر شکل‌گیری مقوله‌ها و مدل نهایی درباره نقش هوش مصنوعی در پیش‌بینی ریسک‌های مالی در صنعت طلا را مستندسازی کرد.

برای تقویت اعتبار تفاسیر، خلاصه‌ای از مقوله‌های اصلی و روابط میان آن‌ها برای چند نفر از مشارکت‌کنندگان ارسال شد و در قالب «بازبینی مشارکت‌کننده»، میزان هم‌خوانی تحلیل‌ها با تجربه‌ی زیسته‌ی آنان بررسی و اصلاحات لازم اعمال شد. همچنین مراحل کدگذاری و مدل مفهومی نهایی توسط یک عضو هیئت‌علمی آشنا با روش‌های کیفی و حوزه مدیریت مالی/ریسک مورد «بازبینی همتایان» قرار گرفت و نکات اصلاحی او در نسخه نهایی تحلیل لحاظ شد. گزارش دقیق ویژگی‌های مشارکت‌کنندگان و بستر صنعت طلا (جدول‌های ۲ و ۳) نیز امکان قضاوت خواننده درباره انتقال‌پذیری نتایج به بافت‌های مشابه را فراهم می‌کند.

برای پایایی فرایند کدگذاری، از شاخص «توافق درون‌موضوعی بین دو کدگذار» استفاده شد. بدین منظور، متن سه مصاحبه از میان ۹ مصاحبه (مصاحبه‌شوندگان ۳، ۶ و ۸) با درنظرگرفتن تنوع نقش و نوع سازمان، انتخاب و توسط دو کدگذار مستقل ــ پژوهشگر اصلی و یک پژوهشگر دکتری مدیریت آشنا با روش‌های کیفی و حوزه ریسک مالی ــ کدگذاری شد. پیش از آغاز کار، جلسه‌ای برای همسان‌سازی درک دو کدگذار از واحد معنا، قواعد کدگذاری اولیه و متمرکز و نحوه تجمیع کدها برگزار گردید. سپس هر دو کدگذار بدون اطلاع از نتایج یکدیگر متون را کدگذاری کردند. پس از مقایسه، کدهای هم‌معنا در دسته‌ی «توافق» و کدهای ناهمسو در دسته‌ی «عدم توافق» قرار گرفت و درصد توافق محاسبه شد. نتایج حاصل از این محاسبات در جدول ۵ ارائه شده است.

جدول ۵. محاسبه پایایی بین دو کدگذار

ردیف	کد مصاحبه‌شونده	تعداد کل کدها	توافقات	عدم‌توافقات	درصد پایایی
۱	۳	۳۷	۳۲	۵	۸۶٫۵
۲	۶	۳۲	۲۷	۵	۸۴٫۴
۳	۸	۳۱	۲۶	۵	۸۳٫۹
کل	—	۱۰۰	۸۵	۱۵	۰/۸۵

همان‌گونه که در جدول ۵ مشاهده می‌شود، میزان توافق بین دو کدگذار برای سه مصاحبه‌ی منتخب، بین ۸۳,۹ تا ۸۶,۵ درصد بوده و میانگین کل توافقات ۰/۸۵ درصد به‌دست آمده است. با توجه به این‌که در پژوهش‌های کیفی، مقادیر بالاتر از حدود ۶۰ درصد به‌عنوان سطح قابل‌قبول پایایی کدگذاری گزارش می‌شود، می‌توان نتیجه گرفت که فرایند کدگذاری این پژوهش از پایایی مناسب و قابل اتکایی برخوردار است و نتایج تحلیل‌ها ازنظر تکرارپذیری در سطح رضایت‌بخشی قرار دارد.

این مجموعه اقدامات در حوزه روایی و پایایی، پشتوانه‌ای روش‌شناختی برای اعتماد به مقوله‌های استخراج‌شده و مدل نهایی درباره نقش هوش مصنوعی در پیش‌بینی ریسک‌های مالی در صنعت طلا فراهم می‌کند.

علاوه بر شاخص‌های روایی و پایایی گزارش‌شده، برای اطمینان از کیفیت داده‌ها و اتکاپذیری تفسیرها در پژوهش کیفی حاضر، معیارهای اعتمادپذیری شامل اعتبارپذیری، تأییدپذیری، وابستگی/پایایی و انتقال‌پذیری نیز مدنظر قرار گرفت. در این راستا، با اتکا به منطق مقایسه مداوم و ثبت مسیر تصمیم‌های تحلیلی در نرم‌افزار مکس‌کیودا (MAXQDA) (شامل نظام کدها و بخش‌های کدگذاری‌شده)، امکان پیگیری فرایند تحلیل از داده خام تا سطح مقوله‌ها فراهم شد. همچنین با ارائه نقل‌قول‌های نمونه برای هر مقوله در جدول ۷، پیوند مستقیم میان داده خام و تفسیر پژوهشگر قابل‌ردیابی گردید و با بازگشت هدفمند به ادبیات پس از تثبیت مقوله‌ها، جایابی نظری یافته‌ها و میزان همسویی/تفاوت با پژوهش‌های پیشین مستند شد. برای کنترل سوگیری پژوهشگر و تقویت دقت تفسیرها، بازبینی همکار (Peer Debriefing) توسط یک عضو هیئت‌علمی دانشگاه انجام شد و اصلاحات پیشنهادی در نسخه نهایی اعمال گردید. نقل‌قول‌ها با شناسه مشارکت‌کننده (P...) گزارش‌شده و اطلاعات هویتی جهت رعایت محرمانگی حذف شده است.

یافته‌ها

در این بخش، یافته‌های پژوهش بر مبنای فرایند کدگذاری کیفی و با استفاده از نرم‌افزار MAXQDA تحلیل و ارائه شده است. تحلیل داده‌ها بر اساس رویکرد گراندد تئوری ساخت‌گرای شارمز در سه مرحله کدگذاری اولیه، کدگذاری متمرکز و کدگذاری نظری انجام گرفت. این فرایند به تفسیر عمیق‌تر تجربه مشارکت‌کنندگان و شناسایی الگوهای معنادار در استفاده از هوش مصنوعی برای پیش‌بینی ریسک‌های

مالی در صنعت طلا کمک کرده است.

کدگذاری اولیه

در مرحله کدگذاری اولیه، متن مصاحبه‌ها به‌صورت خط‌به‌خط و بندبه‌بند بررسی شد و تعداد ۲۶۸ کد اولیه از داده‌های خام استخراج گردید. در این مرحله، تلاش شد تا با وفاداری حداکثری به زبان و تعبیر مشارکت‌کنندگان، برچسب‌هایی کوتاه و توصیفی برای قطعات مختلف داده‌ها انتخاب شود. کدهای اولیه طیفی از مفاهیم مرتبط با نقش هوش مصنوعی در تحلیل داده‌های مالی، پیش‌بینی ریسک، ترکیب قضاوت انسانی و خروجی مدل، کیفیت و بومی‌سازی داده‌ها، چالش‌های اعتماد به مدل‌های AI و شیوه‌های تصمیم‌گیری مالی در بخش‌های مختلف زنجیره ارزش طلا را دربرمی‌گرفت. این کدها مبنای اولیه برای سازمان‌دهی مفاهیم و گذار به مقولات متمرکز در مراحل بعدی تحلیل بودند.

