



Analyzing the Impact of Ethical Constructs on the Probability of Financial Reporting Fraud (Hybrid Scenario Simulation of Evolutionary Game Theory and Neural Network)

Elham Bazrafshan Moghaddam

Department of Accounting, AK.C., Islamic Azad University, Aliabad Katoul, Iran

Jomadoordi Gorganli Davaji*

Department of Accounting, AK.C., Islamic Azad University, Aliabad Katoul, Iran

Mohammad Amirkhan

Department of Industrial Engineering, AK.C., Islamic Azad University, Aliabad Katoul, Iran

MohammadReza Ola

Department of Accounting, Ma.C., Islamic Azad University, Mashhad, Iran

Article History

Received:

Revised:

Accepted:

Keywords

Financial Reporting Fraud,
Ethical Constructs,
Regulatory Oversight,
Evolutionary Game Theory,
Neural Networks.

Abstract

Financial fraud represents one of the most complex phenomena in capital markets, driven by multifaceted factors and diverse actors. This study aims to develop a dynamic model of financial reporting fraud from an ethical perspective by integrating evolutionary game theory and deep neural networks. Primary data were gathered using a researcher-designed questionnaire and the Delphi technique from three key stakeholder groups in Iran: corporate managers ($n = 152$), auditors ($n = 123$), and capital market regulator ($n = 31$). To mitigate uncertainty in expert judgments, the initial model parameters were fuzzified using Type-3 fuzzy logic in logistic mode. Subsequently, Bayesian calibration and Convolutional Neural Network (CNN) training were executed simultaneously within a feedback loop. The CNN architecture which demonstrated superior performance in capturing behavioral dynamics compared to Long Short-Term Memory (LSTM) and Recurrent Neural Networks (RNN) simulated player strategic interactions, whereby neural-network-generated game outputs updated the Bayesian posterior until convergence. Leveraging the calibrated parameters, the tripartite evolutionary game was simulated to identify evolutionary stable strategies (ESS) and conduct scenario analyses by varying ethical parameters. The findings indicate that the adoption of ethical policies exerts the most pronounced influence on audit firms, followed by listed companies and the regulator, respectively resulting in more rigorous auditing, a reduction in financial fraud, and enhanced regulatory oversight.

Published by Shandiz Institute of Higher Education

How to cite this article:

Bazrafshan Moghaddam, E., Gorganli Davaji, J., Amirkhan, M., & Ola, M. R. (2022). Analyzing the Impact of Ethical Constructs on the Probability of Financial Reporting Fraud (Hybrid Scenario Simulation of Evolutionary Game Theory and Neural Network). *Novel Explorations in Computational Science and Behavioral Management*,



<https://doi.org/10.22034/necsbm.2026.588430.1267>

openaccess

Extended Abstract

* E-mail address: j.gorganli@iau.ac.ir

Introduction

Detecting financial fraud remains a fundamental challenge for financial monitoring and control systems because fraudulent behavior is dynamic, adaptive, and adversarial. Traditional fraud detection systems have become increasingly inadequate for representing and simulating the behavioral dynamics of fraud (Zhou et al., 2024). Their limited ability to adapt to evolving fraud strategies, high false-positive rates, and delayed responses often undermines their effectiveness (Chen et al., 2025). Financial fraud and corporate misconduct threaten capital market efficiency, leading to reputational damage (Karpoff et al., 2008), increased financing costs (Graham et al., 2008), reduced firm value (Dechow et al., 2010), distorted resource allocation (Kedia & Philippon, 2009), and decreased market stability (Amiram et al., 2018). Since audit firms play a crucial role in reducing fraud and safeguarding the public interest, and their reputation is threatened by poor-quality audits (Friedrich et al., 2024), collusion with clients is also considered detrimental to them (Gerakos & Syverson, 2015). Therefore, the need for audit firms to disclose misconduct should be institutionalized as part of the ethical behavior of this professional community (Banimahd & Rezaei, 2021; Seifert et al., 2014). Implementing this strategy can lead to appropriate solutions for both auditors and the auditing profession (Boiral et al., 2019). Auditors' overlooking of fraud will lead to distrust in the capital market and in its regulator, namely the Securities and Exchange Organization. As the regulator of listed companies and auditors' performance, the Securities and Exchange Organization must continuously maintain and strengthen its level of oversight in order to facilitate misconduct reduction and fraud prevention.

Accordingly, financial fraud can be examined as a three-player strategic interaction among listed companies, audit firms, and the capital market regulator, while incorporating ethical and behavioral considerations. In this study, ethics is conceptualized as a multidimensional construct encompassing ethical awareness, judgment, intention, behavior, and intensity (Trevino & Nelson, 2021). Ethical awareness refers to

recognizing ethical issues, while judgment and intention relate to evaluation and decision-making; moral behavior refers to acting consistently with one's ethical judgments and intentions (Rest, 1986).

Game theory provides a framework for complex multi-player situations (Bekius & Gomes, 2023) and structures decision-making (Rasmusen, 2007). Due to information asymmetry among listed companies, audit firms, and the regulator, the players cannot behave with perfect rationality. This study addresses this gap by developing a tripartite evolutionary game involving the listed companies, audit firms, and the SEO, while incorporating machine-learning methods (Usman et al., 2024).

Despite the importance of these interactions, prior research has either examined fraud determinants in a static framework or focused on bilateral interactions; however, in practice, the behavior of these actors co-evolves through strategic interaction. Furthermore, existing literature rarely examines the joint role of economic parameters and ethical dimensions within a dynamic framework. This study aims to develop a dynamic modeling framework for financial reporting fraud by integrating tripartite evolutionary game theory with deep learning methods, with the results expected to contribute to the theoretical literature while providing practical insights for policymakers and regulators.

Methodology

The present study is an applied-developmental research project in terms of purpose and an exploratory-analytical study in terms of nature. Three complementary approaches were employed in this study: evolutionary game theory to analyze strategic interactions among three players, fuzzy logic (Type 1, Type 2, and Type 3) to reduce data uncertainty, and deep neural networks to predict the dynamic behavior of the players.

Data were collected using a researcher-developed questionnaire and the Delphi method. The questionnaire items were initially derived from a systematic review of the literature. They were then refined through semi-structured interviews with 18 experts. The interviews continued until theoretical saturation was

reached. Two Delphi rounds were conducted for final validation. Item retention was based on a CVR threshold of 0.42, an overall mean CVI of 0.84, and an expert-consensus level of at least 80%. Of the 114 initial items, 100 final items were retained, comprising 32 items for companies, 36 items for audit firms, and 32 items for the regulator.

The three respondent groups comprised managers of listed companies (152 respondents), audit firms (123 respondents), and staff/members of the supervisory authority of the Securities and Exchange Organization (31 respondents). Cronbach's alpha coefficients for the ethical constructs were 0.84, 0.81, and 0.90 across the three populations, respectively. In addition, Principal Component Analysis (PCA) was employed to construct a composite ethical index. The first principal component explained 61.46%, 56.54%, and 71.19% of the variance in the company, audit-firm, and regulator groups, respectively. Factor loadings ranged from 0.75 to 0.85, and the final component weights ranged from 0.194 to 0.205.

Data fuzzification was performed using Type 1, Type 2, and Type 3 fuzzy systems with normal and logistic membership functions. The comparative results indicated that the Type 3 fuzzy system in the logistic setting achieved higher accuracy in modeling the data than the other configurations. Since the performance of fuzzy systems largely depends on the choice of membership function, 12 different membership functions were examined in this study (Huang et al., 2023; Castillo et al., 2024). The optimal membership functions were, respectively, Schaffer Type 4 for companies (error = 0.003), Shubert for audit firms (error = 0.224), and Schaffer Type 2 for the regulator (error = 0.369). The tripartite evolutionary game involves three players with binary strategies: listed companies choose between fraudulent reporting (x) and non-fraudulent reporting ($1-x$); audit firms choose between rigorous auditing (y) and weak auditing ($1-y$); and the regulator chooses between active supervision (z) and passive supervision ($1-z$). The key parameters include the company's normal income ($e_1=0$), fraud benefit (k), bribe cost (c_1), fraud penalty (p_1),

audit contract income (r_1), rigorous audit cost (c_2), weak audit cost (c_3), audit penalty (p_2), and supervision cost (c_4). Subsequently, nine potential equilibrium points were obtained using the dynamic equations. Finally, to analyze the stability of the equilibrium points, the Jacobian matrix method and Lyapunov stability criterion were employed, and the point $F(1,0,1)$ was identified as the unique evolutionarily stable strategy (ESS).

Results and Discussion

Four approaches were employed to predict player behavior: Bayesian estimation, Grossberg's post-release method, support vector machines, and deep neural networks. The deep neural network approach achieved the highest predictive accuracy, with the lowest error values namely, a mean absolute forecast error (MAFE) of 0.077 and a mean squared forecast error (MSFE) of 0.008. Accordingly, player behavior was predicted using the deep neural network approach.

Among the various deep learning methods, four models were examined: recurrent neural networks (RNNs), long short-term memory networks (LSTMs), multilayer perceptrons (MLPs), and convolutional neural networks (CNNs). The results indicated the consistent superiority of CNNs across all forecasting horizons. Specifically, the CNN's symmetric mean absolute percentage error (sMAPE) was 0.1394 in the short term, 0.2997 in the medium term, and 0.6343 in the long term. In the next step, different deep learning architectures were compared to identify the most appropriate predictive structure. Ultimately, the third CNN architecture was selected as the optimal architecture.

In this study, Bayesian estimation is used to estimate the model parameters, in which the initial parameter values are specified as prior distributions and then combined with the maximum likelihood estimates derived from the real data. Bayesian estimation yielded posterior means: $c_1 = 0.178$, $c_2 = 0.202$, $c_3 = 0.301$, $c_4 = 0.169$, $p_1 = 0.142$, $p_2 = 0.139$, $k = 0.177$. Ethical dimensions demonstrated robust posterior distributions: awareness (0.192),

judgment (0.111), intention (0.136), behavior (0.154), and intensity (0.190).

After calibrating the model parameters, this section examines the initial behavioral equilibrium among the three main players. The purpose of this stage is to identify the system's baseline state before the implementation of ethical scenarios, and then compare it with the system state after applying anti-bribery-based ethical scenarios. Subsequently, by implementing all three scenarios with 25%, 50%, and 75% increases, the results showed that audit firms are the most sensitive player to ethical changes because of their direct connection to bribery incentives. After audit firms, the greatest effect was observed for listed companies. This indicates that strengthening ethics can reduce companies' incentives to move toward opportunistic and fraudulent behaviors. Finally, the effect of ethical constructs on the capital market regulator was also positive, but its magnitude was smaller than that observed for the other two players. This difference may be due to the fact that the regulator's behavior depends not only on ethical components, but also on institutional and legal factors, incentive structures, and the costs of monitoring enforcement.

Conclusion

The evolutionary equilibrium analysis showed that increasing the ethical state had the greatest effect on enhancing rigorous auditing in firms, followed by reducing fraud incentives in companies and improving supervisory efficiency in the Securities and Exchange Organization. In other words, in the long run, strengthening value-based ethical approaches not only complements punitive and supervisory mechanisms, but in many scenarios creates deeper and more durable deterrence than purely financial penalties.

The theoretical implications of the study extend deterrence theory by showing the equal importance of ethical awareness and ethical judgment alongside objective punishment. The findings also enrich corruption theory by explaining the moderating role of ethical constructs in the attractiveness of bribery. This study provides a behavioral extension to traditional evolutionary game models and shows

that ethical heterogeneity is a fundamental determinant of long-run outcomes.

From a policy perspective, at the institutional level, strengthening compliance systems, establishing online platforms for audit data sharing, redesigning accountability mechanisms, and increasing the deterrent effect of sanctions are recommended. At the educational level, continuous professional training in ethical decision-making can reduce monitoring costs. At the technological level, the use of deep learning approaches for early fraud detection is strongly recommended.

تحلیل تأثیر سازه‌های اخلاقی بر احتمال تقلب گزارشگری مالی (سناریوسازی هیبرید نظریه بازی‌های تکاملی و شبکه عصبی)

الهام بذرافشان مقدم

گروه حسابداری، واحد علی آباد کتول، دانشگاه آزاد اسلامی، علی آباد کتول، ایران

جمادوردی گرگانلی دوجی*

گروه حسابداری، واحد علی آباد کتول، دانشگاه آزاد اسلامی، علی آباد کتول، ایران

محمد امیر خان

گروه مهندسی صنایع، واحد علی آباد کتول، دانشگاه آزاد اسلامی، علی آباد کتول، ایران

محمد رضا اولی

گروه حسابداری، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران

سابقه مقاله:

تاریخ دریافت: ۱۴۰۵/۰۴/۰۳

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۵/۰۵/۲۸

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۵/۲۹

کلیدواژه‌ها:

تقلب گزارشگری مالی

سازه‌های اخلاقی

نظارت مالی

نظریه بازی‌های تکاملی

شبکه‌های عصبی

چکیده

تقلب یکی از پیچیده‌ترین پدیده‌های بازارهای مالی است که عوامل متعدد و بازیگران مختلفی بر آن اثرگذارند. هدف پژوهش حاضر، مدل‌سازی پویای تقلب گزارشگری مالی از دیدگاه اخلاقی با رویکردی یکپارچه مبتنی بر نظریه بازی‌های تکاملی و شبکه‌های عصبی عمیق است. داده‌های موردنیاز با استفاده از پرسشنامه محقق ساخته و تکنیک دلفی، از سه گروه بازیگر شامل مدیران شرکت‌های بورسی (۱۵۲ نفر)، مؤسسات حسابرسی (۱۲۳ نفر) و ناظر بازار سرمایه (۳۱ نفر) استخراج شد. پس از استخراج پارامترهای اولیه مدل، برای کاهش عدم قطعیت نظرات، داده‌ها با منطق فازی نوع سه در حالت لجستیک فازی سازی شدند. در گام بعد، کالیبراسیون بیزی و آموزش شبکه عصبی پیچشی که در مقایسه با شبکه حافظه طولانی کوتاه مدت و شبکه عصبی بازگشتی، کارایی بالاتری در تعامل رفتاری بازیکنان نشان داد به صورت هم‌زمان و در یک چرخه بازخوردی اجرا شدند؛ به گونه‌ای که خروجی حاصل از اجرای مدل بازی توسط شبکه عصبی، برای به‌روزرسانی توزیع پسین پارامترها در کالیبراسیون بیزی به کار رفت و این چرخه تا هم‌گرایی ادامه یافت. سپس با پارامترهای کالیبره شده، مدل بازی تکاملی سه‌جانبه اجرا و نقاط تعادل پایدار شناسایی و سناریوسازی با تغییر سطوح مؤلفه‌های اخلاقی برای تحلیل کمی تأثیر آن‌ها بر رفتار بازیگران انجام شد. یافته‌ها نشان می‌دهد اتخاذ استراتژی اخلاقی بیشترین تأثیر را به ترتیب بر مؤسسات حسابرسی، شرکت‌های بورسی و ناظر بازار سرمایه داشته و موجب ارتقای حسابرسی دقیق، کاهش تقلب و بهبود نظارت می‌شود.

Published by Shandiz Institute of Higher Education

استناد به مقاله:

بذرافشان مقدم، الهام، گرگانلی دوجی، جمادوردی، امیرخان، محمد و اولی، محمد رضا (۱۴۰). تحلیل تأثیر سازه‌های اخلاقی بر احتمال تقلب گزارشگری مالی (سناریوسازی هیبرید نظریه بازی‌های تکاملی و شبکه عصبی)، کاوش‌های نوین در علوم محاسباتی و مدیریت رفتاری،



<https://necsbm.shandiz.ac.ir>



<https://doi.org/10.22034/necsbm.2026.588430.1267>

Openaccess

* E-mail address: j.gorganli@iau.ac.ir

۱. مقدمه

تشخیص کلاهبرداری مالی به دلیل ماهیت پویا و خصمانه رفتار متقلبانه، همچنان یکی از چالش‌های اساسی در حوزه نظارت و کنترل‌های مالی به شمار می‌آید. ازاین‌رو، همگام با تکامل مستمر راهبردهای کلاهبرداران، به‌کارگیری رویکردهایی که به‌طور هم‌زمان از استحکام، سازگاری و دقت برخوردار باشند، ضروری است (والارینو^۱، ۲۰۲۵). به دلیل استراتژی‌های نوظهور در این زمینه، سامانه‌های سنتی تشخیص تقلب، به‌طور فزاینده‌ای در بازنمایی و شبیه‌سازی پویایی‌های رفتاری این پدیده ناکارآمد شده‌اند (ژو^۲ و همکاران، ۲۰۲۴). این سامانه‌ها غالباً به دلیل انعطاف‌ناپذیری در انطباق با راهبردهای در حال تحول تقلب، نرخ بالای مثبت‌های کاذب و تأخیر در واکنش، از اثربخشی مطلوب برخوردار نیستند (چن^۳ و همکاران، ۲۰۲۵). این ناکارآمدی از آن‌رو اهمیت مضاعف می‌یابد که کلاهبرداری مالی و سایر اشکال سوءرفتار شرکتی، موجودیت و کارایی بازارهای سرمایه را تهدید کرده و می‌تواند منجر به پیامدهای اقتصادی مضر مختلفی شود، ازجمله آسیب به شهرت شرکت (کارپوف^۴ و همکاران، ۲۰۰۸)، افزایش هزینه‌های تأمین مالی خارجی (گراهام^۵ و همکاران، ۲۰۰۸)، کاهش ارزش شرکت (دیک^۶ و همکاران، ۲۰۱۰؛ کارپوف و همکاران، ۱۹۹۹؛ پالمروز^۷ و همکاران، ۲۰۰۴)، تخصیص منابع مخدوش (کیدیا و فیلیپون^۸، ۲۰۰۹؛ یو و یو^۹، ۲۰۱۱) و کاهش ثبات بازار مالی (امیرام^{۱۰} و همکاران، ۲۰۱۸). توسعه نابالغ بازار، حمایت ناقص از سرمایه‌گذار و اجرای ضعیف نیز می‌تواند منجر به تخلفات مکرر و شدیدتر شود (دینگ^{۱۱} و همکاران، ۲۰۱۰).

در این میان مؤسسات حسابرسی نقشی حیاتی در نظارت بر رفتار مالی شرکت‌های بورسی ایفا کرده و به تقویت اعتبار گزارشگری مالی یاری می‌رسانند (بوستانی و دارابی^{۱۲}، ۲۰۲۳)؛ بااین‌حال، از آنجا که تقلب با عوامل روان‌شناختی و ویژگی‌های شخصیتی افراد ارتباط دارد (سایال^{۱۳} و همکاران، ۲۰۲۰)، پیشگیری از آن باید در

اولویت قرار گیرد؛ زیرا کشف تقلب پس از وقوع، اغلب با پیامدهای جبران‌ناپذیری همراه است. ازاین‌رو، تمرکز بر علل ریشه‌ای شکل‌گیری رفتار متقلبانه ضرورت دارد. در این راستا، حسابرسی باید با هدف اظهارنظر درباره صورت‌های مالی بر اساس چارچوب گزارشگری مالی و با به‌کارگیری تردید حرفه‌ای انجام شود تا تحریف‌های بااهمیت شناسایی شوند (هیئت استانداردهای بین‌المللی حسابرسی و خدمات اطمینان بخشی^{۱۴}، ۲۰۰۶). تردید حرفه‌ای حسابرسان را در شناسایی، ارزیابی و مقابله با تهدیدهای احتمالی یاری می‌کند (آنوگرا و همکاران^{۱۵}، ۲۰۱۱)؛ بنابراین، رعایت اصول درستکاری، عینیت، صلاحیت حرفه‌ای، محرمانگی و رفتار حرفه‌ای، پیش‌شرط موفقیت و اثربخشی حسابرسی محسوب می‌شود (هیئت استانداردهای اخلاق بین‌المللی حسابداران^{۱۶}، ۲۰۲۴). ولی می‌توان گفت، حرفه حسابداری و حسابرسی همواره با بحران‌های اخلاقی مواجه بوده (لو^{۱۷} و همکاران، ۲۰۰۸) و چشم‌پوشی حسابرسان از تقلب می‌تواند به تضعیف حسابرسی دامن زده و اعتماد بازار سرمایه و نهاد ناظر را مختل کند. ازاین‌رو، سازمان بورس و اوراق بهادار، به‌عنوان نهاد ناظر بر شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس و عملکرد حسابرسان، باید با حفظ و تقویت مستمر نظارت، زمینه کاهش تخلفات و پیشگیری از تقلب را فراهم سازد.

در چنین شرایطی، مسئولیت مؤسسات حسابرسی تنها به شناسایی و گزارش آثار تقلب محدود نمی‌شود، بلکه این مؤسسات باید در پیشگیری از شکل‌گیری رفتارهای متقلبانه و افشای تخلفات نیز نقش فعالی ایفا کنند. از آنجا که مؤسسات حسابرسی در کاهش تقلب و حفاظت از منافع عمومی نقش مهمی دارند و اعتبار و شهرت حرفه‌ای آن‌ها در صورت ارائه حسابرسی‌های بی‌کیفیت در معرض تهدید قرار می‌گیرد (فردریک^{۱۸} و همکاران، ۲۰۲۴)، هرگونه تبانی با صاحب‌کار نیز می‌تواند پیامدهای زیان‌باری برای آن‌ها به همراه داشته باشد (جراکاس و سیوسن^{۱۹}، ۲۰۱۵)؛ بنابراین، افشای تخلفات از سوی مؤسسات باید به‌عنوان بخشی جدایی‌ناپذیر از رفتار اخلاقی و مسئولیت حرفه‌ای این جامعه نهادینه شود (بنی‌مهد و رضایی^{۲۰}، ۲۰۲۱؛ سایفرت^{۲۱} و همکاران، ۲۰۱۴). اتخاذ چنین رویکردی می‌تواند ضمن حمایت از

¹ Vallarino

² Zhu

³ Chen

⁴ Karpoff

⁵ Graham

⁶ Dyck

⁷ Palmrose

⁸ Kedia & Philippon

⁹ Yu & Yu

¹⁰ Amiram

¹¹ Ding

¹² Boostani & Darabi

¹³ Sayal

¹⁴ IAASB

¹⁵ Anugerah

¹⁶ International Ethics Standards Board for Accountants

¹⁷ Low

¹⁸ Friedrich

¹⁹ Gerakos & Syverson

²⁰ Banimahd, B., & Rezaei

²¹ Seifert

می‌گیرد. برای اعمال بازی تکاملی از رویکردهای یادگیری ماشینی بهره گرفته شده است؛ این روش توانایی بالایی در برآورد پویای استراتژی‌ها رفتار بازیکنان دارد (عثمان^۷ و همکاران، ۲۰۲۴). باوجود اهمیت همه این تعاملات، پژوهش‌های پیشین عمدتاً یا به تحلیل عوامل مؤثر بر تقلب گزارشگری مالی به صورت ایستا پرداخته‌اند یا تعامل میان بازیگران را در قالب مدل‌های دوجانبه بررسی کرده‌اند. درحالی‌که در عمل، رفتار شرکت‌های بورسی، مؤسسات حسابرسی و نهاد ناظر به صورت هم‌زمان و در یک ساختار تعاملی شکل می‌گیرد. علاوه بر این، در ادبیات موجود کمتر به بررسی هم‌زمان نقش پارامترهای اقتصادی (مانند منافع حاصل از تقلب، رشوه، جریمه‌ها و هزینه‌های نظارت) و ابعاد اخلاق در چارچوب یک مدل پویا پرداخته شده است. در چارچوب مدل مفهومی پژوهش حاضر، مجموعه‌ای از پارامترهای اقتصادی از جمله منافع حاصل از تقلب، سطح رشوه، جریمه‌های قانونی و هزینه نظارت در ساختار بازی در نظر گرفته شده‌اند. باین حال، در بخش سناریوسازی، به منظور تمرکز بر یکی از مهم‌ترین محرک‌های فساد اقتصادی، اثر تغییرات پارامتر رشوه مبتنی بر سازه‌های اخلاقی، بر پویایی استراتژی‌های بازیگران مورد بررسی قرار گرفته است، درحالی‌که سایر پارامترها در سطح ثابت نگه داشته شده‌اند.

