

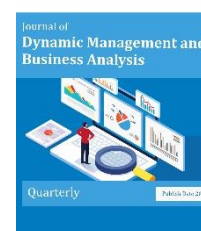


Journal Website

Article history:
Received 24 July 2025
Revised 11 December 2025
Accepted 18 December 2025
Initial Publication 23 December 2025
Final Publication 22 June 2026

Dynamic Management and Business Analysis

Volume 5, Issue 2, pp 1-25



E-ISSN: 3041-8933

Fitting a Sustainable Financial Development Model for Banks with Emphasis on Artificial Intelligence and Green Financing

Seyed Mehdi. Rezaeizad¹, Roya. Darabi^{2*}, Ali. Baghani²

¹ PhD Student, Department of Financial Engineering, ST.C., Islamic Azad University, Tehran, Iran

² Department of Accounting, ST.C., Islamic Azad University, Tehran, Iran

* Corresponding author email address: rdarabi@azad.ac.ir

Article Info

Article type:

Original Research

How to cite this article:

Rezaeizad, S. M., Darabi, R., & Baghani, A. (2026). Fitting a Sustainable Financial Development Model for Banks with Emphasis on Artificial Intelligence and Green Financing. *Dynamic Management and Business Analysis*, 5(2), 1-25.

<https://doi.org/10.61838/dmbaj.293>



© 2026 the author(s). Published by Knowledge Management Scientific Association. This is an open access article under the terms of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) License.

ABSTRACT

Objective: This study aims to design, fit, and validate a structural model explaining banks' sustainable financial development with emphasis on artificial intelligence and green financing.

Methodology: This applied study adopts a descriptive-analytical survey design. In the first phase, Interpretive Structural Modeling (ISM) was conducted using expert judgments from 19 banking professionals to identify and hierarchically structure key dimensions. In the second phase, the extracted model was empirically tested through Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) based on data collected from 317 banking experts. Reliability was assessed using Cronbach's alpha and composite reliability, while convergent and discriminant validity were evaluated through AVE criteria.

Findings: Results indicated that all factor loadings exceeded 0.70, with Cronbach's alpha and composite reliability values above 0.80 across constructs. AVE values were greater than 0.50, confirming convergent validity. Multicollinearity diagnostics showed VIF values ranging from 1.21 to 2.87, indicating no collinearity issues. Structural path analysis revealed significant relationships, including artificial intelligence → intelligent risk management ($\beta \approx 0.41$, $t > 6.00$), green financing → sustainable green investment ($\beta \approx 0.46$, $t > 7.00$), and intelligent risk management → sustainable financial development ($\beta \approx 0.38$, $t > 5.50$), all significant at $p < 0.001$. The coefficient of determination (R^2) for sustainable financial development reached approximately 0.62, demonstrating moderate-to-strong explanatory power.

Conclusion: The findings confirm that integrating artificial intelligence and green financing substantially enhances banks' sustainable financial development by strengthening risk management, transparency, and efficient resource allocation, supporting the empirical validity of the proposed model.

Keywords: Sustainable financial development, green banking, artificial intelligence, green financing, risk management, financial transparency.

EXTENDED ABSTRACT

Introduction

In recent decades, banking systems worldwide have faced profound transformations driven by rapid technological change, increasing environmental pressures, and growing expectations regarding social responsibility and sustainable development. Traditional banking models, largely oriented toward short-term profitability and conventional financial indicators, have proven insufficient for addressing complex challenges such as climate change, environmental risk exposure, digital disruption, and evolving stakeholder demands. As a result, the concept of sustainable financial development has gained prominence, emphasizing the integration of economic efficiency with environmental protection, social accountability, and long-term resilience. Within this context, banks are increasingly expected to play a catalytic role by reallocating financial resources toward green investments, supporting low-carbon economic activities, and enhancing transparency and risk management practices (Bron, 2025; Ziemba et al., 2024).

Artificial intelligence has emerged as a critical enabler of this transformation. By providing advanced capabilities for big data analytics, predictive modeling, pattern recognition, and automated decision-making, artificial intelligence allows financial institutions to move beyond static and linear decision frameworks. Empirical and conceptual studies highlight that artificial intelligence improves credit assessment accuracy, strengthens risk management, enhances financial reporting quality, and supports strategic planning in complex and uncertain environments (Mohammadi & Shamsollahi, 2023; Saberian Jahromi, 2024). In parallel, research on consumer financial behavior and digital finance demonstrates that artificial intelligence reshapes interactions between banks and customers, influencing trust, engagement, and financial decision-making processes (Samonte & Ong, 2023; Xiao et al., 2025).

Alongside technological transformation, green financing has become a cornerstone of sustainable banking. Green financing refers to the allocation of financial resources to projects and activities that generate positive environmental outcomes, such as renewable energy, energy efficiency, pollution reduction, and sustainable infrastructure. Banks, as major financial intermediaries, have the capacity to direct capital flows toward environmentally responsible investments and thereby reduce long-term environmental and financial risks (Khalafi & Ashrafi, 2025; Sharif et al., 2025). However, implementing green financing effectively poses significant challenges, including assessing environmental risks, verifying the sustainability of projects, and preventing greenwashing. These challenges underscore the need for intelligent analytical tools and integrated decision-support systems capable of handling multidimensional financial and environmental data (Jafari & Lalbar, 2024; Milani et al., 2025).

Recent literature increasingly emphasizes the synergistic relationship between artificial intelligence and green financing. Studies suggest that artificial intelligence can enhance the efficiency and credibility of green finance by improving environmental performance monitoring, ESG data analysis, and sustainability reporting (Sharif et al., 2025). Moreover, human capital development, digital financial literacy, and organizational readiness have been identified as critical mediating factors in the successful adoption of intelligent and sustainable banking models (Hashemi Juybari, 2025; Yadegarjamshidi & Sharghi, 2024). Despite these insights, existing research has largely examined artificial intelligence and green financing in isolation, with limited efforts to integrate them into a comprehensive and empirically

validated model of sustainable financial development for banks. This gap highlights the need for a holistic framework that systematically captures the interrelationships among technological, environmental, and organizational dimensions of sustainable banking (Yousefi et al., 2025; Ziemba et al., 2024).