جدول ٦. نمونه‌ای از کدگذاری باز انجام‌شده در پژوهش

کد باز	مصداق	مشارکت‌کننده	فراوانی
اولویت تصمیم انسانی	به نظر من در تصمیم‌گیری‌های مالی، اغلب اولویت با قضاوت انسانی است و مدل‌های AI تنها به‌عنوان ابزار کمکی استفاده می‌شوند(P7, Pos. 6) .	P1, P4, P7, P8, P9	٥
مدل به‌عنوان ابزار کمکی در تصمیم‌گیری	مدل‌های AI به‌عنوان ابزاری برای تحلیل داده‌ها و شبیه‌سازی سناریوها، در کنار قضاوت انسانی برای تصمیم‌گیری‌های مالی استفاده می‌شوند(P6, Pos. 4) .	P3, P6, P8, P9	٤
ترکیب قضاوت انسانی و ماشینی	ترکیب نتایج مدل‌های AI و قضاوت انسانی در فرآیندهای تصمیم‌گیری برای پیش‌بینی ریسک‌های مالی و بهبود دقت تصمیمات(P8, Pos. 8) .	P1, P2, P6, P8	٤
اعتماد مشروط به مدل‌ها	اعتماد به مدل‌های AI مشروط به کیفیت داده‌ها و شفافیت نتایج آن‌ها است(P5, Pos. 11) .	P2, P3, P5, P7	٤
فرهنگ‌سازمانی برای پذیرش AI	پذیرش AI در سازمان‌ها نیازمند فرهنگ‌سازی مناسب و آموزش برای استفاده مؤثر از مدل‌های هوش مصنوعی است .(P8, Pos. 13)	P3, P4, P6, P7, P8, P9	٦
شفافیت در تصمیمات مبتنی بر AI	نیاز به شفافیت در توضیح نتایج مدل‌های AI به‌ویژه در ارتباط با تصمیمات مالی برای افزایش اعتماد به آن‌ها(P3, Pos. 5) .	P1, P3	۲

کد باز	مصداق	مشارکت‌کننده	فراوانی
تحلیل داده‌ها توسط AI	استفاده از مدل‌های AI برای تحلیل داده‌های پیچیده مالی و شبیه‌سازی سناریوهای مختلف پیش‌بینی ریسک (P2, Pos. 8) .	P2, P5, P7	۳
استفاده از داده‌های مالی برای پیش‌بینی ریسک	داده‌های مالی به‌عنوان ابزار اصلی برای پیش‌بینی ریسک‌های مالی در صنعت طلا با استفاده از مدل‌های AI (P7, Pos. 10).	P5, P6, P7	۳



شکل ۱. ابرکدهای باز پژوهش

کدگذاری متمرکز

پس از استخراج کدهای اولیه، مرحله کدگذاری متمرکز آغاز شد. در این مرحله، کدهایی که ازنظر تحلیلی معنادارتر و پربسامدتر بودند، به‌عنوان کدهای «محوری» انتخاب‌شده و سایر کدها حول آن‌ها سامان‌دهی شدند. این فرایند با تکیه بر رویکرد گراندد تئوری ساخت‌گرای چارمز و با تمرکز بر «چگونگی فهم و به‌کارگیری هوش مصنوعی در پیش‌بینی ریسک‌های مالی در صنعت طلا» انجام گرفت. درنتیجه این مرحله، ۹ مقوله اصلی شناسایی شد که هر یک بخشی از فرایند کلی تصمیم‌گیری مالی ترکیبی انسان–ماشین را تبیین می‌کنند. این مقوله‌ها عبارت‌اند از:

۱. فرهنگ و پذیرش هوش مصنوعی در سازمان

۲. استراتژی‌های ریسک و تصمیمات مالی،
۳. کاربردها و ریسک‌های مالی در زنجیره ارزش طلا،
۴. آموزش و توانمندسازی،
۵. نقش قانونی و اخلاقی،
۶. کیفیت داده‌ها و زیرساخت‌های مدل‌های هوش مصنوعی،
۷. تصمیم‌گیری و ترکیب انسان و ماشین،
۸. محدودیت‌ها و چالش‌های استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی،
۹. اعتماد و شفافیت در مدل‌های هوش مصنوعی.

در مرحله مقوله‌بندی، کدهای پراکنده‌ای که به تجربه مشارکت‌کنندگان از به‌کارگیری هوش مصنوعی، مواجهه با ریسک‌های مالی و نحوه ترکیب قضاوت انسانی با خروجی مدل‌ها اشاره داشتند، بر اساس منطق مقایسه مداوم و تجمیع مفهومی در قالب مقوله‌های منسجم‌تری سازمان‌دهی شدند. به‌این‌ترتیب، ارتباط میان مفاهیم روشن‌تر شد و ابعاد اجتماعی، فنی، حقوقی و شناختیِ استفاده از هوش مصنوعی در مدیریت ریسک مالی در صنعت طلا در قالب یک ساختار مفهومی قابل‌ردیابی صورت‌بندی گردید. برای افزایش شفافیت و قابلیت پیگیری مسیر تحلیل، در جدول ۷ برای هر مقوله اصلی و زیرمقوله‌های نمونه، علاوه بر توصیف تحلیلی، یک نقل‌قول منتخب از بخش‌های کدگذاری‌شده مصاحبه‌ها ارائه شده است تا پیوند مستقیم میان داده خام و تفسیر پژوهشگر قابل‌مشاهده باشد. همچنین برای هر مقوله، شواهد منتخب از ادبیات به‌صورت ارجاع درون‌متنی درج‌شده تا مفاهیم حساس‌ساز و میزان همسویی/تفاوت یافته‌ها با پژوهش‌های پیشین مشخص شود. نقل‌قول‌ها با شناسه مشارکت‌کننده (P...) گزارش شده‌اند و اطلاعات هویتی جهت رعایت محرمانگی حذف/کدگذاری شده است.

جدول ۷. مقوله‌های اصلی حاصل از تحلیل داده‌ها

مقوله اصلی	زیرمقوله‌ها (نمونه)	نقل‌قول نمونه	توصیف	شواهد ادبیات
فرهنگ و پذیرش هوش مصنوعی در سازمان	مقاومت و تردید نسبت به AI ؛ اتکا به تجربه و شهود انسانی؛ تطبیق فرهنگی با AI؛ مقاومت سازمانی و بازاری؛ ثبات نقش انسان در تصمیم	«اول باید داده‌ها تمیز و منسجم شن. بعد آموزش کارکنان و فرهنگ‌سازی. وگرنه بهترین مدل هم به درد نمی‌خوره وقتی ورودی‌اش غلطه.» (P9)	این مقوله نشان می‌دهد که ورود هوش مصنوعی به تصمیم‌گیری مالی در صنعتی مانند طلا، در بسترِ نوعی «چانه‌زنی فرهنگی» رخ می‌دهد. مشارکت‌کنندگان از یک‌سو بر حس بازار، تجربه و شهود خود تکیه می‌کنند و از سوی دیگر به‌تدریج با کارکرد AI آشنا می‌شوند و سطحی از پذیرش مشروط را شکل می‌دهند.	پذیرش/مقاومت فناوری و رفتار پذیرش: (Davis, 1989; Venkatesh et al., 2003)؛ اعتماد و اتکای مناسب به سامانه‌های خودکار: (Lee & See, 2004; Parasuraman & Riley, 1997)
استراتژی‌های ریسک و تصمیمات مالی	پوشش ریسک با قراردادهای آتی و هجینگ؛ مدیریت نقدینگی و بحران؛ مدیریت تأمین مالی پروژه‌ها؛ مدیریت نوسان بازار؛ تصمیم‌گیری سناریومحور	«یه تجربه خیلی جالب داشتم که قیمت طلا به شدت بالا رفت و ما برای اینکه از این نوسانات استفاده کنیم، قراردادهای آتی بستیم.»(P3)	این مقوله به شیوه‌های تصمیم‌گیری و استراتژی‌هایی اشاره دارد که فعالان صنعت طلا برای مواجهه با نوسانات قیمت، ریسک نقدینگی و ریسک پروژه‌ها به‌کار می‌گیرند. هوش مصنوعی در این بستر به‌عنوان ابزاری برای پایش، سنجش و پشتیبانی از تصمیمات مالی مطرح می‌شود.	چارچوب‌های مدیریت ریسک سازمانی و تصمیم‌گیری ریسک‌محور: (COSO, 2017; ISO, 2018)؛ پوشش ریسک و ابزارهای مشتقه (به‌ویژه قراردادهای آتی): (Hull, 2018)
کاربردها و ریسک‌های	ریسک نوسانات بازار طلا؛ ریسک	«ریسک‌های نوسانی قیمت طلا و نرخ ارز	این مقوله انواع ریسک‌های مالی را در نقاط مختلف	طبقه‌بندی و مدیریت ریسک در سطح سازمان/زنجیره (ERM):