بر این اساس، هدف پژوهش حاضر ارائه الگویی برای مدل‌سازی پویای تقلب گزارشگری مالی از طریق ترکیب نظریه بازی تکاملی سه‌جانبه و روش‌های یادگیری عمیق است. در این پژوهش، تعاملات استراتژیک میان شرکت‌های بورسی، مؤسسات حسابرسی و سازمان بورس و اوراق بهادار در قالب یک بازی تکاملی سه سطحی مدل‌سازی شده و برای مدل‌سازی پویا و یادگیری الگوهای تکاملی استراتژی‌ها از الگوریتم‌های شبکه عصبی عمیق استفاده شده است. انتظار می‌رود نتایج این پژوهش علاوه بر توسعه ادبیات نظری در حوزه تقلب گزارشگری مالی و اخلاق، بتواند بینش‌های کاربردی ارزشمندی برای سیاست‌گذاران، نهادهای نظارتی و فعالان بازار سرمایه در جهت پیشگیری از تقلب و ارتقای اعتماد عمومی به بازارهای مالی فراهم آورد. در این چارچوب، اگرچه ساختار مدل شامل مجموعه‌ای از پارامترهای اقتصادی و اخلاقی است، اما تمرکز تحلیل تجربی این مقاله بر بررسی تأثیر تغییرات سطح رشوه به عنوان یکی از مهم‌ترین پارامترهای محرک رفتارهای متقلبانه در تعامل میان شرکت‌های بورسی، مؤسسات حسابرسی و نهاد ناظر قرار دارد.

حسابرسان، به بهبود و تقویت حرفه حسابرسی نیز کمک کند (بویرال^۱ و همکاران، ۲۰۱۹)؛ بنابراین رفتارهای اخلاقی و عدالت محور منجر به انتخاب استراتژی قابل قبولی در بازی مؤسسات حسابرسی نسبت به دو بازیگر دیگر بازار سرمایه یعنی شرکت‌های بورسی و ناظر شده و منجر به استراتژی بهینه خواهد شد. استراتژی‌های سه بازیگر بازار سرمایه در تصمیم‌گیری برای اجراء، چشم‌پوشی یا جریمه تقلب، منجر به بررسی رفتار آن‌ها از دیدگاه اخلاقی می‌شود. از آن‌جا که تقلب در پژوهش السید^۲ (۲۰۱۷)، به عنوان کمبود رفتار اخلاقی یعنی عدم راست‌گویی و نقض اعتماد تلقی شده و سلامت گزارش‌های مالی، به تهیه‌کنندگان این اطلاعات مربوط می‌شود، از اخلاق در این پژوهش به عنوان مفهومی چندبعدی (آگاهی اخلاقی، قضاوت اخلاقی، قصد اخلاقی، رفتار اخلاقی و شدت اخلاقی) استفاده شده است (تروینیو و نلسون^۳، ۲۰۲۱). آگاهی اخلاقی به تشخیص مسائل اخلاقی اشاره دارد، درحالی‌که قضاوت و قصد اخلاقی به ارزیابی و تصمیم‌گیری مرتبط هستند. رفتار اخلاقی نیز توانایی اجرای تصمیمات اخلاقی است (رست^۴، ۱۹۹۴).

در این میان نظریه بازی‌ها چارچوبی برای موقعیت‌های پیچیده چند بازیکن ارائه کرده (بکیوس و گومز^۵، ۲۰۲۳) و تصمیم‌گیری را ساختار می‌بخشد (راسموسن^۶، ۲۰۰۷). نظریه بازی‌ها، با بازیکنان و انگیزه‌های آن‌ها، اقدامات احتمالی، استراتژی‌ها، نتایج و بازده آن‌ها شناخته شده و کاربرد آن مستلزم سه شرط است: حضور حداقل دو بازیکن، تضاد منافع میان آن‌ها، و وابستگی تصمیمات به رفتار حریف. به دلیل عدم تقارن اطلاعاتی که در بین شرکت‌ها، مؤسسات حسابرسی و ناظر وجود دارد، سه بازیکن مورد بررسی پژوهش، در موضوع تقلب نمی‌توانند کاملاً منطقی رفتار کنند؛ لذا باعث می‌شود استراتژی موردنظر خود را در شرایط مختلف و بر اساس نوع رفتاری که دارند، عملی کنند. تحقیقات نشان می‌دهد مطالعات کمی سه بازیکن اصلی در مدل‌سازی تقلب را به طور هم‌زمان در یک مدل بازی تکاملی وارد نموده و ویژگی‌های تکامل پویا آن‌ها را از طریق تجزیه و تحلیل سناریوسازی مورد مطالعه قرار داده‌اند؛ این مشکل در این پژوهش از دیدگاه یک بازی تکاملی سه‌جانبه (سه سطحی)، شامل شرکت‌های بورسی، مؤسسات حسابرسی و ناظر (بورس اوراق بهادار)، مورد بررسی قرار

¹ Boiral

² Elsayed

³ Trevino & Nelson

⁴ Rest

⁵ Bekius & Gomes

⁶ Rasmussen

۲. مبانی نظری

تقلب در گزارشگری مالی پیامدهای گسترده‌ای برای کارایی بازارهای سرمایه، اعتماد سرمایه‌گذاران و ثبات اقتصادی به همراه دارد. مطالعات متعددی نشان داده‌اند که افشای تقلب مالی می‌تواند منجر به کاهش ارزش بازار شرکت، افزایش هزینه‌های تأمین مالی و آسیب جدی به اعتبار سازمان‌ها شود (دیک و همکاران، ۲۰۱۰). باوجود توسعه ابزارهای نظارتی و مقرراتی، وقوع مکرر رسوایی‌های مالی در بازارهای مختلف نشان می‌دهد که تقلب گزارشگری مالی پدیده‌ای پیچیده و چندبعدی است که ریشه‌های آن تنها در عوامل اقتصادی یا نهادی خلاصه نمی‌شود، بلکه عوامل رفتاری و اخلاقی نیز در شکل‌گیری آن نقش مهمی دارند (تروینیو^۱ و همکاران، ۲۰۰۶). در ادبیات حسابداری و حسابرسی، تقلب گزارشگری مالی اغلب در چارچوب تضاد منافع میان مدیران و ذی‌نفعان تحلیل می‌شود. بر اساس نظریه نمایندگی، مدیران ممکن است به دلیل انگیزه‌هایی مانند حفظ موقعیت شغلی، دریافت پاداش‌های مبتنی بر عملکرد یا تأثیرگذاری بر قیمت سهام، اقدام به دستکاری اطلاعات مالی کنند (دیچو^۲ و همکاران، ۲۰۱۰). در چنین شرایطی، کیفیت سازوکارهای نظارتی نقش مهمی در محدود کردن رفتارهای فرصت‌طلبانه ایفا می‌کند. مؤسسات حسابرسی و نهادهای ناظر ازجمله مهم‌ترین نهادهایی هستند که وظیفه نظارت بر صحت و شفافیت گزارشگری مالی را بر عهده دارند. حسابرسان مستقل با بررسی صورت‌های مالی و ارائه اظهارنظر حرفه‌ای تلاش می‌کنند احتمال وجود تحریف‌های بااهمیت را کاهش دهند، درحالی‌که نهادهای نظارتی از طریق وضع مقررات و اعمال ضمانت‌های اجرایی سعی در کاهش رفتارهای متقلبانه دارند (کافی^۳، ۲۰۰۶). بااین‌حال، تجربه‌های گذشته نشان داده است که حتی وجود سازوکارهای نظارتی رسمی نیز همیشه قادر به جلوگیری از تقلب مالی نیست. در بسیاری از موارد، مدیران شرکت‌ها، حسابرسان و حتی نهادهای نظارتی ممکن است تحت تأثیر فشارهای اقتصادی، سازمانی یا شخصی تصمیم‌هایی اتخاذ کنند که با اصول اخلاقی سازگار نباشد (بازرمن^۴ و همکاران، ۲۰۰۲). به همین دلیل، در سال‌های اخیر توجه پژوهشگران به نقش عوامل اخلاقی در تصمیم‌گیری حرفه‌ای افزایش یافته است. اخلاق به مجموعه‌ای از اصول و ارزش‌هایی اشاره دارد که رفتار افراد را در موقعیت‌های

حرفه‌ای هدایت می‌کند و به آن‌ها کمک می‌کند در مواجهه با تعارض منافع تصمیم‌های مسئولانه اتخاذ کنند (کپتین^۵، ۲۰۱۱). یکی از چارچوب‌های نظری مهم برای تبیین رفتار اخلاقی در سازمان‌ها، مدل تصمیم‌گیری اخلاقی رست (۱۹۸۶) است. بر اساس این مدل، رفتار اخلاقی نتیجه فرآیندی چندمرحله‌ای است که با تشخیص مسئله اخلاقی آغاز می‌شود و درنهایت به رفتار اخلاقی منجر می‌شود (رست، ۱۹۸۶). در این فرآیند، افراد ابتدا باید قادر باشند وجود یک مسئله اخلاقی را تشخیص دهند و پیامدهای بالقوه آن را برای ذی‌نفعان مختلف درک کنند. سپس با ارزیابی هنجارهای اخلاقی و پیامدهای احتمالی تصمیم‌ها، درباره درست یا نادرست بودن یک رفتار قضاوت می‌کنند. در مرحله بعد، افراد باید تعهد و قصد لازم برای انجام رفتار اخلاقی را شکل دهند و درنهایت این قصد را در عمل اجرا کنند. پژوهش‌های متعدد نشان داده‌اند که ضعف در هر یک از این مراحل می‌تواند احتمال بروز رفتارهای غیراخلاقی را افزایش دهد (تروینیو و همکاران، ۲۰۰۶). در ادامه توسعه این چارچوب، جونز مفهوم شدت اخلاقی را مطرح کرد و نشان داد که ادراک افراد از اهمیت و جدیت یک مسئله اخلاقی می‌تواند فرآیند تصمیم‌گیری اخلاقی را تحت تأثیر قرار دهد (جونز^۶، ۱۹۹۱). بر اساس این دیدگاه، زمانی که پیامدهای یک اقدام از نظر اجتماعی گسترده یا شدید تلقی شود، احتمال بیشتری وجود دارد که افراد رفتار اخلاقی از خود نشان دهند. در زمینه گزارشگری مالی نیز اگر مدیران یا حسابرسان پیامدهای منفی تقلب مالی برای سرمایه‌گذاران، اعتبار سازمان و نظام مالی را جدی تلقی کنند، احتمال کمتری دارد که درگیر رفتارهای متقلبانه شوند.

در بازارهای سرمایه، تصمیم‌های مربوط به گزارشگری مالی و نظارت بر آن به‌طور هم‌زمان توسط چند بازیگر اصلی اتخاذ می‌شود. شرکت‌های بورسی ممکن است میان دو استراتژی گزارشگری صادقانه یا دستکاری اطلاعات مالی یکی را انتخاب کنند. مؤسسات حسابرسی نیز می‌توانند در مواجهه با نشانه‌های تقلب، استراتژی افشا و گزارش تخلف یا چشم‌پوشی از آن را اتخاذ کنند. در سطح کلان‌تر، نهادهای نظارتی نیز با انتخاب میزان شدت نظارت و اعمال ضمانت‌های اجرایی بر رفتار سایر بازیگران تأثیر می‌گذارند. از آنجاکه تصمیم هر یک از این بازیگران بر تصمیم سایرین اثر می‌گذارد، تعامل میان آن‌ها ماهیتی استراتژیک و تعاملی دارد. در این شرایط، تحلیل رفتار بازیگران بر اساس

¹ Treviño

² Dechow

³ Coffee

⁴ Bazerman

⁵ Kaptein

⁶ Jones

پارامترهای اقتصادی مختلفی می‌توانند بر ساختار پرداخت‌ها و در نتیجه بر انتخاب استراتژی‌های بازیگران اثر بگذارند. در این میان، ریشه یکی از مهم‌ترین پارامترهایی است که می‌تواند انگیزه تبانی میان بازیگران را تقویت یا تضعیف کند و از این رو در تحلیل تجربی پژوهش حاضر به‌عنوان پارامتر اصلی در نظر گرفته شده است.

تعاملات استراتژیک این بازیگران در قالب یک بازی تکاملی سه‌جانبه مدل‌سازی شده است که در آن، فرض می‌شود بازیکنان با عقلانیت محدود، از طریق آزمون و خطا و یادگیری تدریجی، استراتژی خود را در طول زمان تعدیل می‌کنند (ویاله^۲، ۲۰۲۰). شبکه‌های عصبی عمیق نیز نقش مدل‌سازی پویا را در این چارچوب بر عهده دارند تا بتوانند الگوهای غیرخطی و تعاملات پیچیده را پیش‌بینی کنند (لکون^۳ و همکاران، ۲۰۱۵). در نهایت، کالبراسیون بیزی با استفاده از داده‌های واقعی پرسشنامه، پارامترهای مدل را چنان برآورد می‌کند که خروجی مدل‌سازی تا حد ممکن به مشاهدات میدانی نزدیک شود (کندی و اوگان^۴، ۲۰۰۱). به این ترتیب، چارچوب پیشنهادی تلاش می‌کند با تلفیق نظریه‌های اقتصادی، رفتارشناسی اخلاقی و یادگیری ماشین، تصویری پویا و واقع‌گرایانه از فرآیند شکل‌گیری تقلب در بازار سرمایه ارائه دهد (ولته^۵، ۲۰۲۳؛ گائو^۶ و همکاران، ۲۰۲۴).

فاروق^۷ و همکاران (۲۰۲۶)؛ در مقاله‌ای با عنوان "به‌سوی چارچوب P۴ از تقلب در صورت‌های مالی: مروری سیستماتیک بر ادبیات" نشان داده‌اند که فقدان اجماع بر سر معیارهای استاندارد سنجش تقلب، یکی از موانع اصلی پیشرفت این حوزه است. این مقاله عمده‌تاً بر اساس مقالات منتشرشده‌ای نگاشته شده که خود اغلب از معیارهای ناهمگون استفاده کرده و مرور نظام‌مند آن‌ها صرفاً بازتولید است. باوجود ارزش مرور نظام‌مند و طرح مسئله فقدان اجماع بر سر معیارهای سنجش تقلب، اتکای این پژوهش بر مطالعاتی با شاخص‌های ناهمگون و بعضاً غیرهم‌سنخ، می‌تواند انسجام تحلیلی نتایج را کاهش دهد؛ بنابراین، این مرور بیش از آن‌که به یک چارچوب سنجش یکپارچه منجر شود، بازتاب‌دهنده پراکندگی موجود در ادبیات این حوزه است.

مدل‌های ایستا قادر به تبیین پویایی تعاملات نیست. نظریه بازی‌های تکاملی چارچوبی مناسب برای بررسی این نوع تعاملات فراهم می‌کند، زیرا این رویکرد با فرض عقلانیت محدود و سازگاری تدریجی بازیگران، امکان تحلیل تغییرات رفتاری در طول زمان را فراهم می‌آورد (راسموسن، ۲۰۰۷). در این چارچوب، بازیگران به تدریج استراتژی‌هایی را انتخاب می‌کنند که در محیط تعاملی سودمندتر هستند و در نتیجه الگوهای رفتاری پایدار در قالب تعادل‌های تکاملی شکل می‌گیرد.

با توجه به این ملاحظات، می‌توان استدلال کرد که سطح اخلاقی در میان بازیگران بازار سرمایه می‌تواند نقش مهمی در شکل‌گیری استراتژی‌های آنان ایفا کند. مدیرانی که حساسیت اخلاقی بیشتری دارند، احتمال کمتری دارد که دستکاری اطلاعات مالی^۱ را انتخاب کنند؛ حسابرسانی که تعهد اخلاقی قوی‌تری دارند، کمتر در برابر فشارهای صاحبکار تسلیم می‌شوند و نهادهای نظارتی که مسئولیت اخلاقی بیشتری نسبت به منافع عمومی احساس می‌کنند، نظارت مؤثرتری اعمال خواهند کرد. از این منظر، اخلاق نه تنها یک عامل رفتاری فردی، بلکه متغیری تأثیرگذار در تعاملات استراتژیک میان بازیگران بازار سرمایه محسوب می‌شود. بر این اساس، برای تحلیل دقیق‌تر پویایی تقلب گزارشگری مالی لازم است تعاملات میان شرکت‌های بورسی، مؤسسات حسابرسی و نهاد ناظر در چارچوبی موردبررسی قرار گیرد که بتواند هم‌زمان نقش انگیزه‌های اقتصادی و عوامل اخلاقی را در شکل‌گیری رفتار بازیگران توضیح دهد. نظریه بازی تکاملی چنین امکانی را فراهم می‌کند، زیرا این رویکرد قادر است تغییرات تدریجی استراتژی‌ها را در یک سیستم تعاملی چند بازیگری مدل‌سازی کند. ترکیب مفاهیم اخلاقی با مدل‌های بازی تکاملی چارچوبی تحلیلی برای بررسی پویایی تقلب گزارشگری مالی و تعاملات استراتژیک بازیگران بازار سرمایه فراهم می‌کند.

در پژوهش حاضر، سه بازیگر اصلی یعنی شرکت‌های بورسی، مؤسسات حسابرسی و ناظران بازار سرمایه، هر یک با دو استراتژی رفتاری، تحت تأثیر دودسته عامل قرار می‌گیرند: از یک‌سو، انگیزه‌های اقتصادی همچون درآمدها، جریمه‌ها و هزینه‌های نظارت و از سوی دیگر، مؤلفه‌های اخلاقی شامل آگاهی، قضاوت، قصد، رفتار و شدت اخلاقی (رست، ۱۹۸۶؛ جونز، ۱۹۹۱). در این چارچوب، پارامترهای اخلاق می‌توانند به‌عنوان عواملی در نظر گرفته شوند که بر منافع، هزینه‌ها و در نهایت بر انتخاب استراتژی‌های بازیگران تأثیر می‌گذارند. در چنین مدلی،

² Viale

³ LeCun

⁴ Kennedy & O'Hagan

⁵ Velte

⁶ Gao

⁷ Farooq

¹ Manipulation of financial information

یو و لو^۱ (۲۰۲۵)؛ در پژوهش "تشخیص کلاهبرداری مالی با استفاده از یک شبکه باور عمیق ترکیبی و رویکرد بهینه‌سازی کوانتومی" الگوریتم نوین تشخیص تقلب مالی را پیشنهاد می‌دهند که شبکه‌های باور عمیق^۲ را با الگوریتم‌های بهینه‌سازی کوانتومی ادغام می‌کند. مدل پیشنهادی از استراتژی بهینه‌سازی ترکیبی استفاده می‌کند که شبکه‌های کانولوشنی^۳، شبکه‌های حافظه بلندمدت کوتاه‌مدت^۴ و شبکه‌های عصبی گرافی^۵ را ترکیب می‌کند. نتایج آزمایش‌ها برتری مدل پیشنهادی را از نظر دقت، سرعت آموزش و استحکام نسبت به روش‌های تشخیص سنتی که به قواعد دستی و تحلیل‌های آماری وابسته‌اند، نشان داده و راه‌حلی امیدوارکننده برای تشخیص تقلب مالی ارائه می‌کنند.

وانگ^۶ و همکاران (۲۰۲۵)؛ در "سیستم پیش‌بینی تقلب در صورت‌های مالی: رویکردی مبتنی بر یادگیری عمیق" با به‌کارگیری الگوریتم‌های یادگیری عمیق، سیستمی برای پیش‌بینی تقلب صورت‌های مالی طراحی کردند که دقت پیش‌بینی قابل توجهی بالاتری نسبت به روش‌های موجود دارد و قابلیت پیش‌بینی انواع خاص تقلب را نیز داراست. در این مقاله باوجود دقت پیش‌بینی بالای مدل و توانایی آن در شناسایی انواع خاص تقلب، اتکای صرف به الگوریتم‌های یادگیری عمیق و ماهیت نسبتاً غیرتفسیرپذیر آن‌ها می‌تواند از تبیین دقیق سازوکارهای مؤثر بر تقلب بکاهد؛ هم‌چنین وابستگی مدل به داده‌های آموزشی و ساختار نهادی محیط مطالعه، تعمیم‌پذیری نتایج آن را به سایر بازارها و نظام‌های نظارتی محدود می‌سازد.

کرایسمن و کراین^۷ (۲۰۲۴)؛ در "نظریه بازی، انطباق و مسئولیت کیفری شرکت‌ها" با رویکردی مبتنی بر نظریه بازی‌ها، رفتار مجرمانه شرکتی، افشای خودخواسته^۸ و نظارت قانونی را بررسی کردند. آن‌ها انطباق‌پذیری شرکت را در قالب یک بازی بازرسی سه‌نفره مدل‌سازی کردند تا تأثیر نظام‌های مختلف مسئولیت حقوقی بر موارد زیر را تحلیل کنند: (۱) رفتار نقض قواعد توسط کارگزاران شرکت، (۲) تلاش نظارتی مدیریت شرکتی، (۳) تلاش اجرایی مراجع قانونی. آن‌ها نشان دادند یک نظام حقوقی پیچیده با مسئولیت ترکیبی^۹ (استراتژی‌های ترکیبی^{۱۰})، برای ترغیب

افشای خودخواسته از منظر سیاست‌گذار می‌تواند مطلوب باشد. باوجود قوت نظری مدل و بهره‌گیری از چارچوب بازی بازرسی سه‌نفره، فروض عقلانیت و تقارن اطلاعاتی می‌تواند از واقعیت پیچیده رفتار شرکت‌ها و نهادهای ناظر فاصله داشته باشد.