Methods and Materials

This study adopted an applied, descriptive–analytical research design and employed a mixed structural modeling approach. In the first phase, Interpretive Structural Modeling (ISM) was used to identify and hierarchically structure the key dimensions of sustainable financial development in banking. Expert judgments were collected from a purposive sample of banking specialists with extensive professional and academic experience. Through the construction of a structural self-interaction matrix and reachability matrices, causal relationships and hierarchical levels among the identified variables were determined.

In the second phase, the resulting conceptual model was empirically tested using Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM). Data were collected through a structured questionnaire administered to a large sample of banking professionals. The measurement model was evaluated for reliability and validity using standard criteria, including factor loadings, composite reliability, and convergent and discriminant validity. The structural model was assessed by examining path coefficients, coefficient of determination (R^2), multicollinearity diagnostics, and predictive relevance. Bootstrapping procedures were applied to test the significance of hypothesized relationships.

Findings

The results of the ISM analysis revealed a structured hierarchy among the components of sustainable financial development. Strategic-level variables, such as sustainable development strategy and regulatory alignment, were positioned at higher levels, exerting strong driving power over operational and outcome-oriented variables. Mid-level components included intelligent risk management, green financial innovation, and transparency in financial reporting, while outcome-level variables encompassed sustainable green investment, environmental performance monitoring, and digital sustainable customer orientation.

The PLS-SEM results demonstrated that the proposed model exhibited satisfactory explanatory power and overall robustness. All key path coefficients were statistically significant, indicating strong causal relationships among artificial intelligence capabilities, green financing mechanisms, and sustainable financial development outcomes. Intelligent risk management showed a substantial positive effect on financial transparency and sustainability monitoring. Green financial innovation and sustainable green investment significantly contributed to the enhancement of sustainable financial development. Multicollinearity diagnostics confirmed the absence of collinearity issues, and the R^2 values indicated that a considerable proportion of variance in sustainable financial development was explained by the model. Reliability and validity assessments confirmed the adequacy of the measurement instruments and the internal consistency of the constructs.

Discussion and Conclusion

The findings of this study provide empirical evidence that sustainable financial development in banking is best understood as a multidimensional and integrated phenomenon. The results demonstrate that artificial intelligence plays a central and enabling role by enhancing analytical capacity, reducing information asymmetry, and supporting evidence-based decision-making. When combined with green



financing strategies, artificial intelligence amplifies banks' ability to allocate resources efficiently, manage environmental and financial risks, and improve transparency and accountability.

The hierarchical structure identified through ISM underscores the importance of strategic alignment and institutional readiness as foundational conditions for sustainable banking transformation. Without a coherent sustainability strategy and supportive regulatory frameworks, the operational benefits of artificial intelligence and green financing may remain fragmented. At the same time, the empirical results highlight the mediating role of organizational capabilities, including human resource empowerment and digital competence, in translating technological potential into sustainable financial outcomes.

Overall, this study advances the literature by offering a comprehensive and empirically validated model that integrates artificial intelligence and green financing within a unified framework of sustainable financial development for banks. The proposed model not only contributes to theoretical understanding but also provides a practical roadmap for banking managers and policymakers seeking to navigate the transition toward intelligent, transparent, and environmentally responsible financial systems.

مدیریت پویا و تحلیل کسب و کار

دوره ۵، شماره ۲، صفحه ۲۵-۱



برازش مدل پایدار توسعه مالی بانک‌ها با تأکید بر هوش مصنوعی و تأمین مالی سبز

سید مهدی رضائی زاد^۱، رویا دارابی^۲، علی باغانی^۳

۱. دانشجوی دکتری، گروه مهندسی مالی، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

۲. گروه حسابداری، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

*ایمیل نویسنده مسئول: rdarabi@azad.ac.ir

اطلاعات مقاله

چکیده

نوع مقاله

پژوهشی/اصیل

نحوه استناد به این مقاله:

رضائی زاد، سید مهدی، دارابی، رویا، و باغانی، علی. (۱۴۰۵). برازش مدل پایدار توسعه مالی بانک‌ها با تأکید بر هوش مصنوعی و تأمین مالی سبز. مدیریت پویا و تحلیل کسب و کار، ۵(۲)، ۱-۲۵.



© ۱۴۰۵ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به نویسنده(گان) است. انتشار این مقاله به صورت دسترسی آزاد مطابق با گواهی (CC BY 4.0) صورت گرفته است.