مقوله اصلی	زیرمقوله‌ها (نمونه)	نقل‌قول نمونه	توصیف	شواهد ادبیات
مالی در زنجیره ارزش طلا	نقدینگی و ارزی؛ ریسک فنی و عملیاتی؛ ریسک مقرراتی و گزارش‌دهی؛ ریسک در بخش‌های بالادستی و پایین‌دستی	که می‌تواند بر بودجه و هزینه‌های پروژه تأثیر بگذارد، یکی از بزرگ‌ترین چالش‌های صنعت طلا است.»(P5)	زنجیره ارزش طلا (از استخراج تا فرآوری و فروش) صورت‌بندی می‌کند و نشان می‌دهد که AIچگونه می‌تواند در شناسایی، پایش و پیش‌بینی این ریسک‌ها به‌کار گرفته شود.	(COSO, 2017; ISO, 2018)؛ الزامات داده/گزارش‌دهی ریسک برای تصمیم‌گیری مدیریتی: (BCBS, 2013)
آموزش و توانمندسازی	آموزش کار با مدل‌هایAI ؛ توانمندسازی داده‌محور؛ همکاری تیم‌های مالی وIT ؛ دانش دوگانه مالی–فنی؛ یکپارچگی بین‌تیمی	«همچنین، تیم‌ها باید آموزش‌های بیشتری ببینند تا بتونن مدل‌ها رو بهتر تفسیر و استفاده کنند.»(P4)	این مقوله بر این نکته تأکید دارد که کاربست معنادار AIدر مدیریت ریسک بدون آموزش هدفمند، فهم فنی–مالی و هماهنگی بین‌بخشی امکان‌پذیر نیست. مشارکت‌کنندگان بر ضرورت توانمندسازی نیروی انسانی برای خواندن، تفسیر و نقد خروجی مدل‌ها تأکید می‌کنند.	پذیرش و استفاده مؤثر از سامانه‌های فناورانه نیازمند تسهیل‌گری/توانمندسازی و شرایط سازمانی است: (Venkatesh et al., 2003; Davis, 1989)؛ کالیبراسیون اعتماد و جلوگیری از سوءاستفاده/عدم‌استفاده با آموزش و طراحی تعامل: (Lee & See, 2004; Parasuraman et al., 2000)
نقش قانونی و اخلاقی	پاسخگویی قانونی و مقرراتی؛ خلأ و ابهام قانونی در فناوری؛ مسئولیت انسانی در برابر تصمیم؛ شفافیت اخلاقی استفاده از AI؛ قابلیت توضیح مقرراتی	«بله، برای هر تصمیم مالی که بر اساس داده‌های مدل گرفته بشه، باید شفاف باشیم و بتونیم توضیح بدیم که چطور مدل به این نتیجه رسیده... باید همیشه قوانین را رعایت کنیم.»(P7)	این مقوله نشان می‌دهد که استفاده از AI در تصمیم‌های مالی پرریسک، در خلأ قانونی یا در چارچوب‌های نظارتی حداقلی، دغدغه‌های اخلاقی و حقوقی جدی ایجاد می‌کند. پرسش «چه کسی پاسخ‌گو است؟ انسان یا مدل؟» برای	چارچوب‌های «ریسک‌پذیری/اعتمادپذیری» و حکمرانی سامانه‌های هوش مصنوعی: (NIST, 2023)؛ حکمرانی/کنترل مدل و الزامات نظارتیِ اعتبارسنجی و پاسخگویی: (Federal Reserve, 2011)

مقوله اصلی	زیرمقوله‌ها (نمونه)	نقل‌قول نمونه	توصیف	شواهد ادبیات
			مشارکت‌کنندگان بسیار برجسته است.	
کیفیت داده‌ها و زیرساخت‌های مدل‌های هوش مصنوعی	کیفیت و ساختار داده‌های مالی؛ داده‌های چندمنبعی و محیطی؛ پایگاه داده بومی؛ زیرساخت و مهارت فنی؛ به‌روزرسانی و پایش مداوم مدل	«برای بهبود استفاده از مدل‌های AI ، باید داده‌ها دقیق‌تر و تمیزتر بشن و همچنین مدل‌ها به‌طور کامل با شرایط خاص معدن‌ها و فرآیندها تنظیم بشن.»(P5)	این مقوله به پیش‌شرط‌های فنی و داده‌ای اشاره دارد که اعتماد به خروجی مدل‌های AI را ممکن یا ناممکن می‌کند. مشارکت‌کنندگان بر این باورند که بدون داده‌های بومی، کامل و به‌روز و بدون زیرساخت فنی مناسب، هر مدلی even—پیشرفته—در معرض خطا و بی‌اعتباری است.	ابعاد کیفیت داده از منظر مصرف‌کننده داده و پیامدهای مدیریتی: (Wang & Strong, 1996)؛ حکمرانی داده و تجمیع/گزارش ریسک: (BCBS, 2013)؛ ریسک‌های چرخه عمر سامانه‌های هوش مصنوعی و پایش: (NIST, 2023)
تصمیم‌گیری و ترکیب انسان و ماشین	AIبه‌عنوان تصمیم‌یار؛ مدل به‌عنوان ابزار حمایتی؛ انسان به‌عنوان داور نهایی؛ وزن‌دهی بین شهود و خروجی مدل؛ راستی‌آزمایی نتایج مدل	«درنهایت تصمیم‌گیری بر اساس تجربه و قضاوت انسانی گرفته می‌شود... تحلیل‌های مدل را با داده‌های واقعی و تجربیات گذشته ترکیب می‌کنیم تا تصمیمات دقیقی بگیریم.»(P4)	این مقوله فرایند ترکیب قضاوت انسانی با تحلیل ماشینی را توضیح می‌دهد. مشارکت‌کنندگان AI را جایگزین خود نمی‌دانند، بلکه آن را «تحلیلگر اصلی» و خود را «داور نهایی» تصمیم معرفی می‌کنند؛ جایی که خروجی مدل همواره با حس بازار و تجربه انسانی چک و تعدیل می‌شود.	سطوح تعامل انسان-اتوماسیون و طراحی اتکا: (Parasuraman et al., 2000; Lee & See, 2004)؛ مخاطرات «سوءاستفاده/عدم‌استفاده» از اتوماسیون و ضرورت کنترل انسانی: (Parasuraman & Riley, 1997)