مجدم^{۱۱} و همکاران (۲۰۲۴)؛ در پژوهشی باهدف "ارائه الگویی برای شناسایی تقلب در صورت‌های مالی مبتنی بر مؤلفه‌های روان‌شناختی با استفاده از نظریه داده بنیاد و روش فراترکیب"، تقلب در صورت‌های مالی را بررسی کردند. یافته‌ها نشان می‌دهند که تصمیم‌گیری‌های افراد لزوماً با مدل‌های منطقی تصمیم‌گیری مالی هم‌خوانی ندارد. سرمایه‌گذاران باید دیدگاه بلندمدت اتخاذ کنند، زیرا اهداف کوتاه‌مدت اغلب بر اهداف بلندمدت غلبه کرده و به استفاده از حسابداری ذهنی منجر می‌شوند. باوجود نوآوری روش‌شناختی و بهره‌گیری از گردند تئوری، اتکای پژوهش به مصاحبه با تعداد محدودی از خبرگان می‌تواند قابلیت تعمیم نتایج را محدود کند. هم‌چنین مدل ارائه‌شده بیشتر ماهیت کیفی و مفهومی دارد و به سنجش کمی یا آزمون تجربی روابط میان متغیرها نپرداخته است.

علی زاده‌گان^{۱۲} و همکاران (۲۰۲۲)؛ در مقاله‌ای با عنوان "تأثیر تیپ شخصیتی و اخلاق حرفه‌ای بر توانایی حسابرسان در کشف تقلب با استفاده از تئوری رفتار برنامه‌ریزی‌شده با نقش تردید حرفه‌ای" به این نتیجه دست یافتند که انواع تیپ‌های شخصیتی حسابرسان، اخلاق حرفه‌ای و تردید حرفه‌ای، بر توانایی کشف تقلب در صورت‌های مالی توسط حسابرسان، رابطه مثبت و معناداری دارند؛ هم‌چنین، تیپ شخصیتی و اخلاق حرفه‌ای به‌طور غیرمستقیم با توجه به نقش میانجی تردید حرفه‌ای بر کشف تقلب در صورت‌های مالی رابطه مثبت و معناداری دارند. باوجود ارزشمند بودن نتایج، این پژوهش هم‌چنان در چارچوب روابط علی خطی باقی‌مانده و پیچیدگی‌های رفتاری و فشارهای محیطی مؤثر بر تصمیم واقعی حسابرسان در شرایط تقلب را به‌صورت پویا مدل‌سازی نکرده است.

پاشائی فشتالی^{۱۳} و همکاران (۲۰۲۱)؛ در مقاله‌ای با عنوان "بررسی تأثیر اخلاق حرفه‌ای و فلسفه اخلاقی شخصی بر توانایی کشف تقلب حسابرسان با توجه به نقش میانجی تردید حرفه‌ای" با بررسی اینکه چه عواملی می‌توانند عملکرد حسابرسان خارجی را به‌منظور کشف تقلب بهبود بخشند، به این نتیجه دست یافتند که متغیرهای اخلاق حرفه‌ای و جهت‌گیری اخلاقی آرمان‌گرایی،

¹ Yu & Luo

² DBN

³ CNN

⁴ LSTM

⁵ GNN

⁶ Wang

⁷ Christmann & Klein

⁸ Self-disclosure

⁹ Composite liability

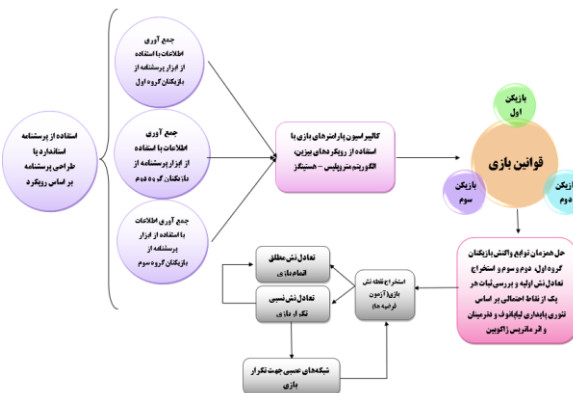
¹⁰ Mixed strategies

¹¹ Mojadam

¹² Alizadegan

¹³ Pashaei Fashtali

۳) شبکه‌های عصبی عمیق برای پیش‌بینی رفتار پویای بازیگران در سناریوهای مختلف.



در شکل ۱ فرآیند انجام پژوهش به تصویر کشیده شده است. با توجه به اینکه پارامترهای مورد استفاده در مدل بازی تکاملی این پژوهش مستقیماً از ساختار نظری مدل استخراج شده و ماهیت رفتاری دارند، ابزار استاندارد که بتواند این متغیرها را به صورت مستقیم اندازه گیری نماید در ادبیات موجود شناسایی نشد. در چنین شرایطی، استفاده از پرسشنامه محقق ساخته در پژوهش های مبتنی بر مدل های نظری و سازه های خاص امری متداول است (دی ولیس و تورپ، ۲۰۲۱).

به‌طور مستقیم و همچنین به‌طور غیرمستقیم از طریق میانجی تردید حرفه‌ای بر توانایی کشف تقلب اثر مثبت دارد؛ اما متغیر جهت‌گیری اخلاق نسبی‌گرایی، به‌طور مستقیم و همچنین به‌طور غیرمستقیم از طریق میانجی تردید حرفه‌ای بر توانایی کشف تقلب اثر منفی می‌گذارد. تمرکز این مقاله صرفاً بر روابط خطی مستقیم و میانجی بوده و پویایی‌های تعاملی و شرایط محیطی مؤثر بر تصمیم‌گیری حسابرسان را در نظر نگرفته است.

پژوهش حاضر سعی دارد با استفاده از یک رویکرد یکپارچه مبتنی بر نظریه بازی‌های تکاملی، شبکه عصبی مصنوعی و کالبراسیون بیزین برای مدل‌سازی تقلب گزارشگری مالی از دیدگاه اخلاقی استفاده کند. این پژوهش با بررسی تأثیر پارامترهای کلیدی شامل نظارت سازمان بورس، جریمه تقلب، حساسی قوی و ابعاد مختلف اخلاقی بر سطح تقلب شرکت‌های بورسی، خلأهای نظری را پر می‌کند. از نظر روش‌شناختی، استفاده از پرسش‌نامه برای استخراج عایدی‌های ماتریس بازی، کالبراسیون بیزین با الگوریتم متروپلیس - هستینگز و ترکیب نظریه بازی‌های تکاملی با شبکه عصبی مصنوعی برای تحلیل تعادل‌های ایستا و پویا، نوآوری قابل‌توجهی ارائه می‌دهد. این رویکرد امکان مدل‌سازی رفتارهای پویای بازیگران و بررسی سناریوهای مختلف را فراهم می‌کند. از نظر موضوعی، این پژوهش اولین مطالعه‌ای است که تعامل سه سطحی شرکت‌های بورسی، مؤسسات حساسی و ناظر بازار سرمایه را در ایران با تمرکز بر مزایای مالی مبتنی بر رفتارهای اخلاقی بررسی می‌کند. از نظر کاربردی، سناریوسازی و بهینه‌سازی رفتار بازیگران راهکارهای عملی برای سیاست‌گذاران بازار سرمایه ارائه می‌دهد. این پژوهش با استفاده از داده‌های واقعی و پرسش‌نامه‌های کیفی، رفتارهای بازیگران را در دنیای واقعی مدل‌سازی کرده و به سیاست‌گذاران کمک می‌کند تا استراتژی‌های مؤثرتری برای ارتقای سلامت گزارشگری مالی و کاهش تقلب تدوین کنند.

۳. روش شناسی

پژوهش حاضر از نظر هدف کاربردی- توسعه‌ای و از نظر ماهیت اکتشافی- تحلیلی است. بدین معنا که با وجود استفاده از چارچوب نظریه بازی‌های تکاملی، جنبه‌ی اکتشافی آن در بومی‌سازی، کالبره‌سازی و شناسایی الگوهای رفتاری خاص بازار سرمایه ایران نهفته که به‌صورت کمی و پویا بررسی نشده است. هدف اصلی این پژوهش، مدل‌سازی تقلب‌گزارشگری مالی از دیدگاه اخلاقی با استفاده از تلفیق نظریه بازی‌های تکاملی و شبکه‌های عصبی

² CVR

۰/۴۲ (متناسب با ۱۸ خبره)، شاخص روایی محتوایی^۱ با میانگین ۰/۸۴ (بالاتر از آستانه استاندارد ۰/۷۹) و کسب حداقل ۸۰ درصد اجماع در دور دوم دلفی. در مجموع، از ۱۱۴ گویه اولیه، ۱۰۰ گویه نهایی (شامل ۳۲ گویه مربوط به شرکت، ۳۶ گویه مربوط به مؤسسه حسابرسی و ۳۲ گویه مربوط به ناظر) تأیید شد و پرسشنامه‌های نهایی در میان سه گروه آماری هدف توزیع گردید. لازم به ذکر است در این پژوهش، از قضاوت نظام‌مند ۱۸ خبره بهره گرفته شده است تا پارامترهای کلیدی مدل، از جمله ماتریس پاداش، هزینه‌های نظارت، شدت جرمه‌ها و نیز نسبت‌های اولیه تمایل بازیگران به انتخاب راهبردهای مختلف، بر مبنای شرایط واقعی و اقتضائات نهادی بازار سرمایه ایران تنظیم شود. از آنجاکه برای بسیاری از این متغیرهای رفتاری و نهادی، داده‌های ثانویه مستقیم و قابل اتکای بلندمدت در دسترس نیست، اتکای صرف به برآوردهای آماری می‌تواند به برون‌یابی‌های نادقیق و نتایج ناپایدار منجر شود. در این چارچوب، بهره‌گیری از پانل ۱۸ نفره علاوه بر آنکه امکان پوشش هم‌زمان دیدگاه‌های تخصصی سه گروه اصلی ذی‌نفع، یعنی شرکت‌ها، مؤسسات حسابرسی و نهاد ناظر را فراهم می‌کند، دقت برآورد پارامترها را نیز افزایش داده و از حساسیت نتایج مدل نسبت به سوگیری‌های فردی می‌کاهد. بدین ترتیب، پارامترهای نهایی مدل نه تنها با مبنای نظری نظریه بازی‌های تکاملی سازگارند، بلکه بازتابی واقع‌بینانه از ویژگی‌های نهادی، رفتاری و نظارتی حاکم بر محیط پژوهش نیز محسوب می‌شوند. پایایی ابزار با ضریب آلفای کرونباخ سنجیده شد که مقادیر این شاخص در شرکت‌ها بین ۰/۷۴ تا ۰/۸۳، در مؤسسات بین ۰/۷۶ تا ۰/۸۰ و در ناظر بین ۰/۷۰ تا ۰/۸۶ قرار دارد که همگی در محدوده قابل قبول هستند. همچنین آلفا برای کل سازه رشوه در سه بازیگر به ترتیب ۰/۸۴، ۰/۸۱ و ۰/۹۰ به دست آمد و ضرایب هر یک از ابعاد پنج‌گانه (آگاهی، قضاوت، قصد، رفتار و شدت اخلاقی) در شرکت‌ها بین ۰/۷۹ تا ۰/۸۳، در مؤسسات بین ۰/۷۹ تا ۰/۸۴ و در ناظر بین ۰/۷۰ تا ۰/۸۷ متغیر است که همگی بالاتر از آستانه ۰/۷۰ بوده و نشان‌دهنده همسانی درونی مطلوب ابزار اندازه‌گیری در هر سه گروه است.

انطباق ساختار تجربی پژوهش با مدل بازی تکاملی طراحی شده، مستلزم تفکیک تصمیم‌گیران به سه گروه آماری مستقل و متناظر با نقش بازیکنان در مدل بود. بر این اساس، ابزارهای سنجش مجزایی طراحی و داده‌های مرتبط با هر گروه به‌طور مستقل گردآوری گردید. جامعه اول شرکت‌های بورسی: جامعه اول شامل

مدیران و اعضای هیئت‌مدیره شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار است. برای افزایش قابلیت تعمیم نتایج، ۵۰ شرکت برتر بازار سرمایه انتخاب شد. با توجه به اینکه در هر شرکت به‌طور متوسط پنج عضو هیئت‌مدیره حضور دارند، حجم جامعه آماری این بخش حدود ۲۵۰ نفر برآورد شد. با استفاده از فرمول کوکران حجم نمونه برابر با ۱۵۲ نفر تعیین شد. جامعه دوم مؤسسات حسابرسی: جامعه دوم پژوهش شامل مدیران ارشد مؤسسات حسابرسی معتمد سازمان بورس با رتبه یک است. تعداد این افراد ۱۷۹ نفر می‌باشد. با استفاده از فرمول کوکران حجم نمونه موردنیاز در این جامعه برابر با ۱۲۳ نفر تعیین گردید. جامعه سوم ناظر بازار سرمایه: جامعه سوم شامل ناظران در بورس اوراق بهادار است. با توجه به محدود بودن تعداد این افراد، از روش نمونه‌گیری هدفمند قضاوت برانگیز استفاده شد. در نهایت اطلاعات مربوط به ۳۱ نفر از خبرگان این حوزه جمع‌آوری گردید.

با توجه به اینکه پارامتر $C1$ (هزینه/درآمد رشوه) در مدل بازی تکاملی بیانگر پیامدهای رفتاری مرتبط با اخلاق است و این مفهوم در ادبیات به‌صورت چندبعدی تعریف می‌شود، برای سنجش آن از چارچوب پنج بعدی تصمیم‌گیری اخلاقی (رست، ۱۹۸۶؛ جونز، ۱۹۹۱) استفاده شد. بر اساس مدل نظری، پنج بعد اخلاقی (آگاهی، قضاوت، قصد، رفتار و شدت اخلاقی) یک فرآیند شناختی متوالی را تشکیل می‌دهند که در عمل به‌صورت یک سازه‌ی کلان عمل می‌کند.

بر اساس این چارچوب، رفتار اخلاقی نتیجه‌ی تعامل پنج مؤلفه‌ی اصلی است: (۱) آگاهی اخلاقی: تشخیص مسئله‌ی اخلاقی، (۲) قضاوت اخلاقی: ارزیابی درستی یا نادرستی رفتار، (۳) قصد اخلاقی: تعهد به ارزش‌های اخلاقی، (۴) رفتار اخلاقی: اجرای تصمیمات اخلاقی در عمل و (۵) شدت اخلاقی: درک اهمیت پیامدهای یک اقدام برای ذی‌نفعان. برای سنجش هر یک از این ابعاد، چهار گویه طراحی شده است که در مجموع، ۲۰ گویه برای سنجش پارامتر هزینه/درآمد رشوه تدوین گردیده است. این گویه‌ها برای هر سه گروه بازیگر (شرکت‌های بورسی، مؤسسات حسابرسی و ناظر) با لحن متناسب با نقش هر بازیگر تنظیم شده‌اند و هر پاسخ‌دهنده تنها به گویه‌های مربوط به نقش خود پاسخ داده است.

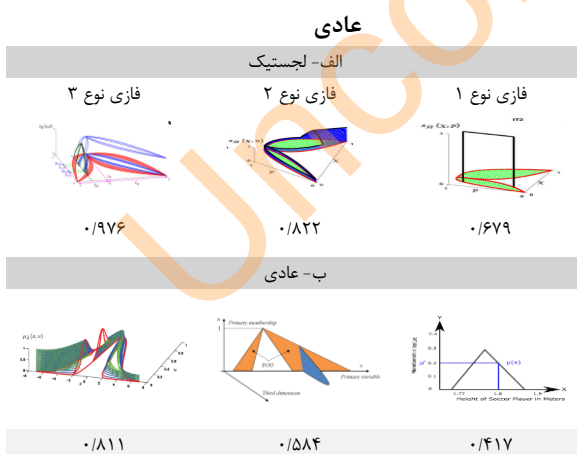
در مدل‌سازی ریاضی نظریه بازی‌های تکاملی، افزودن پنج متغیر مستقل برای اخلاق، ابعاد ماتریس سود را به‌شدت گسترده کرده و حل معادلات دیفرانسیل را غیرممکن می‌سازد؛ بنابراین، ادغام این ابعاد در قالب یک شاخص ترکیبی واحد، نه یک ساده‌سازی بی‌دلیل، بلکه یک ضرورت روش‌شناختی برای امکان‌پذیری

¹ CVI

۳.۱. فازی سازی داده‌ها

از آنجاکه قضاوت‌های انسانی در پاسخ به گویه‌های کیفی همواره با عدم قطعیت، نسبی بودن و ابهام همراه است (یوسف^۷ و همکاران، ۲۰۲۲)، اتکا به روش‌های سنتی و قطعی ممکن است به سوگیری در تخمین پارامترها منجر شود. از این‌رو، در این پژوهش جهت خنثی‌سازی این محدودیت و ارتقای دقت محاسباتی در برآورد پارامترهای نهایی مدل، از منطق فازی برای پردازش و تحلیل داده‌های حاصل از پرسشنامه استفاده شده است. این فرآیند با نگاشت متغیرهای کلامی به اعداد فازی، منعکس‌کننده واقعی‌تر ترجیحات و دیدگاه‌های سه گروه است. در این پژوهش سه نوع سیستم فازی مورد بررسی قرار گرفت: سیستم فازی نوع ۱، سیستم فازی نوع ۲ و سیستم فازی نوع ۳. سیستم فازی نوع ۳ توسعه‌ای از سیستم‌های فازی پیشین است و قابلیت بیشتری در مدل‌سازی عدم قطعیت و ابهام در سیستم‌های پیچیده دارد (هوانگ^۸ و همکاران، ۲۰۲۳). فازی سازی داده‌ها در دو حالت مختلف انجام شد: حالت عادی و حالت لجستیک. نتایج مقایسه عملکرد این سیستم‌ها نشان داد که سیستم فازی نوع ۳ در حالت لجستیک نسبت به سایر حالت‌ها دقت بالاتری در مدل‌سازی داده‌ها دارد (با میانگین کارایی ۰/۹۷۶ در مقابل ۰/۸۲۲ برای فازی نوع ۲ و ۰/۶۷۹ برای فازی نوع ۱)؛ بنابراین، آن به‌عنوان رویکرد نهایی برای فازی سازی داده‌های پژوهش انتخاب شد. مقایسه نتایج رویکرد فازی نوع ۱، ۲ و ۳ در حالت لجستیک و عادی در شکل ۲ به تصویر کشیده شده است.

شکل ۲- مقایسه نتایج رویکرد فازی نوع ۱، ۲ و ۳ در حالت لجستیک و عادی



۳.۲. انتخاب تابع عضویت

مدل‌سازی ریاضی است. تحلیل مؤلفه‌های اصلی^۱ به‌منظور کاهش بعد، حفظ حداکثر واریانس تبیین‌شده^۲ و ساخت یک شاخص داده محور برای ورود به مدل ریاضی انجام شده است.

برای هر یک از این ابعاد، چهار گویه در پرسشنامه طراحی شد. به‌منظور ترکیب این پنج بعد در یک شاخص واحد که بیانگر سطح اخلاق توسط هر گروه از بازیکنان باشد، از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی استفاده شد. نحوه محاسبه شاخص ترکیبی به‌صورت زیر است:

شاخص اخلاقی برای بازیکنان = وزن آگاهی اخلاقی × میانگین امتیاز آگاهی اخلاقی از دید بازیکنان + وزن قضاوت اخلاقی × میانگین امتیاز قضاوت اخلاقی از دید بازیکنان + وزن قصد اخلاقی × میانگین امتیاز قصد اخلاقی از دید بازیکنان + وزن رفتار اخلاقی × میانگین امتیاز رفتار اخلاقی از دید بازیکنان + وزن شدت اخلاقی × میانگین امتیاز شدت اخلاقی از دید بازیکنان.

به‌منظور استخراج وزن‌های ابعاد اخلاقی، ابتدا نمرات پنج بعد اخلاقی استانداردسازی شد و کفایت داده‌ها برای اجرای تحلیل مؤلفه‌های اصلی با استفاده از شاخص کیزر- مایر- اولکین^۳ و آزمون کرویت بارتلت^۴ بررسی گردید (بن هیثیر^۵ و همکاران، ۲۰۲۵). نتایج نشان می‌دهد این شاخص برای سازه اخلاقی در سه گروه به ترتیب برابر با ۰/۹۰۴، ۰/۸۷۴ و ۰/۸۵۸ است که همگی بالاتر از آستانه ۰/۷۰ بوده و سطح معناداری آزمون بارتلت در تمام موارد کمتر از ۰/۰۰۱ است؛ بنابراین داده‌ها از کفایت لازم برای اجرای تحلیل مؤلفه‌های اصلی برخوردار بودند.

استخراج مؤلفه‌ها و رتبه‌بندی آن‌ها از طریق تجزیه مقدار ویژه ماتریس همبستگی ابعاد انجام شد. در این فرآیند، مقادیر ویژه نشان‌دهنده سهم هر مؤلفه از واریانس کل است و مؤلفه‌ها به ترتیب قدرت توضیح‌دهندگی مرتب می‌شوند (تالاسینوس^۶ و همکاران، ۲۰۲۵). نتایج نشان داد که مؤلفه اول در جوامع شرکت، مؤسسه و ناظر به ترتیب ۶۱/۴۶، ۵۶/۵۴ و ۷۱/۱۹ درصد از واریانس را تبیین کرده و بارهای عاملی هر پنج بعد در تمامی جوامع بین ۰/۷۵ تا ۰/۸۵ متغیر است که نشان‌دهنده همبستگی قوی همه ابعاد با سازه کلان است. وزن نهایی هر بعد در شاخص ترکیبی سه گروه بین ۰/۱۹۴ تا ۰/۲۰۵ به‌دست‌آمده که نشان‌دهنده توزیع متوازن ابعاد است.