هدف: هدف این پژوهش، طراحی، برازش و اعتبارسنجی یک مدل ساختاری برای تبیین توسعه مالی پایدار بانک‌ها با تمرکز بر نقش هوش مصنوعی و تأمین مالی سبز است. **روش‌شناسی:** پژوهش حاضر از نظر هدف کاربردی و از حیث ماهیت، توصیفی-تحلیلی و پیمایشی است. در مرحله نخست، به منظور شناسایی و سطح‌بندی متغیرها، از روش مدل‌سازی ساختاری-تفسیری (ISM) با مشارکت ۱۹ نفر از خبرگان صنعت بانکداری استفاده شد. در مرحله دوم، مدل استخراج‌شده با بهره‌گیری از روش معادلات ساختاری مبتنی بر حداقل مربعات جزئی (PLS-SEM) و بر اساس داده‌های گردآوری‌شده از ۳۱۷ نفر از کارشناسان بانکی مورد آزمون قرار گرفت. پایایی سازه‌ها از طریق آلفای کرونباخ و پایایی مرکب و روایی سازه‌ها از طریق روایی همگرا و واگرا ارزیابی شد. **یافته‌ها:** نتایج تحلیل PLS نشان داد تمامی بارهای عاملی گویه‌ها بالاتر از ۰.۷۰ بوده و ضرایب آلفای کرونباخ و پایایی مرکب کلیه سازه‌ها بیش از ۰.۸۰ گزارش شد که بیانگر پایایی مطلوب ابزار است. شاخص روایی همگرا (AVE) برای تمامی متغیرها بزرگ‌تر از ۰.۵۰ به دست آمد. بررسی هم‌خطی چندگانه نشان داد مقادیر VIF در بازه ۱.۲۱ تا ۲.۸۷ قرار دارند که کمتر از حد آستانه ۳ بوده و مشکل هم‌خطی وجود ندارد. ضرایب مسیر بین متغیرهای کلیدی مدل از جمله هوش مصنوعی به مدیریت ریسک هوشمند ($\beta \approx 0.41$ ، $t > 6.00$)، تأمین مالی سبز به سرمایه‌گذاری سبز پایدار ($\beta \approx 0.46$ ، $t > 7.00$) و مدیریت ریسک هوشمند به توسعه مالی پایدار بانک‌ها ($\beta \approx 0.38$ ، $t > 5.50$) در سطح معناداری ۰.۰۰۱ تأیید شد. مقدار ضریب تعیین (R^2) برای سازه توسعه مالی پایدار برابر با حدود ۰.۶۲ به دست آمد که نشان‌دهنده قدرت تبیین متوسط رو به قوی مدل است. **نتیجه‌گیری:** نتایج حاکی از آن است که هوش مصنوعی و تأمین مالی سبز، از طریق بهبود مدیریت ریسک، شفافیت گزارشگری و بهینه‌سازی تخصیص منابع، نقش تعیین‌کننده‌ای در تحقق توسعه مالی پایدار بانک‌ها ایفا می‌کنند و مدل ارائه‌شده از توان تبیینی و اعتبار تجربی مناسبی برخوردار است.

کلیدواژه‌گان: توسعه مالی پایدار، بانکداری سبز، هوش مصنوعی، تأمین مالی سبز، مدیریت ریسک، شفافیت گزارشگری.

در دهه‌های اخیر، نظام‌های مالی و به‌ویژه صنعت بانکداری در سطح جهانی با تحولات عمیق فناورانه، نهادی و محیطی مواجه شده‌اند. تشدید بحران‌های زیست‌محیطی، فشارهای ناشی از تغییرات اقلیمی، الزامات توسعه پایدار و هم‌زمان گسترش فناوری‌های دیجیتال، بانک‌ها را ناگزیر ساخته است تا از الگوهای سنتی مبتنی بر سودآوری کوتاه‌مدت فاصله گرفته و به سمت مدل‌های نوین توسعه مالی پایدار حرکت کنند. در این چارچوب، توسعه مالی پایدار به‌عنوان مفهومی چندبعدی، نه تنها بر کارایی و ثبات مالی تأکید دارد، بلکه ابعاد زیست‌محیطی، اجتماعی و حاکمیتی را نیز در کانون توجه قرار می‌دهد. پژوهش‌های اخیر نشان می‌دهد که بدون بازطراحی ساختارها و فرایندهای تصمیم‌گیری بانکی، تحقق اهداف توسعه پایدار در نظام مالی امکان‌پذیر نخواهد بود (Bron, 2025; Ziemba et al., 2024).

یکی از مهم‌ترین پیشران‌های این تحول، هوش مصنوعی است که به‌عنوان فناوری محوری انقلاب دیجیتال چهارم، ظرفیت‌های بی‌سابقه‌ای را برای تحلیل داده‌های کلان، پیش‌بینی رفتارهای مالی، مدیریت ریسک‌های پیچیده و بهینه‌سازی تخصیص منابع فراهم آورده است. مطالعات متعددی نشان داده‌اند که کاربرد هوش مصنوعی در صنعت بانکداری می‌تواند دقت و سرعت تصمیم‌گیری را افزایش داده، هزینه‌های عملیاتی را کاهش دهد و کیفیت خدمات مالی را بهبود بخشد (Mohammadi & Shamsollahi, 2023; Saberian Jahromi, 2024). این فناوری، بانک‌ها را قادر می‌سازد تا از چارچوب‌های خطی و ایستا عبور کرده و به سمت مدل‌های پویا و تطبیقی حرکت کنند؛ مدل‌هایی که توانایی درک روابط پیچیده میان متغیرهای مالی، رفتاری و محیطی را دارند (Samonte & Ong, 2023; Xiao et al., 2025). در کنار تحول دیجیتال، تأمین مالی سبز به‌عنوان یکی از ارکان اصلی توسعه مالی پایدار مطرح شده است. تأمین مالی سبز به تخصیص منابع مالی به پروژه‌ها و فعالیت‌هایی اطلاق می‌شود که هدف آن‌ها کاهش اثرات منفی زیست‌محیطی، بهبود بهره‌وری انرژی، توسعه فناوری‌های پاک و حمایت از رشد اقتصادی کم‌کربن است. بانک‌ها در این میان نقشی کلیدی ایفا می‌کنند، زیرا از طریق سیاست‌های اعتباری، ابزارهای مالی نوین و مدیریت پرتفوی، می‌توانند جهت‌گیری سرمایه را به سمت فعالیت‌های پایدار هدایت کنند (Khalafi & Ashrafi, 2025; Sharif et al., 2025). با این حال، اجرای مؤثر تأمین مالی سبز با چالش‌هایی نظیر ارزیابی ریسک‌های زیست‌محیطی، شناسایی پروژه‌های واقعاً سبز و جلوگیری از پدیده «سبزشویی مالی» مواجه است که نیازمند ابزارهای تحلیلی پیشرفته است (Milani et al., 2025; Ziemba et al., 2024).