مقوله اصلی	زیرمقوله‌ها (نمونه)	نقل‌قول نمونه	توصیف	شواهد ادبیات
محدودیت‌ها و چالش‌های استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی	خطای پارامتریک و مدل؛ ناهماهنگی با واقعیت عملیاتی؛ کارایی لحظه‌ای محدود؛ کاربرد مقدماتی و آزمایشی؛ شک و کاهش اعتماد به مدل	«چون مدل‌های AI نیاز به داده‌های بسیار دقیق و بومی‌شده دارند و ما معمولاً با داده‌های محدود روبه‌رو هستیم.» (P4)	این مقوله به موانع و شکست‌های عملی در استفاده از AI اشاره دارد. مشارکت‌کنندگان به نمونه‌هایی از پیش‌بینی‌های نادرست، عدم انطباق مدل با شرایط محلی و فاصله میان خروجی مدل و واقعیت بازار اشاره می‌کنند که می‌تواند به کاهش اعتماد و بازگشت به روش‌های سنتی منجر شود.	«گریز از الگوریتم» پس از مشاهده خطا و اثر آن بر پذیرش: (Dietvorst et al., 2015)؛ ریسک مدل، اعتبارسنجی و محدودیت‌های کاربرد: (Federal Reserve, 2011)؛ نقد اتکا به مدل‌های جعبه‌سیاه در تصمیم‌های پرریسک: (Rudin, 2019)
اعتماد و شفافیت در مدل‌های هوش مصنوعی	اعتماد مشروط و تجربی؛ اعتماد مبتنی بر کنترل و نظارت؛ چالش شفافیت و توضیح‌پذیری؛ ابهام حسابرسی؛ حاکمیت تطبیقی مدل	«ولی مثل چاقوی دولبه‌ست. اگر پارامترها اشتباه تنظیم شن یا داده ناقص باشه، مدل بدتر از تحلیل دستی جواب می‌ده... ضعفش شفافیت و توضیح‌پذیریه.» (P2)	این مقوله نشان می‌دهد که اعتماد به AI یک پدیده ایستا نیست، بلکه نتیجه تجربه‌کردن، کنترل‌کردن و قابلیت توضیح‌پذیری مدل است. مشارکت‌کنندگان تأکید می‌کنند که تا زمانی که خروجی مدل قابل توضیح، قابل حسابرسی و قابل‌کنترل نباشد، اعتماد کامل به آن شکل نمی‌گیرد.	اعتماد در اتوماسیون و شروط «اتکای مناسب»: (Lee & See, 2004)؛ توضیح‌پذیری/شفافیت و ابزارهای تبیین برای افزایش اعتماد: (Ribeiro et al., 2016)؛ الزامات اعتمادپذیری و حکمرانی ریسک هوش مصنوعی: (NIST, 2023)

این ساختار نشان می‌دهد که کدهای متنوع و پراکنده مرحله اولیه، در فرایند کدگذاری متمرکز، به ۹ مقوله اصلی تبدیل شده‌اند که به‌صورت یک شبکه معنادار، نحوه مواجهه فعالان صنعت طلا با هوش مصنوعی در پیش‌بینی ریسک‌های مالی را تبیین می‌کنند.

کدگذاری نظری / گزینشی

در مرحله سوم تحلیل، یعنی کدگذاری نظری (گزینشی)، بروندادهای مرحله کدگذاری متمرکز به‌صورت یک کل منسجم بازآرایی شدند و روابط میان مقولات اصلی در قالب روایتی یکپارچه تفسیر گردید. در این گام، با تکیه بر رویکرد گراندد تئوری ساخت‌گرای شارمز، تلاش شد تا مقولات حاصل از کدگذاری متمرکز حول یک «فرایند مرکزی» سازمان‌دهی شوند و چارچوبی مفهومی برای توضیح نحوه استفاده از هوش مصنوعی در پیش‌بینی ریسک‌های مالی در صنعت طلا صورت‌بندی گردد. به‌بیان‌دیگر، فرایند کدگذاری نظری باهدف ترکیب و یکپارچه‌سازی مقولات و توضیح نحوه تعامل آن‌ها در بستر واقعی تصمیم‌گیری مالی انجام گرفت (Creswell, 2012).

در این مرحله، پژوهشگر داده‌ها و مقولات را به‌صورت رفت‌وبرگشتی مرور کرده و بر مبنای مدل فرایندی برآمده از داده‌ها، روابط میان چهار مقوله نظریِ «ریسک‌های مالی و استراتژی‌های مدیریت آن»، «حاکمیت و زیرساخت داده‌محور»، «ساختن اعتماد و پذیرش تدریجی هوش مصنوعی» و «تصمیم‌گیری مالیِ ترکیبی انسان–ماشین» تفسیر شده است. برای یکپارچه‌سازی این روابط، دو رویه مکمل به‌کار گرفته شد: (۱) روایت‌پردازی فرایندی پیرامون فرایند مرکزی «تصمیم‌گیری مالی ترکیبی انسان–ماشین» و (۲) استخراج قضیه‌های نظری که بیانگر روابط مفهومی میان مقولات اصلی هستند.

قضیه‌های نظری، روابطِ مفهومی تعمیم‌یافته‌ای را میان مقولات و ابعاد آن‌ها صورت‌بندی می‌کنند؛ درحالی‌که فرضیه‌ها در پژوهش‌های کمّی، روابط سنجش‌پذیر میان متغیرها را مفروض می‌گیرند. ازآنجاکه رویکرد گراندد تئوری، به‌ویژه در قرائت ساخت‌گرایانه، در وهله نخست معطوف به تولید روابط مفهومی و بازنمایی فرایندهای معنابخش کنشگران است، استفاده از اصطلاح «قضیه نظری» در این مرحله مناسب‌تر به نظر می‌رسد (دانایی‌فرد و اسلامی، ۱۳۹۰). در مراحل بعد، در صورت گذار به مطالعات کمّی، این قضایا می‌توانند به‌مثابه سازه‌های نظری مبنای تدوین فرضیه‌ها و مدل‌های آزمون‌پذیر قرار گیرند.

بر این اساس، در پژوهش حاضر و در چارچوب مدل فرایندیِ «تصمیم‌گیری مالیِ ترکیبی انسان–ماشین در مدیریت ریسک صنعت طلا»، پنج قضیه نظری پیشنهاد می‌شود.

قضیه‌های نظری بر پایه مدل فرایندی پژوهش

قضیه اول: پیچیدگی ریسک‌های مالی صنعت طلا، محرک رجوع به هوش مصنوعی و زمینه‌ساز تصمیم‌گیری ترکیبی است.

ریسک‌های شناسایی‌شده در صنعت طلا ـ ازجمله ریسک نوسانات شدید قیمت، ریسک نقدینگی و ارزی، ریسک تأمین مالی پروژه‌ها، ریسک فنی و عملیاتی و ریسک‌های مقرراتی و گزارش‌دهی ـ مجموعه‌ای از عدم‌اطمینان‌های چندلایه را ایجاد می‌کنند. مشارکت‌کنندگان تصریح می‌کنند که تشدید نوسانات و ترکیب هم‌زمان چند نوع ریسک، سازمان را به‌سمت جست‌وجوی ابزارهای تحلیلی پیش‌بینانه سوق می‌دهد. در این بستر، هوش مصنوعی به‌عنوان ابزاری برای پایش سریع‌تر، تحلیل الگوهای پنهان و سناریوسازی مالی مطرح می‌شود و زمینه را برای شکل‌گیری الگوی «تصمیم‌گیری مالیِ ترکیبی انسان–ماشین» فراهم می‌سازد.

قضیه دوم: حاکمیت و زیرساخت داده‌محور، حدود و امکان نفوذ هوش مصنوعی در تصمیم‌گیری مالی را تعیین می‌کند.

کیفیت داده‌های مالی و محیطی، بومی‌بودن پایگاه‌های داده، دسترسی به داده‌های لحظه‌ای و وجود یا فقدان زیرساخت‌های فنی و مهارت‌های تخصصی، همراه با چارچوب‌های قانونی، اخلاقی و نظارتی، به‌مثابه «چارچوب حاکمیت داده‌محور» عمل می‌کنند. این چارچوب تعیین می‌کند که مدل‌های هوش مصنوعی تا چه اندازه می‌توانند قابل‌اتکا، قابل حسابرسی و قابل توضیح باشند. هرچه داده‌ها ساختاریافته‌تر، بومی‌تر و به‌روزتر و سازوکارهای پاسخگویی و حسابرسی روشن‌تر باشند، امکان ادغام عمیق‌تر AI در تصمیم‌های مالی افزایش می‌یابد؛ در مقابل، ضعف زیرساخت، خلأ قانونی و ابهام اخلاقی، نفوذ AI را محدود کرده و وابستگی به روش‌های سنتی را تقویت می‌کند.