^۱ PCA

^۲ Explained variance

^۳ KMO

^۴ Bartlett

^۵ Bin Hithir

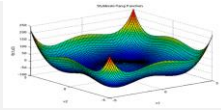
^۶ Thalassinios

^۷ Yusof

^۸ Huang

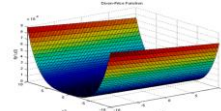
STYBLINSKI-
TANG
(۰/۲۷۱)

$$f(x) = -\sum_{i=1}^d \sin(x_i) \sin^{2m}\left(\frac{ix_i^2}{\pi}\right)$$



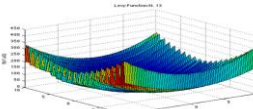
DIXON-
PRICE
(۰/۲۴۱)

$$f(x) = 418.9829d - \sum_{i=1}^d x_i \sin(\sqrt{|x_i|})$$



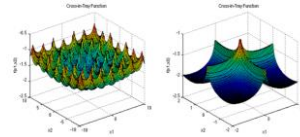
LEVY 13
(۰/۱۱۱)

$$f(x) = \sin^2(3\pi x_1) + (x_1 - 1)^2 [1 + \sin^2(3\pi x_2)] + (x_2 - 1)^2 [1 + \sin^2(2\pi x_2)]$$



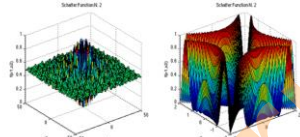
CROSS-IN-
TRAY
(۰/۲۹۶)

$$f(x) = -0.0001 \left(\left| \sin(x_1) \sin(x_2) \exp \left(\left| 100 - \frac{\sqrt{x_1^2 + x_2^2}}{\pi} \right| + 1 \right) \right| \right)^{0.1}$$



SHUBERT
(۰/۲۲۴)

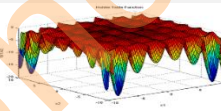
$$f(x) = 0.5 + \frac{\sin^2(x_1^2 - x_2^2) - 0.5}{[1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2}$$



توابع ترکیبی سینوس کسینوسی

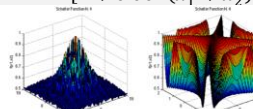
HOLDER
TABLE
(۰/۰۱۳)

$$f(x) = - \left| \sin(x_1) \cos(x_2) \exp \left(\left| 1 - \frac{\sqrt{x_1^2 + x_2^2}}{\pi} \right| \right) \right|$$



SCHAFFER 4
(۰/۰۰۳)

$$f(x) = 0.5 + \frac{\cos(\sin(|x_1^2 - x_2^2|)) - 0.5}{[1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2}$$



۳.۳. مدل سازی بازی تکاملی و تحلیل پایداری

در این بخش، تعاملات راهبردی سه بازیگر اصلی (شرکت های بورسی، مؤسسات حسابرسی و ناظر بازار سرمایه) در چارچوب نظریه بازی های تکاملی مدل سازی می شود. هدف از این مدل سازی، شناسایی نقاط تعادل پایدار و تحلیل چگونگی تغییر

عملکرد سیستم های فازی تا حد زیادی به نوع تابع عضویت وابسته است، در این پژوهش ۱۲ تابع عضویت مختلف مورد بررسی قرار گرفت (هوانگ و همکاران، ۲۰۲۳؛ کاستیلو^۱ و همکاران، ۲۰۲۴). پس از محاسبه میزان خطای هر تابع عضویت، مشخص شد که توابع ترکیبی نسبت به توابع سینوسی و کسینوسی دقت بالاتری دارند. بر اساس حداقل خطای محاسبه شده، توابع زیر به عنوان توابع عضویت بهینه برای هر نمونه انتخاب شدند:

- نمونه اول (شرکت های بورسی): تابع شفر^۲ نوع ۴ (با خطای ۰/۰۰۳)
- نمونه دوم (مؤسسات حسابرسی): تابع شوبرت^۳ (با خطای ۰/۲۲۴)
- نمونه سوم (ناظر): تابع شفر نوع ۲ (با خطای ۰/۳۶۹)

انتخاب این توابع عضویت بر اساس مقایسه میزان خطای مدل و توانایی آن ها در بازنمایی دقیق تر عدم قطعیت موجود در داده ها انجام شد. مقایسه توابع در شکل ۳ ارائه شده است.

شکل ۳- توابع مختلف ورودی در مدل فازی

توابع کسینوسی	
EASOM (۰/۴۵۹)	$f(x) = -\cos(x_1) \cos(x_2) \exp(-(x_1 - \pi)^2 - (x_2 - \pi)^2)$
GRIEWANK (۰/۳۳۹)	$f(x) = \sum_{i=1}^d \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^d \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$
RASTRIGIN (۰/۴۶۶)	$f(x) = 10d + \sum_{i=1}^d [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i)]$
SCHAFFER 2 (۰/۳۶۹)	$f(x) = \left(\sum_{i=1}^5 i \cos((i+1)x_1 + i) \right) \left(\sum_{i=1}^5 i \cos((i+1)x_2 + i) \right)$
DROP-WAVE (۰/۴۲۶)	$f(x) = -\frac{1 + \cos(12\sqrt{x_1^2 + x_2^2})}{0.5(x_1^2 + x_2^2) + 2}$
توابع سینوسی	

¹ Castillo

² Schaffer

³ SHUBERT

در مدل‌سازی این پژوهش، چگونگی ورود مؤلفه‌های اخلاقی به ساختار بازی نکته‌ای کلیدی است. در اینجا، سازه‌های اخلاقی از طریق پارامتر هزینه/درآمد رشوه وارد مدل می‌شوند. این پارامتر در ماتریس سود بازیگران، نقشی تعیین‌کننده در سود نهایی هر بازیگر دارد؛ به این ترتیب که برای شرکت‌های بورسی، هزینه رشوه به معنای کاهش سود و برای مؤسسات حسابرسی، درآمد رشوه به معنای افزایش سود است. داده‌های این مؤلفه‌ها از طریق پرسش-نامه جمع‌آوری و با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی^۱ به یک شاخص ترکیبی تبدیل شده‌اند (هیر^۲ و همکاران، ۲۰۱۹). به عبارت ساده‌تر، هرچه سطح اخلاقی یک بازیگر بالاتر باشد، تمایل او به پرداخت یا دریافت رشوه کاهش می‌یابد و این موضوع، مستقیماً بر انتخاب استراتژی‌هایی نظیر عدم تقلب یا حسابرسی دقیق تأثیر می‌گذارد (کرافت و شنون^۳، ۲۰۲۵)؛ بنابراین، سازه‌های اخلاقی از طریق تأثیر بر پارامتر رشوه، ساختار انگیزه‌های اقتصادی را تعدیل کرده و جهت‌گیری تعاملات استراتژیک را تغییر می‌دهند.

جدول ۲- ماتریس پیامدهای سه بازیکن

ناظر		مؤسسات حسابرسی		سه بازیکن
عدم نظارت (1 - z)		نظارت (z)		
(0, r ₁ - c ₂ , 0) عدم تقلب، حسابرسی دقیق، نظارت غیرفعال		(0, r ₁ - c ₂ , -c ₄) عدم تقلب، حسابرسی دقیق، نظارت فعال		عدم تقلب (1 - x)
(0, r ₁ - c ₃ , 0) عدم تقلب، حسابرسی ضعیف، نظارت غیرفعال		(0, r ₁ - c ₃ - p ₂ , p ₂ - c ₄) عدم تقلب، حسابرسی ضعیف، نظارت فعال		حسابرسی ضعیف (1 - y)
(k, r ₁ - c ₂ , 0) تقلب، حسابرسی دقیق، نظارت غیرفعال		(k - p ₁ , r ₁ - c ₂ , c ₁ + p ₁ - c ₄) تقلب، حسابرسی دقیق، نظارت فعال		تقلب (x)
(k - c ₁ , r ₁ + c ₁ - c ₃ , 0) تقلب، حسابرسی ضعیف، نظارت غیرفعال		(k - c ₁ - p ₁ , r ₁ + c ₁ - c ₃ - p ₂ , c ₁ + p ₁ + p ₂ - c ₄) تقلب، حسابرسی ضعیف، نظارت فعال		تقلب (x)

استراتژی‌ها در طول زمان تحت تأثیر پارامترهای رفتاری و اقتصادی است. در این مدل، هر یک از سه بازیگر دارای دو استراتژی هستند:

- شرکت‌های بورسی: استراتژی "تقلب" (دستکاری صورت‌های مالی) با احتمال x و استراتژی "عدم تقلب" با احتمال $1 - x$.
- مؤسسات حسابرسی: استراتژی "حسابرسی دقیق" (رعایت کامل استانداردها) با احتمال y و استراتژی "حسابرسی ضعیف" (اغماض یا کاهش کیفیت) با احتمال $1 - y$.
- ناظر بازار سرمایه: استراتژی "نظارت" (بازرسی‌های منظم و دقیق) با احتمال z و استراتژی "عدم نظارت" با احتمال $1 - z$.

همه احتمالات در طول زمان و بر اساس سودهای نسبی هر استراتژی تغییر می‌کنند. پارامترهای مدل بر اساس داده‌های پرسشنامه و فرآیند فازی سازی استخراج شده‌اند. جدول ۱ این پارامترها را به همراه توضیحات نشان می‌دهد.

جدول ۱- پارامترهای مدل بازی تکاملی

بازیکنان	پارامترها	توضیحات
شرکت‌های بورسی	e_1	درآمد شرکت‌ها در شرایط عادی (پیش‌فرض صفر است)
	k	درآمد اضافی ناشی از تقلب مالی
	c_1	هزینه رشوه (آگاهی اخلاقی، قضاوت اخلاقی، قصد اخلاقی، رفتار اخلاقی، شدت اخلاقی)
	p_1	جریمه کشف تقلب
مؤسسات حسابرسی	r_1	درآمد قرارداد
	c_1	درآمد رشوه (آگاهی اخلاقی، قضاوت اخلاقی، قصد اخلاقی، رفتار اخلاقی، شدت اخلاقی)
	c_2	هزینه حسابرسی دقیق
	c_3	هزینه حسابرسی ضعیف
ناظر	p_2	جریمه کشف تقلب
	c_4	هزینه نظارت (هزینه نظارت منفی به‌طور پیش‌فرض صفر است)
	$c_1 + p_1 + p_2$	درآمد نظارت

^۱ PCA

^۲ Hair

^۳ Craft & Shannon

$$\dot{F}(x) = (1 - 2x)[k - p_1z - c_1(1 - y)] \quad (۶)$$

معادله دینامیک مؤسسات حسابرسی: هنگامی که مؤسسات حسابرسی یک استراتژی حسابرسی دقیق را انتخاب می کنند، تابع درآمد مورد انتظار (u_y) ، در رابطه (۷)، نشان داده شده است. تحت یک استراتژی حسابرسی ضعیف، تابع درآمد مورد انتظار (u_{1-y}) ، به صورت معادله (۸)، نوشته می شود.

$$u_y = z[(1 - x)(r_1 - c_2) + x(r_1 - c_2)] + (1 - z)[(1 - x)(r_1 - c_2) + x(r_1 - c_3)] = r_1 - c_2 \quad (۷)$$

$$u_{1-y} = z[(1 - x)(r_1 - c_3 - p_2) + x(r_1 + c_1 - c_3 - p_2)] + (1 - z)[(1 - x)(r_1 - c_3) + x(r_1 + c_1 - c_3)] = r_1 - c_3 - zp_2 + xc_1 \quad (۸)$$

تابع میانگین بازده مورد انتظار $(\bar{u}_y)$ ، را می توان به صورت معادله (۹)، نوشت.

$$\bar{u}_y = yu_y + (1 - y)u_{1-y} = y(r_1 - c_2) + (1 - y)(r_1 - c_3 - zp_2 + xc_1) \quad (۹)$$

معادله دینامیک در رابطه (۱۰) و نقاط پایدار در معادله (۱۱)، نشان داده شده است.

$$F(y) = \frac{dy}{dt} = y(u_y - \bar{u}_y) = y(1 - y)(u_y - u_{1-y}) = y(1 - y)(-xc_1 - c_2 + c_3 + zp_2) \quad (۱۰)$$

$$y_1 = 0, y_2 = 1, x = \frac{c_2 - c_3 - zp_2}{c_1}, z = \frac{xc_1 + c_2 - c_3}{p_2} \quad (۱۱)$$

اولین مشتق معادله دینامیک تکاملی در معادله (۱۲)، نشان داده شده است.

$$\dot{F}(y) = (1 - 2y)(-xc_1 - c_2 + c_3 + zp_2) \quad (۱۲)$$

معادله دینامیک ناظر (بورس اوراق بهادار): تابع درآمد مورد انتظار ناظر که استراتژی نظارت فعال را اتخاذ می کنند به صورت (u_z) ، بیان شده است.

$$u_z = (1 - x)[y(-c_4) + (1 - y)(p_2 - c_4)] + x[y(c_1 + p_1 - c_4) + (1 - y)(c_1 + p_1 - p_2 - c_4)] = p_2 - c_4 - p_2y + (p_1 + c_1)x \quad (۱۳)$$

علاوه بر این، تابع درآمد مورد انتظار به صورت (u_{1-z}) ، در معادله (۱۴)، زمانی که ناظر یک استراتژی نظارت منفی را انتخاب می کنند.

$$u_{1-z} = 0 \quad (۱۴)$$

میانگین تابع درآمد مورد انتظار $(\bar{u}_z)$ ، در معادله (۱۵)، نشان داده شده است.

$$(\bar{u}_z) = zu_z + (1 - z)u_{1-z} = z[p_2 - c_4 - p_2y + (p_1 + c_1)x] \quad (۱۵)$$

فرض های مدل به شرح زیر است: در این پژوهش فرض می شود رابطه زیر برقرار است:

$p_2 > c_4$ و $c_1 + p_1 > c_4$ و $c_1 + p_1 + p_2 > c_4$. علاوه بر این، باید توجه داشت که خواه ناظر نظارت فعال انجام دهد یا خیر، مؤسسات حسابرسی می توانند درآمد قرارداد r_1 را که توسط شرکت های بورسی پرداخت می شود، دریافت کنند. یک دلیل مهم برای مؤسسات حسابرسی برای انتخاب یک استراتژی حسابرسی ضعیف، به دست آوردن درآمد رشوه c_1 است که بسیار بزرگ تر از r_1 فرض می شود. جریمه مؤسسات حسابرسی p_2 ، مجموع رشوه و جریمه شرکت $c_1 + p_1$ و مجموع کل $c_1 + p_1 + p_2$ از هزینه نظارت c_4 بیش تر است. درآمد رشوه c_1 برای مؤسسات حسابرسی نیز بسیار بیش تر از درآمد قرارداد r_1 است که انگیزه غیراخلاقی برای انتخاب حسابرسی ضعیف را توضیح می دهد. جدول ۲ ماتریس پیامدهای سه بازیکن را نشان می دهد.

معادله دینامیک شرکت های بورسی: هنگامی که شرکت های بورسی استراتژی تقلب مالی را انتخاب می کنند، تابع درآمد مورد انتظار (u_x) به صورت معادله (۱)، نشان داده می شود. در غیر این صورت، تابع درآمد مورد انتظار (u_{1-x}) به صورت معادله (۲)، نشان داده شده است. تابع میانگین بازده مورد انتظار $(\bar{u}_x)$ ، در معادله (۳)، نشان داده شده است.

$$u_x = z[y(k - p_1) + (1 - y)(k - c_1 - p_1)] + (1 - z)[yk + (1 - y)(k - c_1)] = k - p_1z - c_1(1 - y) \quad (۱)$$

$$u_{1-x} = 0 \quad (۲)$$

$$\bar{u}_x = xu_x + (1 - x)u_{1-x} = x[k - p_1z - c_1(1 - y)] \quad (۳)$$

معادله دینامیک رفتاری شرکت های بورسی در معادله (۴)، نشان داده شده است.

$$F(x) = \frac{dx}{dt} = x(u_x - \bar{u}_x) = x(1 - x)(u_x - u_{1-x}) = x(1 - x)[k - p_1z - c_1(1 - y)] \quad (۴)$$

هنگامی که $F(x)$ برابر صفر باشد، نقاط پایدار معادله دینامیک در بازی تکاملی را می توان به دست آورد، همان طور که در رابطه (۵)، مشاهده می شود.

$$x_1 = 0, x_2 = 1, y = 1 + \frac{p_1z - k}{c_1}, z = 1 + \frac{k - c_1(1 - y)}{p_1} \quad (۵)$$

با توجه به اصل پایداری معادلات دیفرانسیل، اولین مشتق معادله دینامیک بازی تکاملی باید در نقطه پایدار کم تر از صفر باشد، یعنی $\dot{F}(x) < 0$. اولین مشتق معادله دینامیک تکاملی شرکت های بورسی در معادله (۶)، نشان داده شده است.

بخش حقیقی منفی داشته باشند (یانگ^۴ و همکاران، ۲۰۲۲)؛ در غیر این صورت (وجود حداقل یک مقدار ویژه با بخش حقیقی مثبت)، نقطه‌ی تعادل ناپایدار خواهد بود. این شیوه، روشی استاندارد و معتبر در تحلیل پایداری مدل‌های بازی‌های تکاملی است. بر اساس معادلات دینامیک بازیکنان از روش تحلیلی استراتژی پایدار تکاملی^۵ پیشنهاد شده توسط فریدمن^۶ (۱۹۸۳)، ماتریس ژاکوبین به صورت معادله (۲۰)، نشان داده شده است.

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial F(x)}{\partial x} & \frac{\partial F(x)}{\partial y} & \frac{\partial F(x)}{\partial z} \\ \frac{\partial F(y)}{\partial x} & \frac{\partial F(y)}{\partial y} & \frac{\partial F(y)}{\partial z} \\ \frac{\partial F(z)}{\partial x} & \frac{\partial F(z)}{\partial y} & \frac{\partial F(z)}{\partial z} \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$J = \begin{bmatrix} (1-2x)[k-p_1z-c_1(1-y)] & c_1x(1-x) & -p_1x(1-x) \\ -c_1(1-y) & (1-2y)(-xc_1-c_2+c_3-zp_2) & -p_2y(1-y) \\ z(1-z)(p_1+c_1) & -p_2z(1-z) & (1-2z)(p_2-c_4-p_2y+(p_1+c_1)x) \end{bmatrix}$$

نقاط تعادلی که در آن‌ها ناظر استراتژی نظارت غیرفعال ($z=0$) را انتخاب کرده است (نقاط A, B, E و H)، به دلیل ماهیت دولتی و غیرانتفاعی نهاد ناظر و هزینه‌های سنگین سیاسی، قانونی و اجتماعی ناشی از عدم نظارت، عملاً از اعتبار نهادی برخوردار نبوده و قابل قبول نیستند؛ چراکه ناظر به عنوان یک نهاد حاکمیتی، اساساً گزینه‌ی نظارت غیرفعال را در چارچوب انگیزشی خود نمی‌گنجاند.

با توجه به فرض $p_2 > c_4$ ، برای ناظر همواره $u_z > u_{1-z}$ حضور ثقل برقرار است؛ بنابراین $z=0$ یک استراتژی غالب شده است. با جایگذاری نقاط تعادل در ماتریس ژاکوبین و محاسبه مقادیر ویژه، نتایج پایداری در جدول ۳ گزارش شده است.

جدول ۳- تجزیه و تحلیل پایداری نقاط تعادل در مدل بازی تکاملی

سه جانبه			
نقاط تعادلی	مقادیر ویژه $(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3)$	علامت $(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3)$	ثبات و پایداری
$C(0, 0, 1)$	$(k-p_1-c_1, c_3-c_2+p_2, c_4-p_2)$	$- , + , -$	ناپایدار
$D(0, 1, 1)$	$(k-p_1, -c_3+c_2-p_2, c_4)$	$- , + , +$	ناپایدار
$F(1, 0, 1)$	$(c_1+p_1-k, -c_1-c_2+c_3+p_2, c_4-c_1-p_1-p_2)$	$- , - , -$	ESS
$G(1, 1, 1)$	$(p_1-k, c_1+c_2-c_3-p_2, c_4-c_1-p_1)$	$- , + , -$	ناپایدار

از میان چهار نقطه‌ی تعادل پایدار باقی‌مانده (C, D, F, G)، تنها نقطه‌ی $F(1,0,1)$ است که با جایگذاری در ماتریس ژاکوبین، هر

معادله دینامیک ناظر و نقاط پایدار به ترتیب، در معادله (۱۶) و معادله (۱۷)، نشان داده شده است.

$$F(z) = \frac{dz}{dt} = z(u_z - \bar{u}_z) = z(1-z)(u_z - u_{1-z}) = z(1-z)(p_2 - c_4 - p_2y + (p_1 + c_1)x) \quad (16)$$

$$z_1 = 0, z_2 = 1, x = \frac{c_4 - p_2(1-y)}{p_1 + c_1}, y = 1 - \frac{c_4 - (p_1 + c_1)x}{p_2} \quad (17)$$

اولین مشتق معادله دینامیک در معادله (۱۸)، نشان داده شده است.

$$\dot{F}(z) = (1-2z)[p_2 - c_4 - p_2y + (p_1 + c_1)x] \quad (18)$$

تحلیل پایداری مدل بازی تکاملی: اگر معادلات دینامیک بازی تکاملی را در عبارات (۴)، (۱۰) و (۱۶) برابر با صفر قرار گیرد، نه نقطه تعادل احتمالی پایدار به دست می‌آید:

$$D(0, 1, 1), C(0, 0, 1), B(0, 1, 0), A(0, 0, 0), H(1, 1, 0), G(1, 1, 1), F(1, 0, 1), E(1, 0, 0) \text{ و } I(x^*, y^*, z^*) \text{ به ویژه، جواب معادله (۱۹) است.}$$

$$\begin{cases} k - p_1z - c_1(1-y) = 0 \\ -xc_1 - c_2 + c_3 + zp_2 = 0 \\ p_2 - c_4 - p_2y + (p_1 + c_1)x = 0 \end{cases} \quad (19)$$

فرض تعادل نش این است که در حضور استراتژی بهینه بازیکنان بازی، هر بازیکن باید به طور هم‌زمان به سایر بازیکنان واکنش نشان دهد (سابو و همکاران^۱، ۲۰۱۸). با این حال، مقادیر x, y و z در $I(x, y, z)$ به طور یکتا تعیین نمی‌شوند. در این شرایط، معیارهای پایداری مدل بازی تکاملی برای چند بازیکن نمی‌تواند برآورده شود و از فضای تحلیل حذف می‌گردد (اسکوسن^۲ و همکاران^۳، ۲۰۰۹؛ ماریا^۳ و همکاران^۳، ۲۰۲۱). به طور خلاصه، $I(x^*, y, z)$ تعادل غیردقیق نش است که سه طرف را بدون راه حل بهینه در مدل بازی تکاملی باقی می‌گذارد؛ بنابراین، تنها چهار نقطه تعادل پایدار احتمالی، وجود خواهد داشت.