در این نقطه، هم‌افزایی میان هوش مصنوعی و تأمین مالی سبز اهمیت راهبردی می‌یابد. الگوریتم‌های یادگیری ماشین، شبکه‌های عصبی و سیستم‌های هوشمند می‌توانند با تحلیل داده‌های مالی، زیست‌محیطی و رفتاری، ریسک‌ها و فرصت‌های مرتبط با پروژه‌های سبز را با دقت بیشتری ارزیابی کنند. پژوهش‌های انجام‌شده در حوزه بانکداری سبز نشان می‌دهد که استفاده از هوش مصنوعی می‌تواند فرآیند اعتبارسنجی سبز، پایش عملکرد زیست‌محیطی و گزارشگری پایداری را به‌طور معناداری بهبود بخشد (Jafari & Lalbar, 2024; Sharif et al., 2025). از این منظر، هوش مصنوعی نه تنها یک ابزار فناورانه، بلکه زیرساختی مفهومی برای بازتعریف مدل‌های توسعه مالی بانک‌ها محسوب می‌شود.

تحولات مذکور در سطح خرد، پیامدهای قابل‌توجهی برای رفتار مالی مشتریان و ذی‌نفعان بانکی نیز به همراه داشته است. مطالعات حوزه رفتار مالی نشان می‌دهد که افزایش سواد مالی دیجیتال، اعتماد به فناوری و تعامل با سامانه‌های هوشمند، می‌تواند الگوهای پس‌انداز، سرمایه‌گذاری و استفاده از خدمات بانکی را تغییر دهد (Mistry, 2025; Prajapati et al., 2025). در عصر بانکداری هوشمند، مشتریان دیگر صرفاً دریافت‌کننده منفعل خدمات نیستند، بلکه به بازیگرانی فعال تبدیل شده‌اند که تصمیم‌های مالی خود را در تعامل با ابزارهای

دیجیتال و توصیه‌های الگوریتمی اتخاذ می‌کنند (Vartiainen et al., 2023; Xiao et al., 2025). این تغییرات رفتاری، بانک‌ها را ملزم می‌سازد تا مدل‌های توسعه مالی خود را با درک عمیق‌تری از رفتار مصرف‌کننده و سازوکارهای اقماعی دیجیتال طراحی کنند (Pradhan et al., 2023; Sherene & Subramanian, 2024; van Reijmersdal & Hudders, 2023).

از منظر نهادی و سازمانی، پیاده‌سازی مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی و تأمین مالی سبز مستلزم بازنگری در ساختارهای حکمرانی، منابع انسانی و زیرساخت‌های داده‌ای بانک‌ها است. پژوهش‌ها نشان می‌دهد که توانمندسازی منابع انسانی، توسعه مهارت‌های دیجیتال و ایجاد فرهنگ سازمانی حامی نوآوری، پیش‌شرط موفقیت بانک‌ها در بهره‌برداری از ظرفیت‌های هوش مصنوعی است (Hashemi Juybari, 2025; Yadegarjamshidi & Sharghi, 2024). علاوه بر این، چارچوب‌های حقوقی و نظارتی باید به گونه‌ای طراحی شوند که ضمن تضمین شفافیت، پاسخگویی و امنیت داده‌ها، زمینه نوآوری فناورانه و توسعه بانکداری پایدار را فراهم آورند (Abdollahikia & Shayan, 2024; Milani et al., 2025).

در سطح کلان، توسعه مالی پایدار بانک‌ها با اهداف اقتصاد دیجیتال و تحقق اهداف توسعه پایدار پیوندی تنگاتنگ دارد. مطالعات بین‌المللی نشان می‌دهد که استفاده هدفمند از هوش مصنوعی در نظام‌های مالی می‌تواند به بهبود کارایی تخصیص سرمایه، کاهش نابرابری‌های مالی و حمایت از رشد پایدار اقتصادی منجر شود (Xu et al., 2023; Ziemba et al., 2024). در کشورهای در حال توسعه، از جمله ایران، این موضوع از اهمیت دوچندانی برخوردار است، زیرا نظام بانکی نقش محوری در تأمین مالی بخش‌های مولد، مدیریت ریسک‌های اقتصادی و هدایت سرمایه به سمت اولویت‌های ملی دارد (Mohammadi & Shamsollahi, 2023; Yousefi et al., 2025). با این حال، شواهد تجربی نشان می‌دهد که فقدان مدل‌های بومی و یکپارچه، یکی از موانع اصلی در مسیر استقرار بانکداری پایدار مبتنی بر هوش مصنوعی است (Khalafi & Ashrafi, 2025; Yadegarjamshidi & Sharghi, 2024).

مرور ادبیات پژوهش نشان می‌دهد که هرچند مطالعات متعددی به بررسی جداگانه نقش هوش مصنوعی در بانکداری، تأمین مالی سبز یا رفتار مالی پرداخته‌اند، اما پژوهش‌هایی که این ابعاد را در قالب یک مدل جامع توسعه مالی پایدار برای بانک‌ها تلفیق کنند، همچنان محدود است (Sharif et al., 2025; Xiao et al., 2025; Ziemba et al., 2024). افزون بر این، بسیاری از پژوهش‌های موجود یا بر کشورهای توسعه‌یافته تمرکز داشته‌اند یا فاقد چارچوب‌های ساختاری لازم برای تبیین روابط علی میان متغیرهای کلیدی بوده‌اند. این خلأ پژوهشی، ضرورت طراحی و برازش مدلی یکپارچه را برجسته می‌سازد که بتواند نقش متغیرهای فناورانه، مالی، زیست‌محیطی و نهادی را به صورت نظام‌مند تبیین کند (Bron, 2025; Jafari & Lalbar, 2024).