قضیه سوم: اعتماد و پذیرش هوش مصنوعی فرایندی تدریجی، مشروط و بازنگر است که بین ساختار و تجربه پل می‌زند.

«ساختن اعتماد و پذیرش تدریجی AI» فرایندی است که در آن، تجربه‌های عینی از عملکرد مدل، ادراک شفافیت و توضیح‌پذیری، آموزش و توانمندسازی و نیز محدودیت‌ها و شکست‌های مدل، همگی در شکل‌گیری موضع مدیران و کارشناسان نسبت به AI دخیل‌اند. مشارکت‌کنندگان نشان می‌دهند که

اعتماد به AI هرگز مطلق نیست؛ بلکه به کیفیت داده، سازگاری مدل با واقعیت محلی، قابلیت کنترل و راستی‌آزمایی خروجی‌ها و تجربه‌های موفق یا ناموفق گذشته مشروط می‌شود. این فرایندِ اعتمادسازی و بی‌اعتمادی، در حکم پلی میان الزامات ساختاری (حاکمیت داده‌محور) و فشارهای محیطی (ریسک‌های مالی) عمل کرده و تعیین می‌کند که AI تا چه حد در تصمیم‌گیری مالی اجازه نقش‌آفرینی پیدا کند.

قضیه چهارم: تصمیم‌گیری مالیِ ترکیبی انسان–ماشین راهبرد اصلی مدیریت ریسک است که بر چانه‌زنی میان شهود انسانی و تحلیل ماشینی استوار است.

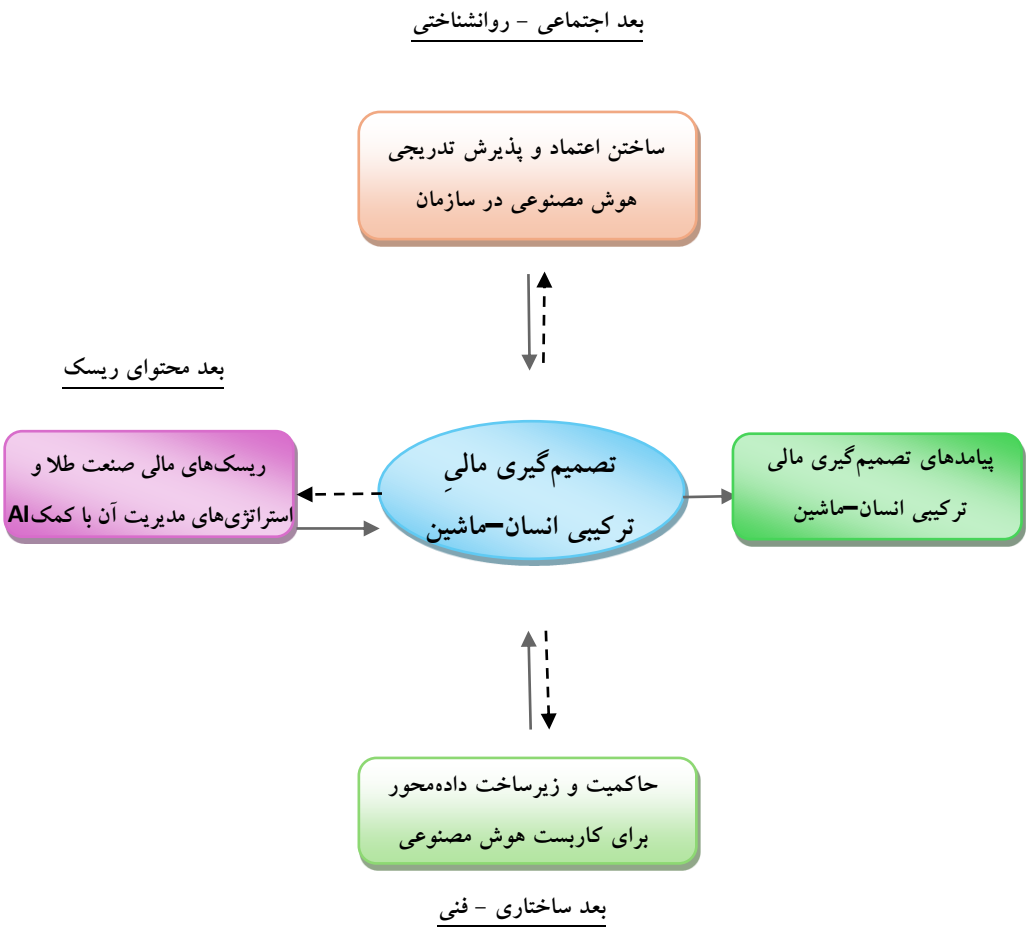
یافته‌ها نشان می‌دهد که فعالان صنعت طلا نه به حذف قضاوت انسانی و نه به واگذاری کامل تصمیم به مدل، تن نمی‌دهند؛ بلکه الگوی غالب، نوعی «تصمیم‌گیری مالیِ ترکیبی» است. در این الگو، هوش مصنوعی به‌عنوان «تصمیم‌یار» و تحلیلگر اصلی داده‌ها عمل می‌کند، درحالی‌که انسان نقش «داور نهایی» را بر عهده دارد. وزن‌دهی بین حس بازار و تجربه انسانی از یک‌سو و خروجی مدل از سوی دیگر، از طریق راستی‌آزمایی نتایج، بررسی سناریوهای جایگزین و کنترل مبتنی بر احتیاط انجام می‌شود. این چانه‌زنی مستمر، راهبردی است که به‌واسطه آن، سازمان می‌کوشد از توان تحلیلی AI بهره‌برداری کند، بدون آن‌که اختیار و مسئولیت انسانی را واگذار نماید.

قضیه پنجم: پیامدهای تصمیم‌گیری ترکیبی انسان–ماشین، هم‌زمان تثبیت‌کننده و بازتعریف‌کننده اعتماد و حاکمیت در استفاده از هوش مصنوعی است.

نتایج حاصل از به‌کارگیری تصمیم‌گیری ترکیبی (ازجمله بهبود پایش ریسک نقدینگی، کاهش خطای ارزش‌گذاری، مدیریت فعال‌تر نوسان بازار، یا برعکس، بروز خطاهای مدلی و تعارض با واقعیت بازار) به‌صورت حلقه‌ای بازخوردی، هم‌سطح اعتماد به AI و هم تنظیمات حاکمیتی و داده‌ای را بازتعریف می‌کند. در مواردی که استفاده از AI به تشخیص زودهنگام ریسک‌ها، مدیریت پیش‌نگرانه و پایداری مالی بیشتر منجر می‌شود، اعتماد تقویتی شکل‌گرفته و زمینه برای ادغام راهبردی‌تر AI فراهم می‌گردد؛ در مقابل، تجربه‌های ناموفق یا پیش‌بینی‌های نادرست می‌توانند مقاومت فرهنگی، احتیاط بیش‌ازحد یا بازگشت به روش‌های سنتی را تشدید کنند. به‌این‌ترتیب، پیامدهای تصمیم‌گیری ترکیبی، خود بخشی از فرایند پویا و بازنگر استفاده از AI در مدیریت ریسک مالی در صنعت طلا را می‌سازند.

باتوجه‌به کدگذاری نظری اجزای مدل نهایی پژوهش براساس رهیافت ساخت‌گرایانه چارمز به شرح

زیر در شکل ۲ آمده است:



شکل ۲. مدل فرایند تصمیم‌گیری مالیِ ترکیبی انسان–ماشین در مدیریت ریسک صنعت طلا

همان‌گونه که در شکل نشان داده شده است، فرایند مرکزیِ برآمده از داده‌ها، تصمیم‌گیری مالیِ ترکیبی انسان–ماشین است که در تعامل پویا با سه بُعد: (۱) ساختن اعتماد و پذیرش تدریجی AI، (۲) حاکمیت و زیرساخت داده‌محور و (۳) ریسک‌های مالی و استراتژی‌های مدیریت آن در صنعت طلا شکل می‌گیرد. پیامد این فرایند، بازتعریف شیوه‌های مدیریت ریسک مالی و حرکت نوسانی بین تکیه بر AI و رجوع مجدد به روش‌های سنتی است.