$C(0, 0, 1), D(0, 1, 1), F(1, 0, 1), G(1, 1, 1)$ برای تحلیل پایداری نقاط تعادل، از روش ماتریس ژاکوبین و معیار پایداری لیاپانوف بهره گرفته شده است. در این رویکرد، ماتریس ژاکوبین معادلات دینامیک (روابط (۴)، (۱۰) و (۱۶)) برای هر نقطه‌ی تعادل محاسبه شده و مقادیر ویژه‌ی ماتریس متناظر استخراج می‌گردد. بر اساس نظریه پایداری لیاپانوف، نقطه‌ی تعادل زمانی پایدار است که تمامی مقادیر ویژه ماتریس ژاکوبین،

⁴ Yang

⁵ Evolutionarily Stable Strategy

⁶ Friedman

¹ Szabó & Bunth

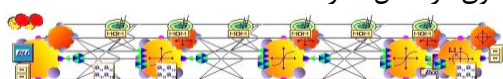
² Skousen

³ Maria

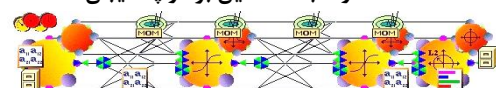
۴. یافته‌های پژوهش

۴.۱. برآورد مدل

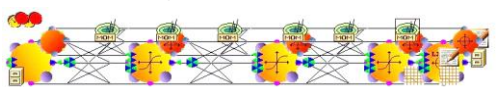
در این مدل جهت پیش‌بینی رفتار بازیکنان از چهار رویکرد بیزین، پاد انتشار گراسبرگ، بردارهای پشتیبان و شبکه عصبی عمیق جهت پیش‌بینی بهره گرفته شده است. ساختار شبکه عصبی مدل‌های فوق در شکل ۴ ارائه شده است.



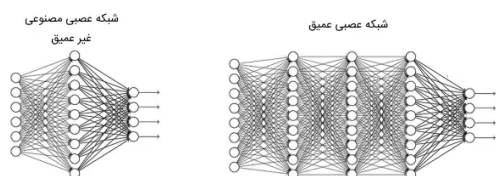
الف: ساختار شبکه ماشین بردار پشتیبان



ب: ساختار شبکه بیزین



ج: ساختار شبکه پاد انتشار گراسبرگ



د: رویکرد یادگیری عمیق (گودفلو^۲ و همکاران، ۲۰۱۶)

شکل ۴- ساختار الگوریتم‌های مورد استفاده در پژوهش

در ادامه نتایج دقت مدل‌های ذکر شده ارائه شده است.

جدول ۴- میزان خطا در مدل‌های مختلف

مدل	میانگین قدر مطلق خطای پیش‌بینی ^۳	میانگین مربعات خطای پیش‌بینی ^۴
پاد انتشار گراسبرگ	۰/۱۰۶	۰/۰۱۹
بردارهای پشتیبان	۰/۱۱۳	۰/۰۲۰
بیزین	۰/۱۹۸	۰/۰۲۷
شبکه عصبی عمیق	۰/۰۷۷	۰/۰۰۸

بر اساس نتایج جدول ۴، مشاهده می‌گردد، روش شبکه عصبی عمیق با کمترین میزان خطا (میانگین قدر مطلق خطای پیش‌بینی معادل ۰/۰۷۷ و میانگین مربعات خطای پیش‌بینی معادل ۰/۰۰۸) از دقت بالاتری در پیش‌بینی رفتار بازیکنان برخوردار است، در نتیجه پیش‌بینی رفتار آن‌ها بر اساس روش شبکه عصبی عمیق صورت پذیرفته است. به منظور اطمینان از مقایسه‌ی منصفانه، تمامی مدل‌های جدول ۴ شامل پاد انتشار

سه مقدار ویژه‌ی آن منفی بوده و شرایط تعادل پایدار تکاملی را برآورده می‌سازد؛ درحالی‌که سایر نقاط به دلیل مثبت بودن حداقل یکی از مقادیر ویژه، ناپایدار تشخیص داده می‌شوند. جدول ۳، نشان می‌دهد که صرفاً یک استراتژی پایدار وجود دارد.

تنها نقطه تعادل پایدار F است که در آن شرکت‌ها استراتژی تقلب ($x = 1$)، حساب‌رسان استراتژی ضعیف ($y = 0$) و ناظر استراتژی فعال ($z = 1$) را انتخاب می‌کنند. این نقطه مبنای تحلیل‌های بعدی قرار گرفته است.

نقطه تعادل تکاملی پایدار F نشان‌دهنده یک وضعیت تله گونه در سیستم نظارت مالی است. در این حالت، شرکت همواره تقلب می‌کند، حساب‌رسان همواره ضعیف عمل می‌کند و ناظر همواره فعالانه نظارت می‌کند؛ اما این نظارت فعال به‌تنهایی کافی نیست تا رفتار سایر بازیکنان را اصلاح کند. تعادل پایدار تکاملی، بیانگر شرایط پایه و فقدان مداخلات اخلاقی است. به عبارت دیگر، نقطه F یک دام تعادلی^۱ را نشان می‌دهد که سیستم در غیاب هرگونه سیاست اخلاقی یا اصلاح ساختار انگیزه‌ها، به‌طور طبیعی به سمت آن جذب می‌شود. باین‌حال، این دام تعادلی همیشه پایدار نیست و با تغییر پارامترهای کلیدی مدل (کاهش انگیزه‌های رشوه و تقویت سازه‌های اخلاقی)، سیستم از آن خارج شده و به‌سوی تعادل‌های مطلوب‌تر حرکت می‌کند. شرط اول یعنی $C_1 + p_1 < k$ بیان می‌کند که شرکت باوجود تحمل هزینه رشوه و جریمه، هنوز در وضعیت تقلب می‌ماند.

شرط دوم یعنی $C_2 + p_2 < C_3 + p_3$ پارادوکس اصلی مدل را آشکار می‌کند؛ بااینکه ناظر حساب‌رسان را جریمه می‌کند، رشوه‌ای که شرکت به حساب‌رسان می‌پردازد به‌علاوه هزینه‌ای که حساب‌رسان انجام ندادن حساب‌رسی دقیق صرفه‌جویی می‌کند، هنوز برای حساب‌رسان سودآورتر از رعایت اخلاق است. به عبارت دیگر، جریمه ناظر به‌قدر کافی بازدارنده نیست. شرط سوم یعنی $C_1 + p_1 + C_4 > p_2$ نشان می‌دهد که ناظر تنها زمانی نظارت را ادامه می‌دهد که مجموع جریمه‌هایی که از شرکت و حساب‌رسان دریافت می‌کند، هزینه نظارتش را توجیه کند.

درمجموع، این سه شرط باهم یک تعادل ناپایدار اخلاقی را توصیف می‌کنند که در آن هیچ بازیکنی انگیزه کافی برای تغییر رفتار خود ندارد، نه به دلیل اینکه وضع موجود بهینه است، بلکه به دلیل این‌که ساختار انگیزه‌ها به‌گونه‌ای طراحی شده که هر بازیکن در دام استراتژی فعلی خود گرفتار است.

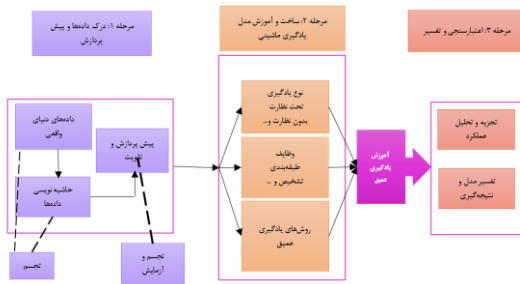
² Goodfellow

³ MAFE

⁴ MSFE

¹ Basin of Attraction

اطلاعاتی اقدام به استخراج الگوهای پنهان می‌نمایند. مراحل اجرای یادگیری ماشینی در شکل ۵، نشان داده شده است.



شکل ۵ - مراحل اجرای یادگیری ماشینی

در پژوهش‌های مرتبط باهدف پیش‌بینی یک متغیر، از روش‌های متنوعی در حوزه یادگیری عمیق استفاده شده است که از آن جمله می‌توان به الگوریتم شبکه عصبی مکرر یا بازگشتی^۹ (لی و دای^{۱۰}، ۲۰۲۰)، حافظه کوتاه‌مدت ماندگار^{۱۱} و شبکه عصبی پیچشی^{۱۲} اشاره کرد که در این میان پژوهش‌گران به الگوریتم‌های حافظه کوتاه‌مدت ماندگار و شبکه عصبی پیچشی به دلیل دارا بودن برخی ویژگی‌ها بیش‌تر از بقیه روش‌ها توجه کرده‌اند. در دیگر پژوهش‌ها، محققان با استفاده از الگوریتم‌های شبکه عصبی پیچشی، حافظه کوتاه‌مدت ماندگار و پرسپترون‌های چندلایه^{۱۳}، داده‌های مالی را بررسی کرده‌اند که نتایج، حکایت از عملکرد بهتر الگوریتم شبکه عصبی پیچشی داشته است (لویریس^{۱۴} و همکاران، ۲۰۲۰؛ گائو^{۱۵} و همکاران، ۲۰۲۰؛ لی و دای، ۲۰۲۰).

انتخاب مدل‌های یادگیری عمیق در این پژوهش بر اساس ماهیت داده‌ها و هدف پیش‌بینی رفتار پویای بازیکنان صورت گرفته است. داده‌های پژوهش شامل دنباله‌ای از اقدامات استراتژیک و عایدی‌های حاصل از آن‌ها در دوره‌های متوالی بازی است؛ به عبارت دیگر، رفتار هر بازیگر در هر دوره، به تاریخچه‌ای اقدامات قبلی خود و سایر بازیگران وابسته است. این ویژگی، استفاده از مدل‌های مبتنی بر حافظه و دنباله‌های زمانی را ایجاب می‌کند (زونگ^{۱۶} و همکاران، ۲۰۲۵؛ کیم^{۱۷} و همکاران، ۲۰۲۵). از میان مدل‌های موجود، شبکه‌ی عصبی بازگشتی به دلیل توانایی در پردازش داده‌های ترتیبی و حفظ وابستگی‌های کوتاه‌مدت، انتخابی طبیعی برای این مسئله است. با این حال، به دلیل مشکل محو

گراسبرگ، بردارهای پشتیبان، بیزین و شبکه عصبی عمیق بر روی یک مجموعه داده کاملاً یکسان با پیش‌پردازش مشترک اجرا شده‌اند. هم‌چنین، به منظور کاهش اثر تصادفی بودن در نتایج، هر مدل ۵۰ بار اجرا شده و میانگین مقادیر گزارش گردیده است. انحراف معیار نتایج برای مدل شبکه عصبی عمیق کمتر از ۰/۰۵ بوده که نشان‌دهنده‌ی پایداری بالای آن است.

این برتری عددی، همراه با پایداری بالای مدل در اجراهای متعدد، مبنای انتخاب این روش برای مدل‌سازی پویای رفتار بازیکنان قرار گرفته است. به این معنا که اگر نظریه‌ی بازی‌های تکاملی، چارچوب تحلیلی تعاملات راهبردی و نقاط تعادل را فراهم می‌کند (ویبول^۱، ۱۹۹۵؛ سند هولم^۲، ۲۰۱۰)، شبکه عصبی با بهره‌گیری از داده‌های واقعی، امکان پیش‌بینی انتخاب‌های رفتاری بازیگران را در سناریوهای گوناگون فراهم می‌آورد (ژو^۳ و همکاران، ۲۰۲۵؛ هارتفورد^۴ و همکاران، ۲۰۱۶). به بیان دقیق‌تر، شبکه عصبی، پارامترهای کالیبره شده مدل را به عنوان ورودی دریافت کرده و استراتژی بهینه‌ی هر بازیگر را به صورت عددی بین صفر و یک برآورد می‌کند (زیزو و اسگروی^۵، ۲۰۰۰). این خروجی سپس در چرخه‌ای بازخوردی به فرآیند کالیبراسیون بیزی برگردانده می‌شود تا توزیع پسین پارامترها اصلاح شود (کندی و اوهاگان، ۲۰۰۱). این بازخورد متقابل باعث می‌شود مدل بتواند خود را با رفتار واقعی بازیگران تطبیق دهد و در طول زمان، دقت پیش‌بینی‌های مدل افزایش یابد. به عبارتی، شبکه عصبی در این‌جا نقش یک یادگیرنده تعاملی را ایفا می‌کند که الگوهای نهفته در تعاملات استراتژیک را کشف کرده و به مدل بازی کمک می‌کند تا رفتارهای غیرخطی و پیچیده‌تر را نیز پوشش دهد (استپانیک^۶، ۲۰۲۳؛ دی‌اون^۷ و همکاران، ۲۰۲۶).

یادگیری عمیق، گونه‌ای از شبکه‌های عصبی مصنوعی است که شامل چندین لایه پردازش اطلاعات است که به الگوریتم، توانایی بیش‌ترین همگامی را با داده‌ها می‌دهد. یادگیری عمیق با ساختار چندلایه‌ای خود، امکان استخراج خودکار ویژگی‌های سطح بالا از داده‌های خام را فراهم می‌کند و با یادگیری از لایه‌های پنهان، الگوهای پیچیده‌ی رفتاری را شناسایی می‌نماید (بینوس^۸ و همکاران، ۲۰۲۱). این الگوریتم‌ها با یادگیری از لایه‌های پنهان

⁹ Recurrent Neural Networks

¹⁰ Li & Dai

¹¹ Long-Short-Term-Memory Neural Network

¹² Convolutional-Neural-Network

¹³ Multilayer Perceptrons

¹⁴ Livieris

¹⁵ Gao

¹⁶ Zong

¹⁷ Kim

¹ Weibull

² Sandholm

³ Zhu

⁴ Hartford

⁵ Zizzo & Sgroi

⁶ Stepanik

⁷ d'Eon

⁸ Benos

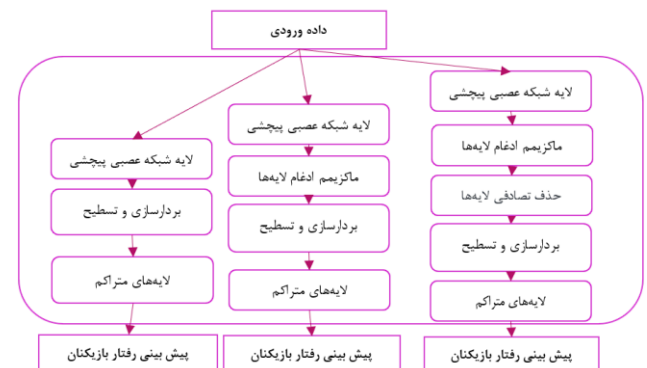
می‌شود مدل بتواند در کنار چارچوب نظریه بازی‌های تکاملی، تصویری دقیق‌تر از رفتار واقعی بازیگران ارائه دهد. در واقع، نظریه بازی‌های تکاملی چارچوب مفهومی لازم برای تحلیل تعاملات راهبردی میان بازیگران را فراهم می‌آورد، در حالی که شبکه عصبی عمیق به‌عنوان ابزار پیش‌بینی، امکان برآورد عددی رفتار بازیگران را بر اساس داده‌های واقعی مهیا می‌سازد. ترکیب این دو رویکرد سبب می‌شود که مدل، افزون بر تبیین سازوکارهای نظری، از توان پیش‌بینی عملی نیز برخوردار باشد. با توجه به اینکه رفتار بازیکنان در این پژوهش ماهیتی پویا، غیرخطی و وابسته به تاریخچه تعاملات پیشین دارد، در گام بعد، معماری‌های مختلف شبکه عصبی پیش‌بینی برای شناسایی مناسب‌ترین ساختار پیش‌بینی مورد مقایسه قرار گرفتند. داده‌های ورودی شبکه شامل راهبرد و عایدی هر یک از سه بازیگر در دوره‌های پیشین است. از آنجا که در هر دوره برای هر سه بازیگر دو مقدار شامل راهبرد و عایدی ثبت می‌شود، هر دوره در مجموع شامل ۶ ورودی است؛ بنابراین، در صورتی که اطلاعات یک دوره قبل به‌عنوان ورودی استفاده شود، ۶ متغیر ورودی و در صورت استفاده از دو دوره قبل، ۱۲ متغیر ورودی خواهیم داشت. به‌طور کلی، با در نظر گرفتن n دوره قبل، تعداد متغیرهای ورودی برابر با $6n$ خواهد بود.

در مورد معماری شبکه، سه ساختار مختلف برای شبکه عصبی پیش‌بینی مورد آزمون قرار گرفته است: ۱) معماری اول (فقط لایه‌های پیش‌بینی)، ۲) معماری دوم (لایه‌های پیش‌بینی به همراه لایه‌ی ادغام بیشینه) و ۳) معماری سوم (لایه‌های پیش‌بینی، ادغام بیشینه و لایه‌ی حذف تصادفی). اندازه‌ی کرنل ۳، گام ۱، تابع فعال‌سازی یک‌سوساز و تابع سافت‌مکس^۴ در لایه‌ی خروجی و مقادیر بهینه‌ی ابر پارامترها (ازجمله تعداد فیلترها و اندازه‌ی دسته) از طریق روش جستجوی شبکه‌ای و با مقایسه‌ی خطای مدل در ترکیب‌های مختلف انجام‌شده است. تعداد کم فیلترها باعث ایجاد خطای بیش‌تری می‌شود و شبکه همگرا نمی‌شود. از طرفی تعداد فیلترهای زیاد به دلیل ایجاد بیش برآزش منجر به خطای بالا می‌شود. از این‌رو، موارد مذکور با توجه به خروجی اخذشده بهینه‌سازی شده است. انتخاب پارامترهای مختلف در جدول ۵، بر اساس نتایج مطالعات انجام‌شده در این حوزه است

شدن گرادیان در شبکه‌های بازگشتی ساده، از شبکه‌ی حافظه بلندمدت-کوتاهمدت نیز استفاده‌شده است که با بهره‌گیری از دروازه‌های حافظه، قادر به حفظ وابستگی‌های بلندمدت در داده‌های توالی است (ال‌سلوی^۱ و همکاران، ۲۰۲۴).

در کنار این دو، شبکه‌ی عصبی پیش‌بینی نیز مورد بررسی قرار گرفته است؛ اگرچه این شبکه عمدتاً برای داده‌های تصویری شناخته می‌شود، اما پژوهش‌های اخیر نشان داده‌اند که این مدل با استخراج ویژگی‌های محلی از دنباله‌های عددی، عملکرد رقابتی و حتی برتری نسبت به مدل‌های بازگشتی در برخی مسائل پیش‌بینی سری‌های زمانی دارد (تورس^۲ و همکاران، ۲۰۲۱). به‌ویژه در مسائلی که الگوهای محلی کوتاه‌مدت در داده‌ها اهمیت دارند، شبکه‌ی عصبی پیش‌بینی می‌تواند با صرف هزینه‌ی محاسباتی کمتر، عملکرد مناسبی ارائه دهد (لو^۳ و همکاران، ۲۰۲۵).

بنابراین، انتخاب این مدل‌ها به‌منظور پوشش طیف گسترده‌ای از معماری‌های یادگیری عمیق و امکان مقایسه‌ی عملکرد آن‌ها در پیش‌بینی رفتار بازیگران انجام‌شده است (کیم و همکاران، ۲۰۲۵). بررسی پژوهش‌های مرتبط با پیش‌بینی شبکه عصبی پیش‌بینی به‌طورمعمول از سه معماری (لایه چینی)، به شرح شکل ۶، استفاده‌شده است که در این پژوهش نیز هر سه معماری مورد بررسی قرار گرفته است.



شکل ۶ - فرآیند انتخاب معماری بهینه شبکه عصبی پیش‌بینی

در این پژوهش، هدف اصلی از به‌کارگیری شبکه عصبی عمیق، پیش‌بینی استراتژی بهینه هر یک از بازیگران بر اساس تاریخچه تعاملات و پارامترهای مدل بوده است. به بیان دیگر، مدل تلاش می‌کند با استفاده از داده‌های مشاهده‌شده، احتمال انتخاب هر راهبرد را در سناریوهای مختلف برآورد کند. این ویژگی موجب

¹ Al-Selwi

² Torres

³ Lu

⁴ Softmax

جدول ۶ - مقایسه رویکردهای یادگیری عمیق

نوع مدل	میانگین درصد قدر مطلق خطای متقارن	میانگین مطلق درصد خطا	ریشه میانگین مربع خطا
CNN	۰/۱۳۹۴	۰/۱۹۵۲	۰/۱۸۱۲
LSTM	۰/۲۷۹۵	۰/۳۹۱۳	۰/۳۶۳۴
MLP	۰/۳۱۲۷	۰/۴۳۷۸	۰/۴۰۶۵
RNN	۰/۲۴۱۹	۰/۳۳۸۷	۰/۳۱۴۵

جدول ۶ عملکرد چهار مدل یادگیری عمیق شامل شبکه عصبی پیچشی، شبکه حافظه بلندمدت-کوتاه‌مدت، شبکه چندلایه و شبکه عصبی بازگشتی را بر اساس معیارهای میانگین درصد قدر مطلق خطای متقارن، میانگین مطلق درصد خطا و ریشه میانگین مربع خطا مقایسه می‌کند که بر اساس آن، مدل شبکه عصبی پیچشی با کمترین میزان خطا در تمامی معیارها، بهترین عملکرد را در پیش‌بینی رفتار بازیکنان داشته است. با توجه به اینکه تغییر در بازه پیش‌بینی بر دقت مدل‌های برآوردی اثرگذار است به بررسی میزان دقت مدل‌ها در بازه زمانی مختلف پرداخته شده است.

جدول ۷ - مقایسه رویکردهای یادگیری عمیق در بازه‌های زمانی

مختلف

تعداد دور بازی	نوع مدل	میانگین درصد قدر مطلق خطای متقارن	میانگین مطلق درصد خطا	ریشه میانگین مربع خطا
دور ۱ بازی	CNN	۰/۱۳۹۴	۰/۱۹۵۲	۰/۱۸۱۲
	LSTM	۰/۲۷۹۵	۰/۳۹۱۳	۰/۳۶۳۴
	MLP	۰/۳۱۲۷	۰/۴۳۷۸	۰/۴۰۶۵
	RNN	۰/۲۴۱۹	۰/۳۳۸۷	۰/۳۱۴۵
دور ۲ بازی	CNN	۰/۱۵۶۱	۰/۲۱۸۶	۰/۲۰۲۹
	LSTM	۰/۳۱۳۰	۰/۴۳۸۵	۰/۴۰۷۰
	MLP	۰/۳۵۰۲	۰/۴۹۰۳	۰/۴۵۵۲
	RNN	۰/۲۷۰۹	۰/۳۷۹۳	۰/۳۵۲۴
دور ۴ بازی	CNN	۰/۱۸۸۲	۰/۲۶۳۵	۰/۲۴۴۶
	LSTM	۰/۳۷۷۳	۰/۵۲۸۳	۰/۴۹۰۶
	MLP	۰/۴۲۲۱	۰/۵۹۱۰	۰/۵۴۸۸
	RNN	۰/۳۲۶۶	۰/۴۵۷۲	۰/۴۲۴۶
دور ۸ بازی	CNN	۰/۲۵۷۹	۰/۳۶۱۱	۰/۳۳۵۲
	LSTM	۰/۵۱۷۱	۰/۷۲۳۹	۰/۶۷۲۳
	MLP	۰/۵۷۸۵	۰/۸۰۹۹	۰/۷۵۲۰
	RNN	۰/۴۴۷۵	۰/۶۳۶۶	۰/۵۸۱۸
دور ۱۶ بازی	CNN	۰/۲۹۹۷	۰/۴۱۹۷	۰/۳۸۹۶
	LSTM	۰/۶۰۰۹	۰/۸۴۱۳	۰/۷۸۱۳
	MLP	۰/۶۷۲۳	۰/۹۴۱۳	۰/۸۷۴۰
	RNN	۰/۵۲۰۱	۰/۷۲۸۲	۰/۶۷۶۲
دور ۳۲ بازی	CNN	۰/۳۸۳۴	۰/۵۳۶۸	۰/۴۹۸۳
	LSTM	۰/۷۶۸۶	۱/۰۷۶۱	۰/۹۹۹۴
	MLP	۰/۸۵۹۹	۱/۲۰۴۰	۱/۱۱۷۹
	RNN	۰/۶۶۵۲	۰/۹۳۱۴	۰/۸۶۴۹
دور ۶۴ بازی	CNN	۰/۶۳۴۳	۰/۸۸۸۲	۰/۸۲۴۵
	LSTM	۱/۲۲۱۷	۱/۷۸۰۴	۱/۶۵۳۵
	MLP	۱/۴۲۲۸	۱/۹۹۲۰	۱/۸۵۹۶
	RNN	۱/۱۰۰۶	۱/۵۴۱۱	۱/۴۳۱۰

(گودلک^۱ و همکاران، ۲۰۱۷؛ لیویریس و همکاران، ۲۰۲۱؛ لیویریس و همکاران، ۲۰۲۰).