از منظر روش‌شناختی نیز، استفاده از رویکردهای ترکیبی و مدل‌سازی ساختاری برای تحلیل توسعه مالی پایدار بانک‌ها اهمیت ویژه‌ای دارد. پژوهش‌های اخیر نشان می‌دهد که بهره‌گیری از روش‌های ساختاری-تفسیری و مدل‌سازی معادلات ساختاری، امکان شناسایی روابط پیچیده و سلسله‌مراتبی میان متغیرها را فراهم می‌کند و به ارائه مدل‌هایی با اعتبار نظری و تجربی بالاتر منجر می‌شود (Samonte & Ong, 2023; Yousefi et al., 2025). چنین رویکردی به‌ویژه در حوزه‌هایی که با عدم قطعیت، پویایی و چندبعدی بودن مواجه‌اند، مانند بانکداری پایدار و تأمین مالی سبز، کارآمدی بیشتری دارد.

در مجموع، شواهد نظری و تجربی حاکی از آن است که آینده توسعه مالی بانک‌ها به‌طور فزاینده‌ای به توانایی آن‌ها در ادغام هوش مصنوعی با راهبردهای تأمین مالی سبز و پاسخ‌گویی به الزامات پایداری وابسته است. بانک‌هایی که بتوانند با اتکا به فناوری‌های هوشمند، ریسک‌های مالی و زیست‌محیطی را به صورت هم‌زمان مدیریت کرده و شفافیت و کارایی خود را ارتقا دهند، از مزیت رقابتی پایدارتری برخوردار خواهند شد (Sharif et al., 2025; Yousefi et al., 2025; Ziemba et al., 2024). در چنین شرایطی، طراحی و برازش یک مدل جامع



توسعه مالی پایدار، نه تنها یک ضرورت علمی، بلکه یک نیاز عملی برای سیاست‌گذاران و مدیران بانکی محسوب می‌شود. هدف این پژوهش، برازش و تبیین یک مدل جامع توسعه مالی پایدار بانک‌ها با تأکید بر نقش هوش مصنوعی و تأمین مالی سبز است.

روش پژوهش

پژوهش حاضر از نظر هدف کاربردی و از حیث ماهیت توصیفی-تحلیلی است و در قالب یک مطالعه پیمایشی چندمرحله‌ای انجام شد. طراحی پژوهش به صورت اکتشافی-تأییدی بوده و شامل دو مرحله مکمل است. در مرحله نخست، به منظور شناسایی، تبیین و سطح‌بندی ابعاد و مؤلفه‌های مدل توسعه مالی پایدار بانک‌ها با تأکید بر هوش مصنوعی و تأمین مالی سبز، از رویکرد کیفی مبتنی بر مدل‌سازی ساختاری-تفسیری (ISM) استفاده شد. جامعه آماری این مرحله را ۱۹ نفر از خبرگان صنعت بانکداری شامل مدیران ارشد، متخصصان ریسک، کارشناسان حوزه فناوری‌های مالی و اعضای هیئت علمی مرتبط با بانکداری و مالی تشکیل دادند که به صورت هدفمند و بر اساس تخصص و سابقه حرفه‌ای انتخاب شدند.

در مرحله دوم، به منظور اعتبارسنجی و برازش تجربی مدل استخراج‌شده، از روش کمی مبتنی بر مدل‌یابی معادلات ساختاری با حداقل مربعات جزئی (PLS-SEM) استفاده گردید. جامعه آماری این مرحله شامل کارشناسان و مدیران شاغل در شبکه بانکی بود که در حوزه‌های مرتبط با اعتبارات، مدیریت ریسک، نوآوری مالی، فناوری اطلاعات و پایداری فعالیت داشتند. نمونه پژوهش با استفاده از روش نمونه‌گیری در دسترس انتخاب شد و در نهایت ۳۱۷ پرسشنامه معتبر برای تحلیل مورد استفاده قرار گرفت که از نظر حجم نمونه، برای تحلیل PLS کفایت آماری لازم را داشت.

در مرحله کیفی، ابزار اصلی گردآوری داده‌ها پرسشنامه قضاوت‌های زوجی خبرگان در چارچوب مدل‌سازی ساختاری-تفسیری بود. این ابزار برای تعیین نوع و جهت روابط میان متغیرها و تشکیل ماتریس خودتعاملی ساختاری (SSIM) به کار رفت. بر اساس این ماتریس، ماتریس دریافتی اولیه و سپس ماتریس دسترسی نهایی با اعمال اصل انتقال‌پذیری روابط استخراج شد.

در مرحله کمی، از پرسشنامه محقق‌ساخته مبتنی بر مؤلفه‌ها و ابعاد نهایی استخراج‌شده از مرحله ISM استفاده شد. گویه‌ها با مقیاس لیکرت پنج‌درجه‌ای (از کاملاً مخالفم تا کاملاً موافقم) طراحی شدند. روایی صوری و محتوایی ابزار از طریق نظرخواهی از خبرگان و اصلاحات پیشنهادی آنان تأیید شد. پایایی ابزار نیز در مرحله تحلیل کمی از طریق محاسبه آلفای کرونباخ و پایایی مرکب مورد ارزیابی قرار گرفت و نتایج حاکی از پایایی مطلوب سازه‌ها بود.

در بخش کیفی، داده‌های حاصل از قضاوت خبرگان با استفاده از مراحل استاندارد مدل‌سازی ساختاری-تفسیری تحلیل شد. ابتدا SSIM تشکیل گردید، سپس با تبدیل آن به ماتریس دریافتی و اعمال قوانین بولی، ماتریس دسترسی نهایی استخراج شد. در ادامه، با تعیین مجموعه‌های ورودی و خروجی هر متغیر، سطح‌بندی مؤلفه‌ها انجام و ساختار سلسله‌مراتبی مدل ترسیم گردید.