بحث و نتیجه‌گیری

این پژوهش با بررسی نقش هوش مصنوعی در پیش‌بینی ریسک‌های مالی در صنعت طلا، به‌ویژه با استفاده

از مدل‌های ترکیبی انسان–ماشین، یافته‌هایی به دست آورد که مفاهیم جدیدی در زمینه کاربرد هوش مصنوعی در مدیریت ریسک‌های مالی و فرآیندهای تصمیم‌گیری مالی مطرح می‌کند. یکی از مهم‌ترین نتایج این پژوهش، تأکید بر این نکته است که تنها به‌کارگیری مدل‌های پیش‌بینی دقیق در صنعت طلا برای مدیریت ریسک‌های مالی کافی نیست و این مدل‌ها باید در ترکیب با فرآیندهای تصمیم‌گیری انسانی به‌طور مؤثر استفاده شوند.

یافته‌ها نشان داد که فرآیند تصمیم‌گیری مالی ترکیبی انسان–ماشین که در آن هوش مصنوعی به‌عنوان ابزار تحلیلی مکمل با قضاوت انسانی همکاری می‌کند، می‌تواند به‌طور چشمگیری در بهبود فرآیندهای مدیریت ریسک مؤثر باشد. این الگوی تصمیم‌گیری ترکیبی از تجربه و شهود انسانی برای کنترل و تعدیل پیش‌بینی‌های مدل‌های AI بهره می‌برد. این یافته‌ها، برخلاف نگرش‌های سنتی که مدل‌های هوش مصنوعی را جایگزین قضاوت انسانی می‌دانند، بر اهمیت همکاری میان انسان و ماشین تأکید دارد. به‌طور خاص، مدل‌های هوش مصنوعی در صنعت طلا به‌عنوان «ابزار کمکی» عمل کرده و نیازمند نظارت و کنترل انسانی هستند تا بهترین نتایج را در زمینه پیش‌بینی و مدیریت ریسک ارائه دهند. به‌عبارت‌دیگر، نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که هیچ مدل پیش‌بینی‌ای نمی‌تواند به‌طور مستقل و بدون دخالت انسانی، به‌طور کامل پاسخگوی پیچیدگی‌ها و نوسانات بازار طلا باشد (Qiu et al., 2024؛ Verma et al., 2020).

یکی دیگر از نکات کلیدی این پژوهش، حاکمیت داده‌محور و کیفیت داده‌هاست. یافته‌ها تأکید دارند که برای بهره‌گیری مؤثر از هوش مصنوعی در پیش‌بینی ریسک‌های مالی، به‌ویژه در صنعت طلا، باید داده‌های مورداستفاده از کیفیت بالا، بومی و به‌روز باشند. ازآنجاکه بازار طلا تحت تأثیر عوامل اقتصادی، سیاسی و ژئوپولیتیکی متغیر است، مدل‌های هوش مصنوعی نیازمند داده‌های دقیق و مناسب برای شبیه‌سازی شرایط واقعی بازار هستند؛ بنابراین، ضعف در زیرساخت‌های داده‌ای و عدم‌شفافیت در فرآیندهای جمع‌آوری و تحلیل داده‌ها می‌تواند منجر به پیش‌بینی‌های غلط و تصمیمات مالی نادرست شود. این نتیجه با نتایج پیشین که بر اهمیت «حاکمیت داده‌محور» در کاربردهای هوش مصنوعی تأکید کرده‌اند، هم‌راستاست (K et al., 2024).

بحث در مورد اعتماد و تبیین‌پذیری مدل‌های هوش مصنوعی یکی دیگر از جنبه‌های مهم این

پژوهش است. اعتماد به خروجی‌های مدل‌های AI و تبیین‌پذیری آن‌ها برای تصمیم‌گیرندگان، نقش حیاتی در پذیرش و به‌کارگیری این مدل‌ها دارد. یافته‌ها نشان می‌دهند که تنها با تجربه مداوم و بازخوردهای عملی از عملکرد مدل‌های AI، می‌توان اعتماد به آن‌ها را افزایش داد. این اعتماد، همچنین باید مشروط به توضیح‌پذیری مدل‌ها و قابل‌درک بودن تصمیمات آن‌ها برای کاربران انسانی باشد. ازاین‌رو، حتی مدل‌هایی که دقت بالایی دارند، درصورتی‌که نتایج آن‌ها نتوانند به‌طور شفاف و منطقی توضیح داده شوند، نمی‌توانند در تصمیم‌گیری‌های مالی به‌طور کامل پذیرفته شوند (Amini & Kalantari, 2024).

درنهایت، یکی از پیامدهای این پژوهش، توجه به مرزهای تصمیم انسان–ماشین است. این تحقیق نشان می‌دهد که برای استفاده موفق از هوش مصنوعی در پیش‌بینی ریسک‌ها و اتخاذ تصمیمات مالی، لازم است که مرزهای واضحی برای تصمیم‌گیری‌های انسانی و ماشینی تعریف شود. در این الگو، انسان همچنان مسئولیت تصمیمات نهایی را بر عهده دارد، درحالی‌که هوش مصنوعی ابزارهایی را برای تحلیل داده‌ها و شبیه‌سازی سناریوها فراهم می‌آورد. این تأکید بر نقش مکمل انسان و ماشین در تصمیم‌گیری مالی با مطالعات پیشین هم‌راستاست که به استفاده ترکیبی از قضاوت انسانی و قدرت تحلیل ماشین در مدیریت ریسک‌های مالی اشاره دارند (Verma et al., 2020).

این پژوهش درنهایت بر اهمیت رویکردهای پیوسته و یکپارچه در به‌کارگیری هوش مصنوعی در صنعت طلا تأکید دارد. استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی در پیش‌بینی ریسک‌های مالی نیازمند یکپارچگی با ساختارهای سازمانی و فرآیندهای تصمیم‌گیری است. این تحقیق نشان می‌دهد که حتی بهترین مدل‌های پیش‌بینی نیز اگر در یک بستر سازمانی مناسب و همراه با فرآیندهای اعتمادساز و تبیین‌پذیر پیاده‌سازی نشوند، به‌طور مؤثر نمی‌توانند به مدیریت ریسک‌های مالی کمک کنند.

درمجموع، یافته‌های این پژوهش نشان داد که محور/فرآیند مرکزیِ به‌کارگیری هوش مصنوعی در مدیریت ریسک مالی صنعت طلا، «تصمیم‌گیری مالیِ ترکیبی انسان–ماشین» است؛ فرآیندی که در تعامل پویا با سه بُعد/مقوله «ساختن اعتماد و پذیرش تدریجی»، «حاکمیت و زیرساخت داده‌محور» و «ریسک‌های مالی و راهبردهای مدیریت آن» شکل می‌گیرد و پیامد آن بازتعریف شیوه‌های مدیریت ریسک و حرکت نوسانی میان اتکا به خروجی‌های مدل و رجوع به قضاوت و تجربه بازار است. بر این

اساس، تحقق ارزش هوش مصنوعی در زنجیره ارزش طلا صرفاً به «دقت مدل» محدود نیست، بلکه بـه (۱) کیفیت و بومی‌بودن داده‌ها و سازوکارهای حکمرانی/پایش، (۲) تعریـف مرزهـای تصـمیم انسانی/ماشـینی همراه با پاسخگویی و الزامات قـانونی–اخلاقـی و (۳) آمـوزش و توانمندسـازی کـاربران و فرهنگ‌سـازی «اتکای مناسب» وابسته است؛ بنابراین، توصیه می‌شود سازمان‌های فعال در این صـنعت، هم‌زمـان بـا توسـعه مـدل‌های تحلیلـی، طراحـی یـک فرآینـد تصـمیم‌گیری ترکیبـی، برنامـه حکمرانـی داده و سـازوکارهای شفاف‌سازی/تبیین‌پذیری را در دستور کار قرار دهند تا ریسک خطـا، سـوگیری و سـوءاتکا کاهش‌یافتـه و تصمیم‌های مالی قابل‌دفاع‌تری حاصل شود.