جدول ۵ - پارامترهای مختلف مورد استفاده در اجرای الگو

پارامتر	مقادیر
تعداد فیلتر	۲۵۶، ۱۲۸، ۶۴
اندازه دسته	۱۲۸، ۶۴، ۳۲
OPTIMIZER	Adam
LOSS	Mean Square Error
توابع فعال‌سازی	رابطه ریاضی
(RELU) تابع یک‌سوساز	$g(Z) = \max(0, Z)$
تانزانانت هیپربولیک (TANH)	$g(Z) = \frac{e^Z - e^{-Z}}{e^Z + e^{-Z}}$

برای اجرای الگوریتم، داده‌ها به دو بخش آموزش (۸۰ درصد)، برای ساخت الگو و آزمایش (۲۰ درصد)، برای آزمون تقسیم شده است؛ برای بهتر شدن فرآیند یادگیری، مرحله آموزش به تعداد ۱۰۰ مرتبه تکرار^۲ شده است. علاوه بر این، باید توجه داشت که تفاوت مقیاس‌ها در متغیرهای مختلف، نتایج را تحت تأثیر قرار می‌دهد و به‌طور معمول برای از بین بردن تأثیر نامطلوب مذکور، نرمال‌سازی داده نیاز است که در این پژوهش برای نرمال‌سازی از روش کمینه - بیشینه^۳ جهت تبدیل داده‌ها به مجموعه جدیدی استفاده شده است که در آن همه مقادیر بین ۰ و ۱ است.

معیارهای ارزیابی عملکرد مدل‌ها نیز شامل سه شاخص استاندارد، میانگین درصد قدر مطلق خطای متقارن^۴، میانگین مطلق درصد خطا^۵ و ریشه میانگین مربع خطا^۶ است که امکان مقایسه‌ی دقیق مدل شبکه عصبی پیچشی با مدل‌های دیگر را فراهم می‌کنند. بر اساس نتایج، مدل شبکه عصبی پیچشی با کمترین میزان خطا در تمامی معیارها، به‌عنوان مدل منتخب برای مدل‌سازی رفتار بازیکنان انتخاب شده است. این معیارها به‌صورت روابط زیر تعریف می‌گردند:

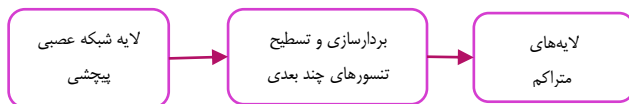
$$SMAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|\hat{y}_t - y_t|}{\frac{|\hat{y}_t| + |y_t|}{2}} * 100$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|\hat{y}_t - y_t|}{|y_t|} * 100$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\hat{y}_t - y_t)^2}$$

¹ Gudelek² Epochs³ Min-Max Normalization⁴ Symmetric Mean Absolute Percentage Error (SMAPE)⁵ Mean Absolute Percentage Error (MAPE)⁶ Root Mean Square Error (RMSE)

های ۷ تا ۱۰). اندازه‌ی کرنل 3×3 ، گام ۱، تابع فعال‌سازی یک‌سوساز و تابع سافت‌مکس^۸ در لایه‌ی خروجی و همچنین بهینه‌ساز آدام^۹ با نرخ یادگیری 0.015 برای شبکه عصبی به کار گرفته شدند. برای انتخاب معماری بهینه، هر سه معماری پارامترهای مختلف اجرا شده و بهترین نتایج حاصل از هر معماری مقایسه شد. در مرحله اول، روش شبکه عصبی پیچشی با معماری لایه‌های ذیل اجرا شده است (معماری اول شبکه عصبی پیچشی). نتایج این مقایسه در جداول ۹ تا ۱۴ گزارش شده است.



شکل ۷ - معماری اول شبکه عصبی پیچشی

در جداول ۹ و ۱۰، میانگین درصد قدر مطلق خطای متقارن و ریشه میانگین مربع خطا برای اجرای الگو به تعداد ۱۰۰ دور با استفاده از جایگشت‌های مختلف تعداد فیلتر، اندازه دسته و استفاده از دو تابع فعال‌سازی یک‌سوساز و تابع تانژانت هیپربولیک آورده شده است.

جدول ۹ - خطای اجرای معماری اول شبکه عصبی پیچشی به تفکیک پارامترهای مختلف با تابع فعال‌سازی یک‌سوساز

تعداد فیلتر			نوع خطا	تابع فعال‌سازی یک‌سوساز
۲۵۶	۱۲۸	۶۴		
۱۰/۸۸	۲/۷۶	۲/۷۵	SMAPE	۳۲
۱۱/۳۰	۳/۶۲	۳/۷۷	RMSE	
۳/۵۴	۲/۲۴	۴/۳۲	SMAPE	۶۴
۴/۶۰	۳/۱۹	۵/۶۹	RMSE	
۲/۹۳	۲/۳۲	۳/۶۳	SMAPE	۱۲۸
۳/۷۶	۳/۲۸	۴/۵۴	RMSE	

جدول ۱۰ - خطای اجرای معماری اول شبکه عصبی پیچشی به تفکیک پارامترهای مختلف با تابع فعال‌سازی تانژانت هیپربولیک

تعداد فیلتر			نوع خطا	تابع فعال‌سازی تانژانت هیپربولیک
۲۵۶	۱۲۸	۶۴		
۹/۴۷	۲/۴۰	۲/۳۹	SMAPE	۳۲
۹/۸۳	۳/۱۵	۳/۲۸	RMSE	
۱/۹۴	۲/۰۲	۳/۷۶	SMAPE	۶۴
۲/۷۸	۲/۸۵	۴/۹۵	RMSE	
۲/۵۵	۳/۰۸	۳/۱۶	SMAPE	۱۲۸
۳/۲۷	۴/۰۰	۳/۹۵	RMSE	

^۸ Softmax

^۹ Adam

برای ارزیابی پایداری عملکرد مدل شبکه عصبی پیچشی در افق‌های زمانی مختلف، جدول ۷ مقادیر خطای مدل‌ها را در بازه‌های ۱ تا ۶۴ دور بازی نشان می‌دهد. نتایج حاکی از برتری پایدار شبکه عصبی پیچشی در تمام افق‌های زمانی است؛ به‌گونه‌ای که خطای میانگین درصد قدر مطلق خطای متقارن این مدل در کوتاه‌مدت (0.1394)، میان‌مدت (0.2997) و بلندمدت (0.6343) می‌باشد. این یافته، شبکه عصبی پیچشی را به‌عنوان مدلی مناسب برای مدل‌سازی پویای رفتار بازیگران در سناریوهای مختلف معرفی می‌کند.

با توجه به اینکه از زبان برنامه‌نویسی پایتون و توابع کتابخانه‌ای کراس برای پیاده‌سازی معماری پیشنهادی استفاده شده است. لیست مقادیر ابرپارامترهای مورد استفاده در شبکه برآوردی در جدول ۸، نشان داده شده است.

جدول ۸ - لیست مقادیر ابرپارامترهای مدل

میزان عددی	شاخص
۳	تعداد لایه‌های پیچشی
۶۴، ۱۲۸ و ۲۵۶	تعداد فیلترهای کانولوشن
۳	اندازه کرنل
۱	گام حرکت کرنل روی داده‌های ورودی
2×2	لایه ادغام بیشینه
0.5	نرخ حذف تصادفی ^۱
۱۰۰	تعداد دوره‌های آموزش ^۲
یک‌سوساز ^۳	تابع فعال‌سازی لایه‌های پنهان
Softmax	تابع فعال‌سازی لایه خروجی
0.015	نرخ یادگیری ^۴
۱۰	اندازه دسته ^۵
Adam	بهینه‌ساز
میانگین حداقل خطا ^۶	تابع هزینه
۸۰-۲۰	نسبت تقسیم داده‌ها
SMAPE RMSE MAPE	معیارهای ارزیابی

به‌منظور انتخاب معماری بهینه، سه معماری شبکه عصبی پیچشی با ترکیب‌های گوناگون از ابر پارامترها مورد ارزیابی قرار گرفتند. این رویکرد در سه معماری با تعداد فیلترهای ۶۴، ۱۲۸ و ۲۵۶ و با دو تابع فعال‌سازی یک‌سوساز و تانژانت هیپربولیک^۷ اجرا شد. معماری‌ها از نظر تعداد فیلترها، وجود یا عدم وجود لایه‌ی ادغام بیشینه و لایه‌ی حذف تصادفی با یکدیگر تفاوت داشتند (شکل-

^۱ Dropout

^۲ Epochs

^۳ ReLU

^۴ Learning Rate

^۵ Batch Size

^۶ Mean Square Error (MSE)

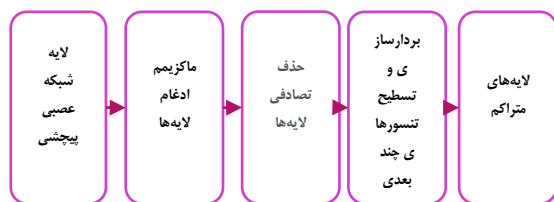
^۷ Tanh

۲/۹۸	۳/۶۴	۳/۵۹	RMSE
------	------	------	------

جدول ۱۲- خطای اجرای معماری دوم شبکه عصبی پیچشی به تفکیک پارامترهای مختلف با تابع فعال‌سازی تانژانت هیپربولیک

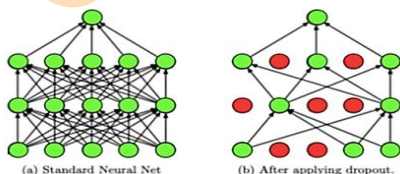
تعداد فیلتر	نوع خطا	تابع فعال‌سازی تانژانت هیپربولیک
۲۵۶	۱۲۸	۶۴
۹.۰۹	۲.۳۱	۲.۳۰
۹.۴۴	۳.۰۳	۳.۱۵
۲.۹۶	۱.۹۴	۳.۶۱
۳.۸۴	۲.۷۴	۴.۷۴
۲.۴۴	۱.۸۷	۳.۰۴
۳.۱۴	۲.۶۷	۳.۷۹

در مرحله سوم، روش شبکه عصبی پیچشی با معماری لایه‌های ذیل اجرا شده است (معماری سوم شبکه عصبی پیچشی با لحاظ لایه ادغام بیشینه و حذف تصادفی در شکل ۱۰ ترسیم شده است).



شکل ۱۰- معماری سوم شبکه عصبی پیچشی

از معایب مربوط به شبکه‌های عصبی عمیق، مشکل بیش برازش و زمان محاسباتی بالا است. شبکه‌های عصبی عمیق در معرض بیش برازش هستند؛ چون تعداد لایه‌های اضافه شده این امکان را ایجاد می‌کند که وابستگی‌های نایاب در داده‌های آموزشی حساب شود. با استفاده از روش حذف تصادفی می‌توان به از بین بردن بیش برازش کمک کرد؛ در این شیوه درصد مشخصی از واحدها به صورت تصادفی از لایه‌های مخفی حذف می‌شود. این کار به از بین بردن وابستگی‌های نادر در داده‌های آموزشی کمک می‌کند (پور ذاکر و ابراهیم‌پور^۴، ۲۰۱۹). در شکل ۱۱، نحوه عملکرد لایه حذف تصادفی نشان داده می‌شود.



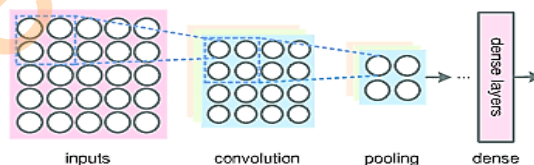
شکل ۱۱- عملکرد لایه حذف تصادفی (سرویاستاوا^۵ و همکاران، ۲۰۱۴)

نتایج به دست آمده از اجرای معماری اول حاکی از آن است که ترکیب پارامترها با تعداد فیلتر ۲۵۶، اندازه دسته ۶۴ و با تابع فعال‌سازی تانژانت هیپربولیک بهترین دقت پیش‌بینی را دارد. در مرحله دوم، روش شبکه عصبی پیچشی با معماری لایه‌های ذیل اجرا شده است (معماری دوم شبکه عصبی پیچشی با لحاظ لایه ادغام بیشینه در شکل ۸ ارائه شده است).



شکل ۸- معماری دوم شبکه عصبی پیچشی

قرار دادن یک لایه ادغام بین چندین لایه پیچشی پشت سر هم در یک معماری شبکه عصبی پیچشی امری رایج است. کارکرد این لایه کاهش تعداد پارامترها و محاسبات در داخل شبکه و کنترل بیش برازش^۱ است. لایه ادغام به صورت مستقل بر هر برش عمقی از توده ورودی عمل می‌کند و آن را با استفاده از عملیات بیشینه^۲ از لحاظ مکانی تغییر اندازه^۳ می‌دهد. در شکل ۹ عملکرد لایه ادغام بیشینه به تصویر در آمده است.



شکل ۹- عملکرد لایه ادغام بیشینه

جدول ۱۱ و ۱۲ خطای معماری دوم شبکه عصبی پیچشی نشان‌دهنده آن است که ترکیب پارامترها با اندازه دسته ۶۴، تعداد فیلتر ۲۵۶ و با تابع فعال‌سازی یک‌سوساز بهترین دقت پیش‌بینی را دارد؛ همان‌گونه که مشخص است خطای به دست آمده با پارامترهای مذکور از نتایج منتخب معماری اول نیز به مراتب بهتر است.

جدول ۱۱- خطای اجرای معماری دوم شبکه عصبی پیچشی به تفکیک پارامترهای مختلف با تابع فعال‌سازی یک‌سوساز

تعداد فیلتر	نوع خطا	تابع فعال‌سازی یک‌سوساز
۲۵۶	۱۲۸	۶۴
۸/۶۲	۲/۱۹	۲/۱۸
۹/۹۴	۲/۸۷	۲/۹۹
۱/۷۷	۱/۸۴	۳/۴۲
۲/۵۳	۲/۵۹	۴/۵۰
۲/۳۲	۲/۸۰	۲/۸۸

^۴ Poorzaker & Ebrahimpour

^۵ Srivastava

^۱ Over Fitting

^۲ Max

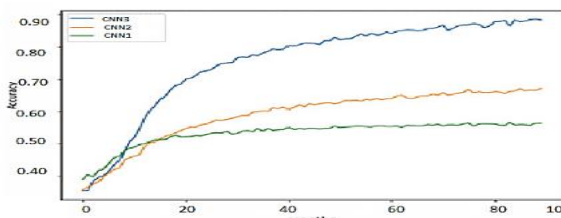
^۳ Resize

جدول ۱۵- ضریب همبستگی پیرسون بین مقدار واقعی رفتار بازیکنان و مقدار پیش‌بینی‌شده

نام روش شرح	منتخب معماری اول شبکه عصبی پیش‌بینی	منتخب معماری دوم شبکه عصبی پیش‌بینی	منتخب معماری سوم شبکه عصبی پیش‌بینی
ضریب همبستگی	۹۰/۳۷	۹۷/۳	۹۹/۲۵
سطح معناداری	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
تعداد داده آزمایش	۱۳۵	۱۳۵	۱۳۵

منبع: یافته‌های پژوهش

نظر به اینکه بر اساس نتایج جدول ۱۵، منتخب معماری سوم شبکه عصبی پیش‌بینی نسبت به روش‌های دیگر عملکرد بهتری داشته است، در ادامه، نتایج حاصل از اجرای این روش آورده شده است.



نمودار ۱- فرآیند کاهش خطا برای مرحله آموزش در معماری‌های

CNN مختلف

منبع: یافته‌های پژوهش

بر اساس نتایج دقت مدل شبکه عصبی پیش‌بینی در معماری سوم بالاتر از معماری اول و دوم است. بر این اساس فرآیند کاهش خطا در مرحله آموزش معماری منتخب با تکرار ۱۰۰ مرتبه بهینه‌سازی در نمودار ۱ مشخص است.

۴.۲. برآورد پارامترهای مدل

در این پژوهش برای برآورد پارامترهای مدل از روش بیزین استفاده می‌شود که در آن مقادیر اولیه برای پارامترها به‌عنوان توزیع پیشین تعیین می‌شود و این مقادیر اولیه با نتایج برآورد حداکثر درست‌نمایی بر اساس داده‌های واقعی ترکیب می‌شود. اگر اطلاعات اولیه در توزیع پیشین کامل و دقیق بوده و تخمین حداکثر درست‌نمایی نتواند کمکی به تخمین مدل کند روش بیزین تبدیل به کالبراسیون می‌شود؛ اما اگر اطلاعات توزیع پیشین کاملاً نادرست و غیردقیق بوده باشد روش بیزین تبدیل به روش حداکثر درست‌نمایی می‌شود. در حالت بینابینی روش بیزین تلفیقی از دو روش کالبراسیون و حداکثر درست‌نمایی است. برای محاسبه مقادیر لگاریتم خطی شده متغیرها (انحراف از وضعیت

نتایج اجرای الگوریتم شبکه عصبی پیش‌بینی با لحاظ کردن لایه حذف تصادفی و ادغام بیشینه به شرح جداول ۱۳ و ۱۴ است.

جدول ۱۳- خطای اجرای معماری سوم شبکه عصبی پیش‌بینی به تفکیک پارامترهای مختلف با تابع فعال‌سازی یک‌سوساز

تابع فعال‌سازی یک‌سوساز	نوع خطا	تعداد فیلتر		
		۶۴	۱۲۸	۲۵۶
۳۲	SMAPE	۱/۵۵	۱/۵۵	۶/۱۲
	RMSE	۲/۱۲	۲/۰۴	۶/۳۵
	SMAPE	۲/۴۳	۱/۳۱	۱/۲۶
	RMSE	۳/۲۰	۱/۸۴	۱/۸۰
۶۴	SMAPE	۲/۰۲	۱/۹۹	۱/۶۵
	RMSE	۲/۵۵	۲/۵۸	۲/۱۲
اندازه دسته		۱۲۸		

منبع: یافته‌های پژوهش

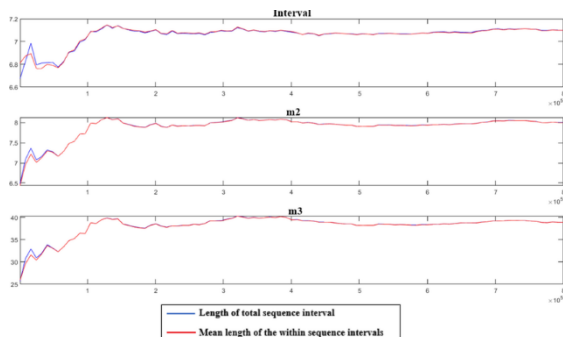
جدول ۱۴- خطای اجرای معماری سوم شبکه عصبی پیش‌بینی به تفکیک پارامترهای مختلف با تابع فعال‌سازی تانژانت هیپربولیک

تابع فعال‌سازی تانژانت هیپربولیک	نوع خطا	تعداد فیلتر		
		۶۴	۱۲۸	۲۵۶
۳۲	SMAPE	۱/۷۵	۱/۷۶	۶/۹۱
	RMSE	۲/۳۹	۲/۳۰	۷/۱۷
	SMAPE	۲/۷۴	۱/۴۷	۲/۲۵
	RMSE	۳/۶۱	۲/۰۸	۲/۹۲
۶۴	SMAPE	۲/۳۱	۱/۴۲	۱/۸۵
	RMSE	۲/۸۸	۲/۰۳	۲/۳۹
اندازه دسته		۱۲۸		

منبع: یافته‌های پژوهش

نتایج به‌دست‌آمده از اجرای معماری سوم حاکی از آن است که ترکیب پارامترها با اندازه دسته ۶۴، تعداد فیلتر ۲۵۶ و با تابع فعال‌سازی یک‌سوساز بهترین دقت پیش‌بینی را در این بخش دارد. بر اساس نتایج دقت منتخب معماری سوم شبکه عصبی پیش‌بینی نسبت به روش‌های دیگر بالاتر است. مقادیر مجذور میانگین مربعات خطای نرمال برای هر سه روش کمتر از سطح ۰/۰۵ است که نشان از برازش مناسب الگوریتم‌های مذکور دارد. در ادامه به‌منظور بررسی رابطه بین مقدار واقعی رفتار بازیکنان و مقدار پیش‌بینی‌شده از ضریب همبستگی پیرسون استفاده شده است که نتایج آن در جدول ۱۵، آورده شده است. با توجه به اینکه سطح معناداری برای هر سه روش از سطح خطای یک درصد کمتر است، وجود همبستگی بین مقدار واقعی رفتار بازیکنان و مقدار پیش‌بینی شده به لحاظ آماری تأیید شده است.