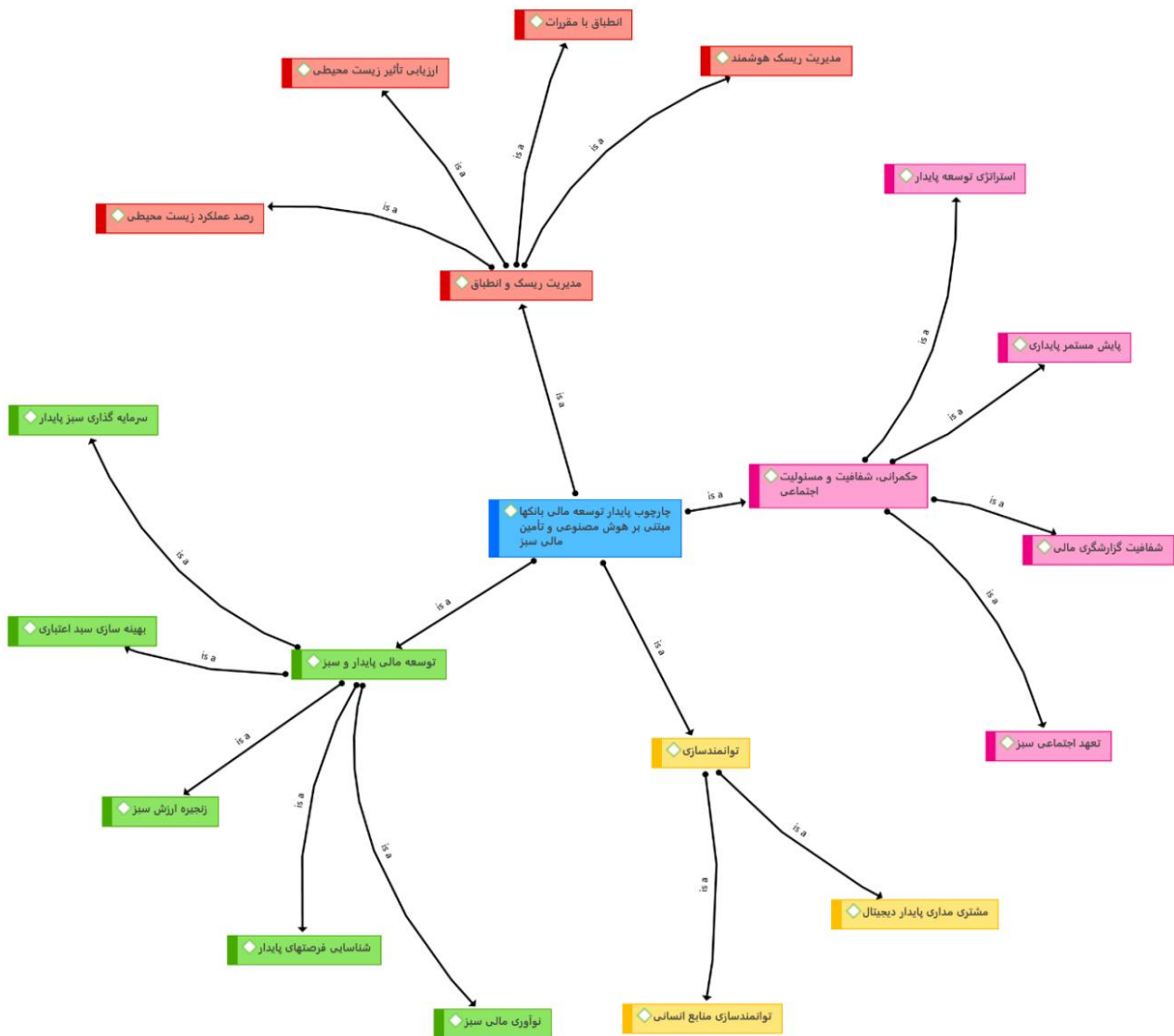
در بخش کمی، تحلیل داده‌ها با استفاده از نرم‌افزار SmartPLS و رویکرد PLS-SEM انجام شد. در گام نخست، مدل اندازه‌گیری از طریق بررسی بارهای عاملی، آلفای کرونباخ، پایایی مرکب و روایی همگرا و واگرا ارزیابی گردید. سپس مدل ساختاری با استفاده از ضرایب مسیر، آزمون بوت‌استرپینگ برای معناداری روابط، شاخص‌های VIF برای بررسی هم‌خطی چندگانه و ضرایب تعیین R^2 برای سنجش قدرت تبیین مدل تحلیل شد. در نهایت، برازش کلی مدل و توان تبیینی آن برای تبیین توسعه مالی پایدار بانک‌ها مورد قضاوت قرار گرفت.

یافته‌ها

بر اساس مطالعه رضایی‌زاد و همکاران (۱۴۰۴)، الگوی تحقیق مشتمل بر ۱ مضمون فراگیر ۴ مضمون سازمان دهنده سطح دو و ۱۵ مضمون سازنده سطح یک بوده است. در نهایت براساس مقوله‌های نهایی، مدل پژوهش ارائه شده است:

شکل ۱

طراحی و تبیین ارائه الگوی پایدار توسعه مالی بانک‌ها مبتنی بر هوش مصنوعی و تأمین مالی سبز کنترل کیفیت (خروجی اطلس تی)



حال با استفاده از مدل سازی ساختاری تفسیری به بررسی روابط علی معلولی متغیرها و شاخصهای مطالعه پرداخته شده است. نخستین گام در مدل سازی ساختاری-تفسیری محاسبه روابط درونی شاخص ها است. جهت انعکاس روابط درونی میان شاخص ها از دیدگاه خبرگان استفاده می شود.