محدودیت‌های پژوهش و پیشنهادهایی برای پژوهش‌های آینده

باوجود اهمیت و دستاوردهای این پژوهش، چند محدودیت اساسی نیز وجود دارد که نیازمند توجـه بیشـتر در پژوهش‌های آینده هستند. یکی از محدودیت‌ها، وابستگی به داده‌های موجود اسـت. در ایـن پـژوهش، مدل‌ها و تحلیل‌ها بـر اسـاس داده‌هـای تـاریخی و کلـی موجـود در صـنعت طـلا اجـرا شـدند، درحالی‌کـه داده‌های به‌روزتر و متغیرهای برون‌زا ماننـد نـرخ ارز، نـرخ بهـره و احساسـات عمـومی می‌تواننـد تـأثیرات عمیقی بر نتایج مدل‌های پیش‌بینی و تصمیم‌گیری داشته باشند. پژوهش‌های آینـده می‌تواننـد بـا اسـتفاده از داده‌های لحظه‌ای و متغیرهای جدیدتر، نتایج به‌مراتب دقیق‌تر و قابل‌اعتمادتری ارائه دهند.

محدودیت دیگر در این پژوهش، عدم توانایی در ارزیابی عملکرد مدل‌های پیشنهادی در محیط‌هـای واقعی و عملیاتی است. یافته‌ها نشان داد که مدل‌های هوش مصنوعی در شرایط کنترل‌شده و آزمایشـگاهی دقت بالایی دارند، اما برای ارزیابی عملکرد آن‌ها در محیط‌های پیچیده و پرریسک بازارهای واقعـی، نیـاز به پژوهش‌های میدانی و تحلیل‌های عملیاتی بیشتر وجـود دارد. بـه همـین دلیـل، پژوهش‌هـای آینـده بایـد به‌طور خاص بر ارزیابی عملیاتی و پیاده‌سازی مدل‌های AI در فرآیندهای تصمیم‌گیری سـازمان‌های مـالی و صنعتی تمرکز کنند.

علاوه بر این، پژوهش‌های آتی باید به چالش‌های تبیین‌پذیری و شـفافیت مـدل‌های هـوش مصـنوعی در تصمیم‌گیری‌های مالی توجه بیشتری داشته باشند. در این پژوهش، مشخص شد که حتی مدل‌های دقیـق AI نیز زمانی قابل‌پذیرش خواهنـد بـود کـه قـادر بـه توضـیح نتـایج و دلایـل پیش‌بینی‌هـا باشـند؛ بنـابراین، تحقیقات آینده بایـد بـه دنبـال توسـعه مـدل‌هایی باشـند کـه قابلیـت تبیین‌پـذیری بیشـتری داشـته و بتواننـد

فرآیندهای تصمیم‌گیری را برای مدیران مالی و تصمیم‌گیرندگان به‌طور شفاف‌تر و قابل‌درک‌تری ارائه دهند.

درنهایت، پژوهش‌های آینده می‌توانند به مطالعه تعاملات پیچیده بین انسان و ماشین و چگونگی تعریف و مدیریت مرزهای این تعاملات در تصمیم‌گیری‌های مالی بپردازند. این پژوهش نشان داد که تصمیمات مالی به‌طور مؤثرتر زمانی اتخاذ می‌شوند که قضاوت انسانی و تحلیل ماشینی به‌طور هم‌زمان و مکمل یکدیگر عمل کنند؛ بنابراین، تحقیقات بعدی باید به توسعه مدل‌های ترکیبی انسان–ماشین در سطح سازمانی و در بسترهای مختلف مالی پرداخته و اثرات آن‌ها را در مدیریت ریسک‌های پیچیده در صنعت طلا و سایر بازارها ارزیابی کنند.

تعارض منافع

هیچ تعارض منافعی وجود ندارد.

ORCID

Pedram Maleki **https://orcid.org/0000-0001-6957-0587**

Mohammad Safari **https://orcid.org/0000-0002-3286-3957**

منابع

ایزدی بیدانی، فاطمه، ستاری نائینی، وحید، صادقی، زین‌العابدین و عابدی، امید. (۱۴۰۳). پیش‌بینی قیمت طلا به کمک شبکه‌ی عصبی ترکیبی کانولوشنال-بازگشتی *Iranian Journal of Economic Studies (IJES)*، ۱۳(2)، ۴۰۳-۴۲۶. doi: https://doi.org/10.22099/ijes.2025.52356.2001 .

دانایی‌فرد، حسن و اسلامی، علی) ۱۳۹۰. (*کاربرد استراتژی پژوهشی نظریه داده‌بنیاد در عمل: ساخت نظریه بی‌تفاوتی سازمانی*. تهران: نشر دانشگاه امام صادق (ع).

توسلی، مهدیه، ربیعی، مهناز و فتحی هفشجانی، کیامرث. (۱۴۰۳). مدل‌سازی هوشمند پیش‌بینی نوسانات قیمت طلا. *تصمیم‌گیری و تحقیق در عملیات*، ۹(3)، ۶۳۱-۶۴۸. doi: https://doi.org/10.22105/dmor.2024.483590.1881 .

زمانی، محمد، امام‌وردی، قدرت‌الله، نوری‌فرد، یداله، حمیدیان، محسن و جعفری، سیده محبوبه. (۱۴۰۳). پیش‌بینی ارزش در معرض خطر با رویکرد هوش مصنوعی. *فصلنامه علمی-پژوهشی اقتصاد مقداری*، ۲۱(2)، ۱-۳۳. doi: 10.22055/jqe.2021.35793.2293 .

مرادحاصلی، مونا و جنتی‌یگانه، وحید. (۱۴۰۲). پیش‌بینی قیمت طلا با استفاده از کلان‌داده و هوش مصنوعی. *بیستمین کنفرانس بین‌المللی فناوری اطلاعات، کامپیوتر و مخابرات*. بازیابی از https://civilica.com/doc/1769162

مصباحی، فاطمه، شبانی، مصطفی و رفتاری، حدیثه. (۱۴۰۲). ارائه مدل ترکیبی برای پیش‌بینی نوسانات قیمت جهانی طلا با استفاده از مدل‌های واریانس ناهمسانی شرطی خودرگرسیونی و الگوریتم‌های رگرسیون یادگیری ماشین. *دومین کنفرانس تحقیقات کاربردی علوم انسانی در مدیریت، مهندسی صنایع، اقتصاد و حسابداری*. بازیابی از https://civilica.com/doc/1680252

References

Amini A, Kalantari R (2024) Gold price prediction by a CNN-Bi-LSTM model along with automatic parameter tuning. *PLoS ONE* 19(3): e0298426. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0298426

Basel Committee on Banking Supervision. (2013). *Principles for effective risk data aggregation and risk reporting (BCBS 239).* Bank for International Settlements.

Board of Governors of the Federal Reserve System. (2011). SR 11-7: Guidance on model risk management. Federal Reserve.