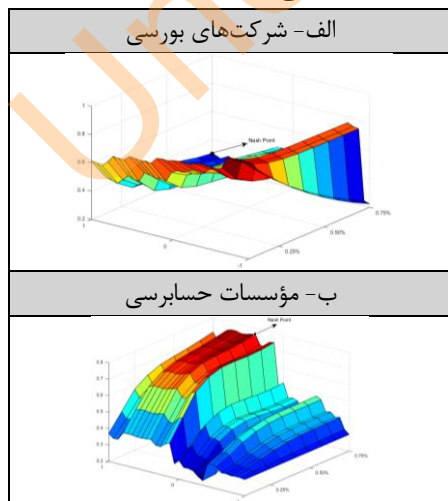
بر اساس مقادیر ویژه از ماتریس واریانس-کوواریانس هر پارامتر ارائه می‌دهد. اگر شباهت در نمودارها وجود نداشته باشد می‌توان نتیجه گرفت که توزیع‌های پیشین درست نیست و باید تخمین‌های پیشین جدید در نظر گرفت یا تعداد شبیه‌سازی را بالا برد. همان طور که در نمودار ۲، نشان داده شده است این دو منحنی به سمت یکدیگر همگرا شده‌اند که بیان‌گر خوبی برازش مدل است:



نمودار ۲- آزمون تشخیصی چند متغیره بروکز و گلن^۴

۴.۳. تعادل و سناریوسازی

پس از انجام کالیبراسیون پارامترهای مدل، در این بخش تعادل رفتاری اولیه میان سه بازیگر اصلی موردبررسی قرار می‌گیرد. هدف از این مرحله، شناسایی وضعیت اولیه سیستم پیش از اعمال سناریوهای اخلاقی و سپس مقایسه آن با وضعیت سیستم پس از اعمال سناریوهای اخلاقی مبتنی بر کنترل رشوه است. نمودار ۳، وضعیت تعادل اولیه رفتار بازیکنان را نشان می‌دهد. این تعادل بر اساس ضرایب و مقادیر کالیبره شده مدل و از طریق حل معادلات پویایی مربوط به رفتار هر یک از بازیگران به دست آمده و نشان‌دهنده وضعیت پایه سیستم در شرکت‌های بورسی، موسسات حسابرسی و ناظر است.



پایدار متغیرها)، با استفاده از روش بلانچارد - کوآ^۱ استخراج گردیده است. در جدول ۱۶، توزیع و میانگین پیشین و پسین پارامترهای مدل گزارش شده است که مقادیر میانگین پسین، برآورد پارامترهای مدل با استفاده از روش بیزین را نشان می‌دهد:

جدول ۱۶- توزیع پارامترهای مدل

نماد	توزیع پارامتر	توزیع پیشین و پسین پارامترهای مدل			
		فرم توزیع	میانگین پیشین	میانگین پسین	توزیع پسین
C_1	بتا		۰/۱۶۱	۰/۱۷۸	۰/۸۰۱
C_2	گاما		۰/۱۹۱	۰/۳۰۲	۰/۷۱۱
C_3	گاما		۰/۲۳۹	۰/۳۰۱	۰/۹۲۳
C_4	گاما		۰/۱۶۳	۰/۱۶۹	۰/۸۵۳
p_1	بتا		۰/۱۳۹	۰/۱۴۲	۰/۷۱۴
p_2	نرمال		۰/۱۱۲	۰/۱۳۹	۰/۸۴۷
k	نرمال		۰/۱۵۸	۰/۱۷۷	۰/۷۹۳
اکایی اخلاقی	نرمال		۰/۱۸۸	۰/۱۹۲	۰/۹۲۴
فضاوت اخلاقی	نرمال		۰/۱۰۳	۰/۱۱۱	۰/۷۲۹
فقد اخلاقی	نرمال		۰/۱۲۷	۰/۱۳۶	۰/۷۱۹
رفتار اخلاقی	نرمال		۰/۱۴۸	۰/۱۵۴	۰/۸۱۶
شدت اخلاقی	نرمال		۰/۱۸۶	۰/۱۹۰	۰/۹۲۸

یکی از نتایج مهم آزمون رویکردهای پویا، آزمون تشخیصی زنجیره مارکوف مونت کارلو^۲، است که نشان می‌دهد مشکلی در تخمین پارامترهای الگو وجود ندارد و تخمین‌ها قابل اتکاء هستند. نرم‌افزار داینر چندین بار مدل‌سازی متروپولیس هستینگز را انجام می‌دهد و هر بار کار خود را از یک نقطه آغاز می‌کند. اگر نتایج این زنجیره‌ها منطقی باشد، باید رفتار آن‌ها شبیه هم بوده و یا به سمت یکدیگر همگرا شوند. داینر سه شاخص Interval، m2، m3 را در نموداری مجزا ارائه می‌دهد که به ترتیب بیان‌گر فاصله اطمینان ۸۰ درصدی از میانگین، واریانس و گشتاور سوم پارامترهاست. نمودارهای استخراجی با عنوان تشخیص چند متغیره^۳ همین نمودارها با ماهیت مشابه هستند که شناخت کلی

¹ Blanchard & Quah

² Markov Chain Monte Carlo

³ Multivariate Diagnostic

⁴ Brooks & Gelman

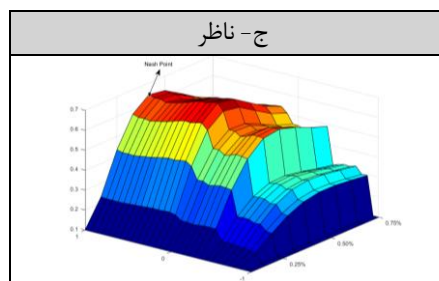
همچنین، اعداد محور عمودی نشان‌دهنده میزان احتمال یا شدت اثرگذاری اجرای آن سیاست بر پیامدهای بازی و جهت‌گیری رفتاری هر یک از بازیگران است. بر این اساس، افزایش مقدار شاخص در جهت مطلوب نشان می‌دهد که مداخله اخلاقی توانسته است رفتار بازیگر را به سمت استراتژی مطلوب هدایت کند.

مقایسه نتایج نمودار ۳ و ۴ نشان می‌دهد که افزایش سازه‌های اخلاقی (سازه‌های مرتبط با کنترل رشوه)، موجب بهبود رفتار سیستم شده است. به‌طور مشخص، اعمال این سناریوها باعث کاهش گرایش شرکت‌های بورسی به تقلب، افزایش تمایل مؤسسات حسابرسی به انجام حسابرسی دقیق و تقویت رفتار نظارتی ناظر بازار سرمایه شده است؛ بنابراین، اخلاق در هر سه سطح سناریویی توانسته است بر شدت و جهت استراتژی‌های انتخابی همه بازیگران اثرگذار باشد. باین‌حال، شدت اثرگذاری اخلاقی بر بازیگران یکسان نبوده است.

جدول ۱۷- جدول عددی سناریوها

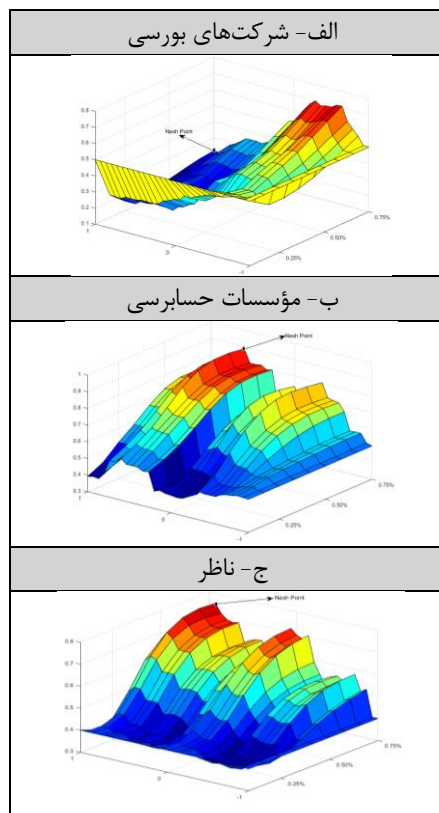
شدت سیاست اخلاقی	تغییر در رفتار شرکت‌ها (کاهش تقلب)	تغییر در رفتار حسابرسان (افزایش حسابرسی دقیق)	تغییر در رفتار ناظر (افزایش نظارت)
افزایش ۲۵ درصد	۱۱/۴ درصد	۱۷/۷ درصد	۷/۲ درصد
افزایش ۵۰ درصد	۲۴/۸ درصد	۳۷/۴ درصد	۱۴/۴ درصد
افزایش ۷۵ درصد	۳۸/۲ درصد	۵۷/۱ درصد	۲۳/۶ درصد

شدت اثرگذاری سناریوها در جدول ۱۷ به تفکیک هر بازیگر ارائه شده است. بیش‌ترین تأثیرپذیری در سطح ۵۰ درصد مربوط به مؤسسات حسابرسی (۳۷/۴ درصد) سپس شرکت‌های بورسی (۲۴/۸ درصد) و در نهایت ناظر (۱۴/۴ درصد) است. در سطح ۲۵ و ۷۵ درصد نیز این روند افزایشی گزارش شده است. این مقادیر از شبیه‌سازی مونت کارلو با پارامترهای کالیبره‌شده بیزی استخراج شده‌اند. جدول ۱۷ نشان می‌دهد که مؤسسات حسابرسی به دلیل ارتباط مستقیم با انگیزه‌های رشوه، حساس‌ترین بازیگر به تغییرات اخلاقی هستند، درحالی‌که رفتار ناظر علاوه بر مؤلفه‌های اخلاقی، به عوامل نهادی و قانونی نیز وابسته است که شدت اثرپذیری آن‌ها را کاهش می‌دهد. به دلیل اینکه پارامتر رشوه در مدل، مستقیماً به ابعاد اخلاقی گره خورده است و مؤسسات حسابرسی، بازیگری هستند که این پارامتر در سود آن‌ها به‌صورت مثبت (درآمد رشوه) و منفی (جریمه) ظاهر می‌شود؛ بنابراین، هرگونه تغییر در مؤلفه‌های اخلاقی، اولین و بیشترین اثر را بر سود موردانتظار حسابرسان می‌گذارد.



نمودار ۳- تعادل اولیه رفتار بازیکنان

در نمودار ۳، مقادیر ۱، صفر و ۱- به ترتیب بیانگر حرکت بازیگر به سمت اتخاذ استراتژی افزایشی/ مثبت، عدم تغییر یا خنثی بودن استراتژی و اتخاذ استراتژی کاهش/ منفی هستند. به بیان دیگر، مقدار ۱ نشان‌دهنده گرایش بازیگر به اجرای بیشتر استراتژی مطلوب، مقدار صفر نشان‌دهنده نبود تغییر معنادار و مقدار ۱- نشان‌دهنده حرکت به سمت کاهش یا عدم اجرای آن استراتژی است. پس از استخراج تعادل اولیه، در گام بعدی اثر افزایش سازه‌های اخلاقی مبتنی بر رشوه بر رفتار بازیکنان وارد مدل شد. نتایج حاصل از سناریوسازی اثر افزایش سازه‌های اخلاقی مبتنی بر رشوه را بر رفتار سه بازیگر نشان می‌دهد.



نمودار ۴- تأثیر سازه‌های اخلاقی مبتنی بر رشوه بر رفتار بازیکنان در نمودارهای مربوط به سناریوهای اخلاقی، مقادیر ۲۵ درصد، ۵۰ درصد و ۷۵ درصد بیانگر شدت اجرای سیاست اخلاقی هستند.

لحاظ گردد. همچنین سه رویکرد یادگیری عمیق شامل شبکه عصبی پیچشی، شبکه حافظه بلندمدت-کوتاه مدت، شبکه بازگشتی و پرسپترون چندلایه برای مدل‌سازی و پیش‌بینی انتخاب‌های استراتژیک بازیگران به کار گرفته شدند. یافته‌ها نشان داد که مدل شبکه عصبی پیچشی با دقت و کارایی بالاتری نسبت به سه رویکرد دیگر، الگوهای غیرخطی و پیچیده تعاملات رفتاری را آشکار می‌سازد.

یکی از یافته‌های کلیدی این پژوهش، شناسایی یک دام تعادلی در غیاب مداخلات اخلاقی است. تحلیل پایداری نشان داد در شرایط پایه، سیستم به‌سوی یک تعادل پایدار تکاملی جذب می‌شود که در آن شرکت‌ها استراتژی تقلب، حساب‌رسان استراتژی حساب‌رسی ضعیف و ناظر استراتژی نظارت فعال را انتخاب می‌کنند. این یافته نشان می‌دهد که صرفاً وجود نظارت، بدون اصلاح ساختار انگیزه‌های اقتصادی و تقویت سازه‌های اخلاقی، نمی‌تواند رفتارهای فرصت‌طلبانه را مهار کند. باین‌حال، نتایج سناریوسازی تأکید می‌کند که اعمال سیاست‌های مبتنی بر ارزش‌های اخلاقی، به‌ویژه کاهش انگیزه‌های رشوه و تقویت شاخص‌های اخلاقی، می‌تواند سیستم را از این دام تعادلی خارج کرده و به سمت تعادل مطلوب‌تری هدایت کند که در آن، شرکت‌ها گرایش به تقلب را کاهش داده، حساب‌رسان به‌سوی حساب‌رسی دقیق حرکت کرده و ناظر نظارت مؤثرتری اعمال می‌کند؛ بنابراین، اگرچه در غیاب مداخلات اخلاقی، تقلب یک تعادل تکاملی پایدار است، اما طراحی سیاست‌های اخلاقی می‌تواند این تعادل را شکسته و سیستم را به سمت کاهش تقلب از طریق اخلاق هدایت کند. این یافته تأکید می‌کند که اخلاق نه‌تنها یک متغیر هنجاری، بلکه یک ابزار راهبردی برای اصلاح پویایی‌های رفتاری در بازار سرمایه محسوب می‌شود.

تحلیل تعادل‌های تکاملی نشان داد که افزایش وضعیت اخلاقی به‌عنوان پارامتری کلیدی، بیش‌ترین تأثیر را بر ارتقای حساب‌رسی دقیق در مؤسسات و به ترتیب بر کاهش انگیزه‌های تقلب در شرکت‌ها و بهبود کارایی نظارت در سازمان بورس داشته است. به‌عبارت دیگر، در بلندمدت، تقویت رویکردهای مبتنی بر ارزش-های اخلاقی نه‌تنها مکملی برای سازوکارهای تنبیهی و نظارتی محسوب می‌شود، بلکه در بسیاری از سناریوها، بازدارندگی عمیق‌تر و پایدارتری نسبت به جریمه‌های صرفاً مالی ایجاد می‌کند.

یکی از مهم‌ترین تمایزهای این پژوهش نسبت به مطالعات پیشین، در گسترش تحلیل از روابط دوجانبه به تعاملات سه‌جانبه است.

پس از مؤسسات حساب‌رسی، بیش‌ترین اثر بر شرکت‌های بورسی مشاهده شده است. این موضوع نشان می‌دهد که تقویت اخلاق می‌تواند انگیزه شرکت‌ها برای حرکت به سمت رفتارهای فرصت‌طلبانه و تقلب‌آمیز را کاهش دهد. درنهایت، اثرگذاری سازه‌های اخلاقی بر ناظر بازار سرمایه نیز مثبت بوده است، اما شدت آن نسبت به دو بازیگر دیگر کمتر مشاهده شده است. این تفاوت می‌تواند ناشی از آن باشد که رفتار ناظر علاوه بر مؤلفه‌های اخلاقی، به عوامل نهادی، قانونی، ساختار انگیزشی و هزینه‌های اجرای نظارت نیز وابسته است. بر این اساس، می‌توان نتیجه گرفت که سازه‌های اخلاقی مبتنی بر رشوه نقش تعدیل‌کننده مهمی در تعادل رفتاری بازیگران دارند. این سازه‌ها با کاهش انگیزه‌های انحرافی و افزایش تمایل به اجرای رفتارهای حرفه‌ای، موجب حرکت سیستم به سمت تعادل مطلوب‌تر می‌شوند.

نتایج ارائه‌شده به‌وضوح نشان می‌دهد که افزایش سازه‌های اخلاقی (به‌ویژه کاهش انگیزه‌های رشوه)، سیستم را از دام تعادلی پایه (نقطه F) خارج کرده و به سمت تعادل‌های جدیدی هدایت می‌کند که در آن‌ها شرکت‌های بورسی گرایش به تقلب را کاهش می‌دهند، مؤسسات حساب‌رسی به‌سوی حساب‌رسی دقیق حرکت می‌کنند و ناظر بازار سرمایه نظارت مؤثرتری اعمال می‌کند. به‌عبارت دیگر، اگرچه در غیاب مداخلات اخلاقی، تقلب یک تعادل تکاملی پایدار است، اما طراحی سیاست‌های مبتنی بر ارزش‌های اخلاقی و کنترل رشوه، می‌تواند این تعادل را بشکند و سیستم را به سمت کاهش تقلب از طریق اخلاق هدایت می‌کند. این یافته تأکید می‌کند که اخلاق نه‌تنها یک متغیر هنجاری، بلکه یک ابزار راهبردی برای اصلاح پویایی‌های رفتاری در بازار سرمایه محسوب می‌شود.

۵. بحث و نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر باهدف مدل‌سازی پویایی‌های تقلب گزارشگری مالی در چارچوبی ترکیبی از نظریه بازی‌های تکاملی سه‌جانبه و الگوریتم‌های یادگیری عمیق طراحی و اجرا شد. در این مدل، تعاملات راهبردی میان سه بازیگر اصلی شرکت‌های بورسی، مؤسسات حساب‌رسی و سازمان بورس به‌عنوان ناظر، در قالب یک بازی تکاملی فرموله گردید. کالیراسیون پارامترهای مدل با بهره‌گیری از رویکرد بیزین و شبیه‌سازی متروپولیس-هستینگز انجام شد تا انحرافات تصادفی و عدم قطعیت‌های رفتاری نیز در تحلیل

مدل‌سازی تعاملات راهبردی و پویای بازیگران از طریق تلفیق نظریه بازی‌های تکاملی، شبکه عصبی و کالبراسیون بیزی نپرداخته‌اند.

بر اساس یافته‌های فوق، پیشنهاد‌های سیاستی در چهار سطح کلان قابل‌ارائه است: در سطح نهادی، تقویت سیستم‌های مدیریت انطباق داخلی در شرکت‌ها، ایجاد بسترهای اشتراک‌گذاری لحظه‌ای داده‌های حسابرسی میان ناظر و مؤسسات و بازطراحی سازوکارهای پاسخگویی با اعمال مجازات‌های بازدارنده (نظیر ممنوعیت فعالیت) برای موارد تبانی، ضروری به نظر می‌رسد. در سطح انگیزشی، اصلاح ساختار قراردادهای پاداش به‌گونه‌ای که صرفاً بر حداکثر سازی سود کوتاه‌مدت متمرکز نباشد، می‌تواند از بروز مخاطرات اخلاقی ناشی از ریسک‌پذیری بی‌رویه جلوگیری کند و در مقابل طراحی مشوق‌های مادی و معنوی برای حسابرسان و مدیرانی که سطح بالاتری از شفافیت و پایبندی اخلاقی ارائه می‌دهند به‌عنوان مکملی کارآمد، رفتارهای مطلوب را تقویت می‌نماید. در سطح آموزشی و فرهنگی، برنامه‌ریزی برای دوره‌های ضمن خدمت مستمر با محوریت تصمیم‌گیری اخلاقی و آشنایی با مباحث اقتصاد اطلاعات (مخاطرات اخلاقی و انتخاب نادرست)، به‌منظور ارتقای شناخت حرفه‌ای حسابرسان از پیامدهای رفتاری خود و هم‌چنین فرهنگ‌سازی مبتنی بر ارزش‌های اخلاقی و دینی در سطح سازمان‌ها، می‌تواند هزینه‌های نظارتی را کاهش داده و اعتماد را در بازار سرمایه نهادینه سازد. در سطح فناورانه، استفاده از رویکردهای غیرخطی و یادگیری عمیق به‌ویژه شبکه عصبی پیچشی در طراحی سامانه‌های هشداردهنده زودهنگام تقلب پیشنهاد می‌گردد. این سامانه‌ها می‌توانند از طریق یکپارچه‌سازی با پایگاه‌های داده گزارشگری مالی سازمان بورس و اوراق بهادار، الگوهای غیرمتعارف در صورت‌های مالی شرکت‌های پذیرفته‌شده را به‌صورت برخط شناسایی کرده و به‌عنوان ابزار پشتیبان تصمیم‌گیری در اختیار ناظران بازار سرمایه قرار گیرند. محدودیت این تحقیق، به بافتار نهادی خاص پژوهش بازمی‌گردد. داده‌های این مطالعه از سه جامعه گردآوری‌شده است. با توجه به ویژگی‌های منحصر به فرد محیط کسب‌وکار ایران (نظیر ساختار متمرکز نظارت، تحریم‌های اقتصادی و نقش پررنگ دولت در بازار سرمایه)، تعمیم‌پذیری نتایج به سایر بازارهای توسعه‌یافته یا درحال توسعه با ساختارهای نهادی متفاوت، نیازمند احتیاط است. لذا پیشنهاد می‌شود پژوهش‌های آتی با تکرار مطالعه در بافتارهای نهادی مختلف (کشورهای منطقه یا بازارهای نوظهور مشابه)، به بررسی نقش

درحالی‌که اغلب پژوهش‌های کلاسیک همچون فیچ و شیوداسانی^۱ (۲۰۰۷) و مطالعات داخلی مشابه صرفاً به رابطه شرکت و حسابرس بسنده کرده و نقش نهاد ناظر را به‌عنوان یک بازیگر مستقل و تأثیرگذار در مدل‌های خود لحاظ نکرده‌اند، مطالعه حاضر نشان داد که ورود ناظر به‌عنوان سومین بازیگر، می‌تواند تعادل‌های پایدار سیستم را به‌گونه‌ای تغییر دهد که در غیاب او قابل پیش‌بینی نبود. این موضوع به‌ویژه در بازارهای سرمایه با ساختار نظارتی متمرکز همچون ایران از اهمیت مضاعفی برخوردار است. تمایز دوم، در رویکرد روش‌شناختی نهفته است. پژوهش‌های پیشین در حوزه تشخیص و پیش‌بینی تقلب، غالباً بر مدل‌های رگرسیونی خطی، شبکه‌های عصبی مصنوعی ساده یا الگوریتم‌های داده‌کاوی پایه (درخت تصمیم و شبکه‌های بیزی) استوار بوده‌اند. اما این پژوهش از محدود مطالعاتی است که با بهره‌گیری از لایه‌های عمیق شبکه‌های عصبی که توانایی استخراج ویژگی‌های نهفته و روابط غیرخطی را در مقیاسی وسیع دارند، گامی فراتر از مدل‌های صرفاً آماری برداشت و نشان داد که این رویکردها تفسیرپذیری و دقت بالاتری در مواجهه با پیچیدگی‌های رفتاری دنیای واقعی دارند. تمایز سوم، محوریت دادن به متغیرهای رفتاری و اخلاقی در کنار متغیرهای اقتصادی و نهادی است. درحالی‌که اغلب مطالعات مانند کارپوف و همکاران (۲۰۰۸) و دیچو و همکاران (۲۰۱۰)، عمدتاً بر عواملی نظیر جریمه‌ها، هزینه‌های نمایندگی و فشارهای بازار سهام متمرکز بوده‌اند، این پژوهش نشان داد که شاخص‌های اخلاقی برگرفته از مدل‌های تصمیم‌گیری اخلاقی، در بلندمدت از قدرت تبیین‌کنندگی بالاتری نسبت به بسیاری از متغیرهای صرفاً مالی برخوردارند و تمایز چهارم، به روش کالبراسیون پارامترها بازمی‌گردد؛ جایی که بسیاری از مدل‌های بازی تکاملی در ادبیات حسابداری، پارامترهای خود را یا به‌صورت فرضی تعیین کرده یا مبتنی بر داده‌های مقطعی و ایستا تخمین زده‌اند، پژوهش حاضر با به‌کارگیری رویکرد بیزین و شبیه‌سازی مونت‌کارلو، امکان به‌روزرسانی پویای پارامترها و در نظر گرفتن توزیع‌های احتمالاتی را فراهم آورده که به تعمیم‌پذیری و اعتبار بالاتر مدل انجامیده است. مطالعاتی مانند باتاچاریا و میکوویچ^۲ (۲۰۲۴) با بهره‌گیری از مدل‌های مبتنی بر یادگیری ماشین و شبکه‌های عصبی، بر افزایش دقت کشف تقلب گزارشگری مالی تمرکز داشته‌اند؛ باین‌حال، این مطالعات عمدتاً رویکردی ایستا و مبتنی بر طبقه‌بندی داده‌ها اتخاذ کرده‌اند و به