جدول ۱

متغیرهای شناسایی شده و نمادگذاری شده

نماد	متغیر
D۰۱	سرمایه‌گذاری سبز پایدار
D۰۲	نوآوری مالی سبز
D۰۳	زنجیره ارزش سبز
D۰۴	بهینه‌سازی سبد اعتباری
D۰۵	شناسایی فرصت‌های پایدار
D۰۶	مدیریت ریسک هوشمند
D۰۷	انطباق با مقررات
D۰۸	ارزیابی تأثیر زیست‌محیطی
D۰۹	رصد عملکرد زیست‌محیطی
D۱۰	تعهد اجتماعی سبز
D۱۱	شفافیت گزارشگری مالی
D۱۲	پایش مستمر پایداری
D۱۳	استراتژی توسعه پایدار
D۱۴	توانمندسازی منابع انسانی
D۱۵	مشتري‌مداری پایدار دیجیتال

ماتریس بدست آمده در این گام نشان می‌دهد یک متغیر بر کدام متغیرها تاثیر دارد و از کدام متغیرها تاثیر می‌پذیرد. بطور مرسوم برای شناسایی الگوی روابط عناصر از نمادهایی مانند جدول استفاده می‌شود.

جدول ۲

حالت‌ها و علائم مورد استفاده در بیان رابطه شاخص‌های تحقیق

V	A	X	O
متغیر i بر j تاثیر دارد	متغیر j بر i تاثیر دارد	رابطه دو سویه	عدم وجود رابطه

ماتریس خودتعاملی ساختاری از ابعاد و شاخص‌های مطالعه و مقایسه آن‌ها با استفاده از چهار حالت روابط مفهومی تشکیل می‌شود. اطلاعات حاصله بر اساس متد مدل‌سازی ساختاری تفسیری جمع بندی و ماتریس خودتعاملی ساختاری نهایی تشکیل می‌گردد. با توجه به علائم مندرج در جدول ۲ ماتریس خودتعاملی ساختاری بصورت جدول ۳ خواهد بود.

جدول ۳

ماتریس خودتعاملی ساختاری SSIM

SSIM	D۰۱	D۰۲	D۰۳	D۰۴	D۰۵	D۰۶	D۰۷	D۰۸	D۰۹	D۱۰	D۱۱	D۱۲	D۱۳	D۱۴	D۱۵
D۰۱		X	A	A	X	A	A	V	V	V	V	V	V	V	V
D۰۲			A	A	X	A	A	V	V	V	V	V	V	V	V



V	A	V	V	V	V	V	V	X	V	V	V	D۰۳
V	A	V	V	V	V	V	V	A	X	V		D۰۴
V	A	V	V	V	V	V	V	A	A			D۰۵
V	A	V	V	V	V	V	V	A				D۰۶
V	A	V	V	V	V	V	V					D۰۷
V	A	V	X	V	V	X						D۰۸
V	A	V	X	V	V							D۰۹
V	A	V	A	X								D۱۰
V	A	V	A									D۱۱
V	A	V										D۱۲
X	A											D۱۳
V												D۱۴
												D۱۵

ماتریس دریافتی از تبدیل ماتریس خود تعاملی ساختاری به یک ماتریس دو ارزشی صفر و یک بدست می‌آید. در ماتریس دریافتی درایه‌های قطر اصلی برابر یک قرار می‌گیرد. بنابراین ماتریس دریافتی تکنیک ISM در جدول ۴ ارائه شده است.

جدول ۴

ماتریس دریافتی شاخص‌های شناسایی شده

D۱۵	D۱۴	D۱۳	D۱۲	D۱۱	D۱۰	D۰۹	D۰۸	D۰۷	D۰۶	D۰۵	D۰۴	D۰۳	D۰۲	D۰۱	SSIM
۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۰	۱	۰	۰	۱		D۰۱
۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۰	۱	۰	۰		۱	D۰۲
۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱		۱	۱	D۰۳
۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۱	۱		۰	۱	۱	D۰۴
۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۰		۰	۰	۱	۱	D۰۵
۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰		۱	۱	۰	۱	۱	D۰۶
۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱		۱	۱	۱	۱	۱	۱	D۰۷
۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱		۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	D۰۸
۱	۰	۱	۱	۱	۱		۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	D۰۹
۱	۰	۱	۰	۱		۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	D۱۰
۱	۰	۱	۰		۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	D۱۱
۱	۰	۱		۱	۱	۱	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	D۱۲
۱	۰		۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	D۱۳
۱		۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	D۱۴
	۰	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	D۱۵



پس از آنکه ماتریس دسترسی اولیه بدست آمد، با وارد نمودن انتقال‌پذیری^۱ در روابط متغیرها، ماتریس دسترسی نهایی بدست می‌آید. این یک ماتریس مربعی است که هریک از درایه‌های آن هنگامیکه عنصر به عنصر با هر طولی دسترسی داشته باشد یک و در غیراینصورت برابر صفر است. روش بدست آوردن ماتریس دسترسی با استفاده از نظریه اویلر^۲ است که در آن ماتریس مجاورت را به ماتریس واحد اضافه می‌کنیم. سپس این ماتریس را در صورت تغییر نکردن درایه‌های ماتریس به توان n می‌رسانیم. فرمول زیر روش تعیین دسترسی را با استفاده از ماتریس مجاورت نشان می‌دهد:

رابطه ۱: تعیین ماتریس دسترسی نهایی

$$A + I$$

$$M = (A + I)^n$$

ماتریس A ماتریس دسترسی اولیه ماتریس همانی و ماتریس دسترسی نهایی است. عملیات به توان رساندن ماتریس طبق قوانین بولین^۳ (رابطه ۲) صورت می‌گیرد.