Bunnag, T. (2024). The Importance of Gold's Effect on Investment and Predicting the World Gold Price Using the ARIMA and ARIMA-GARCH Model. *Ekonomikalia Journal of Economics*, 2(1), 38–52. https://doi.org/10.60084/eje.v2i1.155

Chen, H.-H., Chen, M., & Chiu, C.-C. (2016). The Integration of Artificial Neural Networks and Text Mining to Forecast Gold Futures Prices. *Communications in Statistics - Simulation and Computation,* 45(4), 1213–1225. https://doi.org/10.1080/03610918.2013.786780

Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission. (2017). *Enterprise risk management—Integrating with strategy and performance*. COSO.

Creswell, J. W. (2012). Educational research: Planning, conducting, and evaluating quantitative and qualitative research (4th ed.). Boston, MA: Pearson.

Crisanto, J. C., Leuterio, C. B., Prenio, J., & Yong, J. (2024, December 12). Regulating AI in the financial sector: recent developments and main challenges (FSI Insights No. 63). *Bank for International Settlements*.

Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340. https://doi.org/10.2307/249008

Dietvorst, B. J., Simmons, J. P., & Massey, C. (2015). Algorithm aversion: People erroneously avoid algorithms after seeing them err. *Journal of Experimental Psychology: General,* 144(1), 114–126. https://doi.org/10.1037/xge0000033

Dutch Banking Sector Agreement – Working group Value chain. (2019, November). *Analysis of the Gold Value Chain*. The Hague.

Hull, J. C. (2018). Options, futures, and other derivatives (10th ed.). Pearson.

International Organization for Standardization. (2018). ISO 31000:2018 Risk management—Guidelines (2nd ed.). ISO.

K, D. S., B, S., R. Y., Shreya, A., & Kavitha, D. (2024). Data mining strategies for gold price prediction using multi-factorial influences. *International Journal For Multidisciplinary Research,* 6(3), 1–15. https://doi.org/10.36948/ijfmr.2024.v06i03.18567

Kocak, Habip & Turgut, Un. (2014). Forecasting the Gold Returns with Artifical Neural Network and Time Series. *International Business Research*. 7. 139-139. https://doi.org/10.5539/ibr.v7n11p139

Lee, J. D., & See, K. A. (2004). Trust in Automation: Designing for Appropriate Reliance. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, 46(1), 50-80. https://doi.org/10.1518/hfes.46.1.50_30392

Li, Yuxin & Yi, Jizheng & Chen, Huanyu & Peng, Duanxiang. (2021). Theory and application of artificial intelligence in financial industry. *Data Science in Finance and Economics*. 1. 96-116. https://doi.org/10.3934/DSFE.2021006

Mokashi, M., Bhoite, S., Nayakwadi, V., Lomte, V., & Pokale, N. (2025). A Comparative Analysis of Long Short-Term Memory Networks and Artificial Neural Networks for Gold Price Prediction. *Journal of Information Systems Engineering and Management*, *10*(34s), 973–980. DOI: 10.52783/jisem.v10i34s.5886

National Institute of Standards and Technology. (2023, January). *Artificial Intelligence Risk Management Framework* (AI RMF 1.0) (NIST AI 100-1). https://doi.org/10.6028/NIST.AI.100-1

Parasuraman, R., & Riley, V. (1997). Humans and automation: Use, misuse, disuse, abuse. *Human Factors*, 39(2), 230–253. https://doi.org/10.1518/001872097778543886

Parasuraman, R., Sheridan, T. B., & Wickens, C. D. (2000). A model for types and levels of human interaction with automation. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part A: Systems and Humans*, 30(3), 286–297. https://doi.org/10.1109/3468.844354

Qiu, Cihai & Zhang, Yitian & Qian, Xunrui & Wu, Chuhang & Lou, Jiacheng & Chen, Yang & Xi, Yansong & Zhang, Weijie & Gong, Zhenxi. (2024). A Two-Stage Deep Fusion Integration Framework Based on Feature Fusion and Residual Correction for Gold Price Forecasting. *IEEE Access*, 12, 85565–85579. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3408837

Ribeiro, M. T., Singh, S., & Guestrin, C. (2016). "Why should I trust you?": Explaining the predictions of any classifier. In Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD *International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (KDD '16) (pp. 1135–1144). ACM. https://doi.org/10.1145/2939672.2939778

Rudin, C. (2019). Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead. *Nature Machine Intelligence*, 1, 206–215. https://doi.org/10.1038/s42256-019-0048-x

Sari, Y., & Indrabudiman, A.. (2024). The Role of Artificial Intelligence (AI) in Financial Risk Management. *Formosa Journal of Sustainable Research*, 3(9), 2073–2082. https://doi.org/10.55927/fjsr.v3i9.11436

Saunders, M. N. K., Lewis, P., & Thornhill, A. (2009). Research methods for business students (5th ed.). Harlow, England: Pearson Education Limited.

Tian, X., Tian, Z., Khatib, S. F. A., & Wang, Y. (2024). Machine learning in internet financial risk management: A systematic literature review. *PLOS ONE*, 19(4), e0300195. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0300195

Verma, S., Thampi, G., & Rao, M. (2020). ANN based method for improving gold price forecasting accuracy through modified gradient descent methods. *IAES International Journal of Artificial Intelligence* (IJ-AI), 9(1), 46-57. https://doi.org/10.11591/ijai.v9.i1.pp46-57

Wang, R. Y., & Strong, D. M. (1996). Beyond accuracy: What data quality means to data consumers. *Journal of Management Information Systems*, 12(4), 5–33. https://doi.org/10.1080/07421222.1996.11518099

World Gold Council. (2025, November). Gold in the Global Economy: Market, mining and modernisation. *World Gold Council*.

World Gold Council. (2026, February 4). Gold as a strategic asset: 2026 edition. World Gold Council.

References (In Persian)

Izadi Bidani, F., Sattari-Naeini, V., Sadeghi, Z., & Abedi, O. (2024). Gold price prediction using a hybrid convolutional–recurrent neural network (CNN-GRU).

Iranian Journal of Economic Studies, 13(2), 403–426. https://doi.org/10.22099/ijes.2025.52356.2001 (In Persian)

Danaeefard, H., & Eslami, A. (2011). *Application of grounded theory research strategy in practice: Constructing a theory of organizational indifference.* Tehran, Iran: Imam Sadiq University Press. (In Persian)

Tavasoli, M., Rabiei, M., & Fathi Hafshejani, K. (2024). Intelligent modeling of gold price volatility forecasting. *Decision Making and Operations Research*, 9(3), 631–648. https://doi.org/10.22105/dmor.2024.483590.1881 (In Persian)

Zamani, M., Emamverdi, G., Noorifard, Y., Hamidian, M., & Jafari, S. M. (2024). Predicting value at risk: An artificial intelligence approach. *Quarterly Journal of Quantitative Economics*, 21(2), 1–33. https://doi.org/10.22055/jqe.2021.35793.2293 (In Persian)

Moradhaseli, M., & Janati Yeganeh, V. (2023). Gold price prediction using big data and artificial intelligence. In Proceedings of the 20th International Conference on Information Technology, Computer and Telecommunications. Retrieved from https://civilica.com/doc/1769162 (In Persian)

Mesbahi, F., Shabani, M., & Raftari, H. (2023). A hybrid model for forecasting global gold price volatility using autoregressive conditional heteroskedasticity models and machine learning regression algorithms. In Proceedings of the 2nd Conference on Applied Research in Human Sciences in Management, Industrial Engineering, Economics and Accounting. Retrieved from https://civilica.com/doc/1680252 (In Persian)

استناد به این مقاله: ملکی، پدرام.، صفری، محمد. (۱۴۰۵). تبیین مدل به‌کارگیری هوش مصنوعی در مدیریت ریسک مالی در زنجیره ارزش طلا: یک مطالعه کیفی با رویکرد نظریه داده‌بنیاد سازه‌گرا، *مطالعات مدیریت کسب وکار هوشمند*، ۱۵(۵۷)، ۲۷۱-۳۰۹.
DOI: 10.22054/ims.2026.89620.2713

Journal of Business Intelligence Management Studies is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License..