^۱ Fich & Shivdasani

^۲ Bhattacharya & Mickovic

<https://hbr.org/2002/11/why-good-accountants-do-bad-audits>

- Bekius, F., & Gomes, S. L. (2023). A framework to design game theory-based interventions for strategic analysis of real-world problems with stakeholders. *European Journal of Operational Research*, 309(2), 925–938. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2023.01.046>
- Benos, L., Tagarakis, A. C., Dolias, G., Berruto, R., Kateris, D., & Bochtis, D. (2021). Machine learning in agriculture: A comprehensive updated review. *Sensors*, 21(11), 3758. <https://doi.org/10.3390/s21113758>
- Bhattacharya, I., & Mickovic, A. (2024). Accounting fraud detection using contextual language learning. *International Journal of Accounting Information Systems*, 53, 100682. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2024.100682>
- Bin Hidthir, M. H., Khan, A. A., Junoh, M. Z. M., Yusof, M. F. B., & Ahmad, Z. (2025). Development of the financial composite index for MENA region: A two-staged principal components analysis. *SAGE Open*, 15(1). <https://doi.org/10.1177/21582440251320484>
- Boiral, O., Heras-Saizarbitoria, I., & Brotherton, M. C. (2019). Assessing and improving the quality of sustainability reports: The auditors' perspective. *Journal of Business Ethics*, 155(3), 703–721. <https://doi.org/10.1007/s10551-017-3516-4>
- Boostani, F., & Darabi, R. (2023). Detection of factors affecting the ranking of auditing firms [In Persian]. *Financial Accounting and Auditing Research*, 15(58), 1–20. <https://doi.org/10.30495/faar.2023.699787>
- Castillo, O., Valdez, F., Melin, P., & Ding, W. (2024). A survey on type-3 fuzzy logic systems and their control applications. *IEEE/CAA journal of automatica sinica*, 11(8), 1744–1756. <https://doi.org/10.1109/jas.2024.124530>
- Chen, Y., Zhao, C., Xu, Y., Nie, C., & Zhang, Y. (2025). Deep learning in financial fraud detection: Innovations, challenges, and applications. *Data Science and Management*. <https://doi.org/10.1016/j.dsm.2025.08.002>
- Christmann, R., & Klein, D. (2024). Game theory, compliance, and corporate criminal liability: Insights from a three-player inspection game. *Decision Analytics Journal*, 11, 100431. <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2024.100431>
- Coffee, J. C., Jr. (2006). *Gatekeepers: The professions and corporate governance*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oso/9780199288090.001.0001>

قضایی، سطح توسعه‌یافتگی بازار سرمایه، فرهنگ ملی و فشارهای سیاسی) بر روابط شناسایی‌شده در این مدل بپردازند. بازیگران دیگری همچون سرمایه‌گذاران نهادی، تحلیلگران مالی و رسانه‌ها نیز می‌توانند بر پویایی‌های تقلب مالی تأثیرگذار باشند، توسعه مدل به حالت چهارجانبه یا پنج‌جانبه و بررسی تعاملات چندلایه مؤثر بر شفافیت گزارشگری مالی، می‌تواند افق‌های جدیدی را در این حوزه بگشاید و به طراحان سیاست‌های نظارتی در طراحی نظام‌های بازدارنده جامع‌تر یاری رساند.

منابع

- Alizadegan, L., Samadi Largani, M., & Imeni, M. (2022). The effect of personality type and professional ethics on auditors' ability to detect fraud using the theory of planned behavior by the role of professional skepticism [In Persian]. *Financial Accounting and Auditing Research*, 14(54), 1–22. <https://doi.org/10.30495/faar.2022.693669>
- Al-Selwi, S. M., Hassan, M. F., Abdulkadir, S. J., Muneer, A., Sumiea, E. H., Alqushaibi, A., & Ragab, M. G. (2024). RNN-LSTM: From applications to modeling techniques and beyond—Systematic review. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 36(5), 102068. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2024.102068>
- Amiram, D., Bozanic, Z., Cox, J. D., Dupont, Q., Karpoff, J. M., & Sloan, R. (2018). Financial reporting fraud and other forms of misconduct: A multidisciplinary review of the literature. *Review of Accounting Studies*, 23(2), 732–783. <https://doi.org/10.1007/s11142-017-9435-x>
- Anugerah, R., Sari, R. N., & Frostiana, R. M. (2011). The relationship between ethics, expertise, audit experience, fraud risk assessment and audit situational factors and auditor professional skepticism. In *International Symposium on Finance and Accounting*. https://www.academia.edu/108338025/The_Relationship_Between_Ethics_Expertise_Audit_Experience_Fraud_Risk_Assessment_and_Audit_Situational_Factors_on_Auditor_Professional_Scepticism
- Banimahd, B., & Rezaei, F. (2021). Organizational justice and ethical whistle-blowing in audit profession [In Persian]. *Ethics in Science and Technology*, 16(2), 156–161. <https://ethicsjournal.ir/article-1-2300-en.html>
- Bazerman, M. H., Loewenstein, G., & Moore, D. A. (2002). Why good accountants do bad audits. *Harvard Business Review*, 80(11), 96–103.

- Friedman, J. W. (1983). *Oligopoly Theory*.>> Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/cbo9780511571893>
- Friedrich, C., Quick, R., & Schmidt, F. (2024). Auditor-provided non-audit services and perceived audit quality: Evidence from the cost of equity and debt capital. *International Journal of Auditing*, 28(2), 388–407. <https://doi.org/10.1111/ijau.12297>
- Gao, H., Kou, G., Liang, H., Zhang, H., Chao, X., Li, C. C., & Dong, Y. (2024). Machine learning in business and finance: a literature review and research opportunities. *Financial Innovation*, 10(1), 86. <https://doi.org/10.1186/s40854-024-00629-z>
- Gao, P., Zhang, R., & Yang, X. (2020). The application of stock index price prediction with neural network. *Mathematical and Computational Applications*, 25(3), 53. <https://doi.org/10.3390/mca25030053>
- Gerakos, J., & Syverson, C. (2015). Competition in the audit market: Policy implications. *Journal of Accounting Research*, 53(4), 725–775. <https://doi.org/10.1111/1475-679x.12087>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A., & Bengio, Y. (2016). *Deep learning* (Vol. 1, No. 2, pp. 1–800). Cambridge: MIT press. https://mcube.lab.nycu.edu.tw/~cfung/docs/books/goodfellow2016deep_learning.pdf
- Graham, J. R., Li, S., & Qiu, J. (2008). Corporate misreporting and bank loan contracting. *Journal of Financial Economics*, 89(1), 44–61. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2007.08.005>
- Gudelek, M. U., Boluk, S. A., & Ozbayoglu, A. M. (2017). A deep learning based stock trading model with 2-D CNN trend detection. In *2017 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)* (pp. 1–8). IEEE. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8285188>
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). Multivariate data analysis. <https://eli.johogo.com/Class/CCU/SEM/ Multivariate%20Data%20Analysis Hair.pdf>
- Hartford, J. S., Wright, J. R., & Leyton-Brown, K. (2016). Deep learning for predicting human strategic behavior. *Advances in neural information processing systems*, 29. <https://www.cs.ubc.ca/~kevinlb/papers/2016-NIPS-Gamenet.pdf>
- Huang, H., Xu, H., Chen, F., Zhang, C., & Mohammadzadeh, A. (2023). An applied type-3 fuzzy logic system: Practical Matlab Simulink and M-files for robotic, control, and modeling applications. *Symmetry*, 15(2), 475. <https://doi.org/10.3390/sym15020475>
- Craft, J. L., & Shannon, K. R. (2025). An examination of the 2012–2022 empirical ethical decision-making literature: A quinary review. *Business Ethics, the Environment & Responsibility*, 34(3), 701–721. <https://doi.org/10.1111/beer.12676>
- Craft, J. L., & Shannon, K. R. (2025). An examination of the 2012–2022 empirical ethical decision-making literature: A quinary review. *Business Ethics, the Environment & Responsibility*, 34(3), 701–721. <https://doi.org/10.1111/beer.12676>
- Dechow, P. M., Ge, W., & Schrand, C. (2010). Understanding earnings quality: A review of the proxies, their determinants and their consequences. *Journal of Accounting and Economics*, 50(2-3), 344–401. <https://doi.org/10.1016/j.jacceco.2010.09.001>
- d'Eon, G., Murad, H., Leyton-Brown, K., & Wright, J. R. (2026, March). ElementaryNet: A Non-Strategic Neural Network for Predicting Human Behavior in Normal-Form Games. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence* (Vol. 40, No. 20, pp. 16779–16786). <https://doi.org/10.1609/aaai.v40i20.38721>
- DeVellis, R. F., & Thorpe, C. T. (2021). *Scale development: Theory and applications* (5th ed.). SAGE Publications. <https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=3500258>
- Ding, S., Jia, C., Li, Y., & Wu, Z. (2010). Reactivity and passivity after enforcement actions: Better late than never. In D. M. Rousseau (Ed.), *Entrepreneurship, governance and ethics* (pp. 337–359). Springer. https://doi.org/10.1007/978-94-007-2926-1_10
- Dyck, A., Morse, A., & Zingales, L. (2010). Who blows the whistle on corporate fraud? *The Journal of Finance*, 65(6), 2213–2253. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2010.01614.x>
- Elsayed, A. (2017). Morality versus sociology theories: Explanation of financial reporting fraud. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3078416>
- Farooq, U., Nasir, A., & Khan, K. I. (2026). Towards a 4P framework of financial statement fraud: A systematic literature review. *International Journal of Management Reviews*, 28(2), e70005. <https://doi.org/10.1111/ijmr.70005>
- Fich, E. M., & Shivdasani, A. (2007). Financial fraud, director reputation, and shareholder wealth. *Journal of financial Economics*, 86(2), 306–336. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2006.05.012>

- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *nature*, 521(7553), 436-444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Li, Y., & Dai, W. (2020). Bitcoin price forecasting method based on CNN-LSTM hybrid neural network model. *The Journal of Engineering*, 2020(13), 344-347. <https://doi.org/10.1049/joe.2019.1203>
- Livieris, I. E., Kiriakidou, N., Stavroyiannis, S., & Pintelas, P. (2021). An advanced CNN-LSTM model for cryptocurrency forecasting. *Electronics*, 10(3), 287. <https://doi.org/10.3390/electronics10030287>
- Livieris, I. E., Kotsilieris, T., Stavroyiannis, S., & Pintelas, P. (2020). Forecasting stock price index movement using a constrained deep neural network training algorithm. *Intelligent Decision Technologies*, 14(3), 313-323. <https://doi.org/10.3233/idt-190035>
- Low, M., Davey, H., & Hooper, K. (2008). Accounting scandals, ethical dilemmas and educational challenges. *Critical Perspectives on Accounting*, 19(2), 222-254. <https://doi.org/10.1016/j.cpa.2006.05.010>
- Lu, G., Yang, O., Wang, Z., Qu, Y., Xia, Y., Tang, D., ... & Li, W. (2025). A survey of deep learning for time series forecasting: Theories, datasets, and state-of-the-art techniques. *Computers, Materials, & Continua*, 85(2), 2403. <https://doi.org/10.32604/cmc.2025.068024>
- Maria, E., Halim, A., & Suwardi, E. (2021). Financial distress, regional independence and corruption: An empirical study in Indonesian local governments. *JASF: Journal of Accounting and Strategic Finance*, 4(1), 54-70. <https://doi.org/10.33005/jasf.v4i1.159>
- Mojadam, A. A., et al. (2024). Providing a model for identifying fraud in financial statements based on psychological components through grounded theory and metacomposition [In Persian]. *Journal of Investment Knowledge*, 15(57), 351-380. <https://doi.org/10.30495/jik.2024.70029.4106>. https://www.jik-ifea.ir/article_23772.html
- Palmrose, Z.-V., Richardson, V. J., & Scholz, S. (2004). Determinants of market reactions to restatement announcements. *Journal of Accounting and Economics*, 37(1), 59-89. <https://doi.org/10.1016/j.jacceco.2003.06.003>
- Pashaei Fashtali, M., et al. (2021). Investigating the effect of professional ethics and personal moral philosophy on auditors' fraud detection capability according to moderating role of professional skepticism [In Persian]. *Journal of Value & Behavioral Accounting*, 5(10), 319-349. <https://doi.org/10.52547/aapc.5.10.319>
- International Auditing and Assurance Standards Board (IAASB). (2006). *Objective and General Principles Governing an Audit of Financial Statements*. International Standard on Auditing 200 (ISA 200). <https://www.icjce.es/images/pdfs/tecnica2/normativainternacional/isa200.pdf>
- International Ethics Standards Board for Accountants. (2024). *Handbook of the International Code of Ethics for Professional Accountants (including International Independence Standards)*. IESBA/IFAC. <https://www.ethicsboard.org/publications/2024-handbook-international-code-ethics-professional-accountants>
- Jones, J. J. (1991). Earnings management during import relief investigations. *Journal of Accounting Research*, 29(2), 193-228. <https://doi.org/10.2307/2491047>
- Kaptein, M. (2011). From inaction to external whistleblowing: The influence of the ethical culture of organizations on employee responses to observed wrongdoing. *Journal of Business Ethics*, 98(3), 513-530. <https://doi.org/10.1007/s10551-010-0591-1>
- Karpoff, J. M., Lee, D. S., & Martin, G. S. (2008a). The consequences to managers for financial misrepresentation. *Journal of Financial Economics*, 88(2), 193-215. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2007.06.003>
- Karpoff, J. M., Lee, D. S., & Martin, G. S. (2008b). The cost to firms of cooking the books. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 43(3), 581-611. <https://doi.org/10.1017/s0022109000004221>
- Karpoff, J. M., Lee, D. S., & Vondrak, V. P. (1999). Defense procurement fraud, penalties, and contractor influence. *Journal of Political Economy*, 107(4), 809-842. <https://doi.org/10.1086/250080>
- Kedia, S., & Philippon, T. (2009). The economics of fraudulent accounting. *The Review of Financial Studies*, 22(6), 2169-2199. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhm016>
- Kennedy, M. C., & O'Hagan, A. (2001). Bayesian calibration of computer models. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 63(3), 425-464. <https://doi.org/10.1111/1467-9868.00294>
- Kim, J., Kim, H., Kim, H., Lee, D., & Yoon, S. (2025). A comprehensive survey of deep learning for time series forecasting: architectural diversity and open challenges. *Artificial Intelligence Review*, 58(7), 216. <https://doi.org/10.1007/s10462-025-11223-9>

- Management, 18(12), 670.
<https://doi.org/10.3390/jrfm18120670>
- Torres, J. F., Hadjout, D., Sebaa, A., Martínez-Álvarez, F., & Troncoso, A. (2021). Deep learning for time series forecasting: a survey. *Big data*, 9(1), 3-21.
<https://doi.org/10.1089/big.2020.0159>
- Trevino, L. K., & Nelson, K. A. (2021). Managing business ethics: Straight talk about how to do it right (8th ed.). John learning. *Nature Human Behaviour*, 9(10), 2114-2120.
<https://www.wiley.com/en-us/shop/general-introductory-business-management/managing-business-ethics-straight-talk-about-how-to-do-it-right-8th-edition-p-9781119711018>
- Treviño, L. K., Weaver, G. R., & Reynolds, S. J. (2006). Behavioral ethics in organizations: A review. *Journal of Management*, 32(6), 951–990.
<https://doi.org/10.1177/0149206306294258>
- USMAN, A., Abdullahi, S. B., Ran, J., Liping, Y., Suleiman, A. A., Daud, H., ... & Sokkalingam, R. (2024). Modeling the Dynamic Behaviors of Bank Account Fraudsters using combined Simultaneous Game Theory with Neural Networks. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-3928159/v1>
- Vallarino, D. (2025). Detecting financial fraud with hybrid deep learning: A mix-of-experts approach to sequential and anomalous patterns. arXiv preprint. <https://arxiv.org/abs/2504.03750>
- Velte, P. (2023). The link between corporate governance and corporate financial misconduct. A review of archival studies and implications for future research. *Management Review Quarterly*, 73(1), 353-411.
<https://doi.org/10.1007/s11301-021-00244-7>
- Viale, R. (Ed.). (2020). *Routledge handbook of bounded rationality*. Routledge.
<https://doi.org/10.4324/9781315658353>
- Wang, Y., Chiu, T., & Vasarhelyi, M. A. (2025). Financial statement fraud prediction system: A deep learning-based approach. *Journal of Forensic Accounting Research*, 10(1), 239–259. <https://doi.org/10.2308/jfar-2024-003>
- Weibull, J. W. (1995). *Evolutionary game theory*. MIT press.
<https://doi.org/10.1086/mre.11.4.42629173>
- Yang, W., Yang, Y., & Chen, H. (2022). How to stimulate Chinese energy companies to comply with emission regulations? Evidence from four-party evolutionary game analysis. *Energy*, 258, 124867.
<https://doi.org/10.1016/j.energy.2022.124867>
- Yu, F., & Yu, X. (2011). Corporate lobbying and fraud detection. *Journal of Financial and*
- Poorzaker Arabani, S., & Ebrahimpour Komleh, H. (2019). The improvement of forecasting ATMS cash demand of Iran banking network using convolutional neural network. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 44(4), 3733-3743. <https://doi.org/10.1007/s13369-018-3647-7>
- Rasmusen, E. (2007). *Games and information: An introduction to game theory* (4th ed.). Blackwell Publishing.
<https://doi.org/10.2307/2233782>
- Rest, J. R. (1986). *Moral development: Advances in research and theory*. Praeger.
<https://doi.org/10.4324/9780203823781-44>
- Rest, J. R. (1994). Background: Theory and research. In J. R. Rest & D. Narváez (Eds.), *Moral development in the professions* (pp. 13–38). Psychology Press.
<https://doi.org/10.4324/9781410601162-6>
- Sandholm, W. H. (2010). *Population games and evolutionary dynamics*. MIT press.
<https://doi.org/10.1086/671553>
- Sayal, K., & Singh, G. (2020). What role does human behaviour play in corporate frauds? *Economic and Political Weekly*, 55(26-27). <https://www.epw.in/engage/article/insidious-role-human-behaviour-corporate-frauds>
- Seifert, D. L., Stammerjohan, W. W., & Martin, R. B. (2014). Trust, organizational justice, and whistleblowing: A research note. *Behavioral Research in Accounting*, 26(1), 157–168.
<https://doi.org/10.2308/bria-50587>
- Skousen, C. J., Smith, K. R., & Wright, C. J. (2009). Detecting and predicting financial statement fraud: The effectiveness of the fraud triangle and SAS No. 99.
<https://doi.org/10.2139/ssrn.1295494>
- Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Salakhutdinov, R. (2014). Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting. *The journal of machine learning research*, 15(1), 1929-1958.
<https://www.cs.toronto.edu/~rsalakhu/papers/srivastava14a.pdf>
- Stepanik, M. (2023). LSTM model predicting outcome of strategic thinking task exhibits representations of level-k thinking. arXiv preprint arXiv:2311.17211.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2311.17211>
- Szabó, G., & Bunth, G. (2018). Social dilemmas in multistrategy evolutionary potential games. *Physical Review E*, 97(1), 012305.
<https://doi.org/10.1103/physreve.97.012305>
- Thalassinos, E., Parveen, S., Mughal, R., Zada, H., & Ahmed, S. (2025). PCA-based investor attention index and its impact on the KSE-100 excess returns. *Journal of Risk and Financial*

- Quantitative Analysis*, 46(6), 1865–1891.
<https://doi.org/10.1017/s0022109011000457>
- Yu, G., & Luo, Z. (2025). Financial fraud detection using a hybrid deep belief network and quantum optimization approach. *Discover Applied Sciences*, 7(5), 454.
<https://doi.org/10.1007/s42452-025-06999-y>
- Yusof, N., Hashim, N. L., & Hussain, A. (2022, August). A review of fuzzy Delphi method application in human-computer interaction studies. In *AIP Conference proceedings* (Vol. 2472, No. 1, p. 040026). AIP Publishing LLC.
<https://doi.org/10.1063/5.0094417>
- Zhou, T., Song, Z., & Sundmacher, K. (2019). Big data creates new opportunities for materials research: A review on methods and applications of machine learning for materials design. *Engineering*, 5(6), 1017–1026.
<https://doi.org/10.1016/j.eng.2019.02.011>
- Zhu, H., Vigren, O., & Söderberg, I.-L. (2024). Implementing artificial intelligence empowered financial advisory services: A literature review and critical research agenda. *Journal of Business Research*, 174, 114494.
<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2023.114494>
- Zhu, J. Q., Peterson, J. C., Enke, B., & Griffiths, T. L. (2025). Capturing the complexity of human strategic decision-making with machine learning. *Nature Human Behaviour*, 9(10), 2114–2120. machine learning. *Nature Human Behaviour*, 9(10), 2114–2120.
<https://doi.org/10.1038/s41562-025-02230-5>
- Zizzo, D. J., & Sgroi, D. (2000). *Bounded-rational behavior by neural networks in normal form games*.
<https://www.nuff.ox.ac.uk/Economics/papers/2000/w30/ZizzoSgroi.pdf>
- Zong, S., Bierly, A., Boker, A., & Eldardiry, H. (2025). Accuracy, Memory Efficiency and Generalization: A Comparative Study on Liquid Neural Networks and Recurrent Neural Networks. *arXiv preprint arXiv:2510.07578*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2510.07578>