رابطه ۲: قوانین بولینی

$$1 \times 1 = 1; 1 + 1 = 1$$

بنابراین برای اطمینان باید روابط ثانویه کنترل شود. به این معنا که اگر A منجر به B شود و B منجر به C شود در این صورت باید A منجر به C شود. یعنی اگر براساس روابط ثانویه باید اثرات مستقیم لحاظ شده باشد اما در عمل رخ نداده باشد باید جدول تصحیح شود و رابطه ثانویه را نیز نشان داد. ماتریس دسترسی نهایی شاخص‌های مدیریت دانش شاخصی درجدول ۵ ارائه شده است

جدول ۵

ماتریس دسترسی نهایی شاخص‌ها

D۱۵	D۱۴	D۱۳	D۱۲	D۱۱	D۱۰	D۰۹	D۰۸	D۰۷	D۰۶	D۰۵	D۰۴	D۰۳	D۰۲	D۰۱	SSIM
۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۰	۱	۰	۰	۱	۱	D۰۱
۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۰	۱	۰	۰	۱	۱	D۰۲
۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	D۰۳
۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۱	۱	۱	۰	۱	۱	D۰۴
۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۰	۱	۰	۰	۱	۱	D۰۵
۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۱	۱	۱	۰	۱	۱	D۰۶
۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	D۰۷
۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۰	۱	۰	۰	۰	۰	D۰۸
۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	D۰۹
۱	۰	۱	۰	۱	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	D۱۰
۱	۰	۱	۰	۱	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	D۱۱
۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	D۱۲
۱	۰	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	D۱۳
۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	D۱۴
۱	۰	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	D۱۵

^۱ Transitivity

^۲ Euler

^۳ Boolean rule

برای تعیین روابط و سطح بندی معیارها باید مجموعه خروجی‌ها و مجموعه ورودی‌ها برای هر معیار از ماتریس دریافتی استخراج شود.

❖ مجموعه دستیابی (عناصر سطر، خروجی یا اثرگذاری‌ها): متغیرهایی که از طریق این متغیر می‌توان به آن‌ها رسید.

❖ مجموعه پیش‌نیاز (عناصر ستون، ورودی یا اثرپذیری‌ها): متغیرهایی که از طریق آن‌ها می‌توان به این متغیر رسید.

مجموعه خروجی‌ها شامل خود معیار و معیارهایی است که از آن تاثیر می‌پذیرد. مجموعه ورودی‌ها شامل خود معیار و معیارهایی است که بر آن تاثیر می‌گذارند. سپس مجموعه روابط دو طرفه معیارها مشخص می‌شود.

جدول ۶

مجموعه ورودی‌ها و خروجی‌ها (اثرپذیری) برای هر متغیر

خروجی: اثرگذاری	
D۰۱	D۱-D۲-D۵-D۸-D۹-D۱۰-D۱۱-D۱۲-D۱۳-D۱۵
D۰۲	D۱-D۲-D۵-D۸-D۹-D۱۰-D۱۱-D۱۲-D۱۳-D۱۵
D۰۳	D۱-D۲-D۳-D۴-D۵-D۶-D۷-D۸-D۹-D۱۰-D۱۱-D۱۲-D۱۳-D۱۵
D۰۴	D۱-D۲-D۴-D۵-D۶-D۸-D۹-D۱۰-D۱۱-D۱۲-D۱۳-D۱۵
D۰۵	D۱-D۲-D۵-D۸-D۹-D۱۰-D۱۱-D۱۲-D۱۳-D۱۵
D۰۶	D۱-D۲-D۴-D۵-D۶-D۸-D۹-D۱۰-D۱۱-D۱۲-D۱۳-D۱۵
D۰۷	D۱-D۲-D۳-D۴-D۵-D۶-D۷-D۸-D۹-D۱۰-D۱۱-D۱۲-D۱۳-D۱۵
D۰۸	-D۸-D۹-D۱۰-D۱۱-D۱۲-D۱۳-D۱۵
D۰۹	-D۸-D۹-D۱۰-D۱۱-D۱۲-D۱۳-D۱۵
D۱۰	-D۱۰-D۱۱-D۱۳-D۱۵
D۱۱	-D۱۰-D۱۱-D۱۳-D۱۵
D۱۲	-D۸-D۹-D۱۰-D۱۱-D۱۲-D۱۳-D۱۵
D۱۳	-D۱۳-D۱۵
D۱۴	D۱-D۲-D۳-D۴-D۵-D۶-D۷-D۸-D۹-D۱۰-D۱۱-D۱۲-D۱۳-D۱۴-D۱۵
D۱۵	-D۱۳-D۱۵

جدول ۷

مجموعه ورودی‌ها و خروجی‌ها (اثرگذاری) برای هر متغیر

ورودی: اثرپذیری	
D۰۱	D۱-D۲-D۳-D۴-D۵-D۷-D۶-D۱۴
D۰۲	D۱-D۲-D۳-D۴-D۵-D۷-D۶-D۱۴
D۰۳	D۳-D۷-D۱۴
D۰۴	D۳-D۴-D۷-D۶-D۱۴
D۰۵	D۱-D۲-D۳-D۴-D۵-D۷-D۶-D۱۴
D۰۶	D۳-D۴-D۷-D۶-D۱۴
D۰۷	D۳-D۷-D۱۴
D۰۸	D۱-D۲-D۳-D۴-D۵-D۷-D۶-D۸-D۹-D۱۲-D۱۴
D۰۹	D۱-D۲-D۳-D۴-D۵-D۷-D۶-D۸-D۹-D۱۲-D۱۴
D۱۰	D۱-D۲-D۳-D۴-D۵-D۷-D۶-D۸-D۹-D۱۰-D۱۱-D۱۲-D۱۴



D ₁₁	D ₁ -D ₂ -D ₃ -D ₄ -D ₅ -D ₆ -D ₇ -D ₈ -D ₉ -D ₁₀ -D ₁₁ -D ₁₂ -D ₁₄
D ₁₂	D ₁ -D ₂ -D ₃ -D ₄ -D ₅ -D ₆ -D ₇ -D ₈ -D ₉ -D ₁₂ -D ₁₄
D ₁₃	D ₁ -D ₂ -D ₃ -D ₄ -D ₅ -D ₆ -D ₇ -D ₈ -D ₉ -D ₁₀ -D ₁₁ -D ₁₂ -D ₁₃ -D ₁₄ -D ₁₅
D ₁₄	D ₁₄
D ₁₅	D ₁ -D ₂ -D ₃ -D ₄ -D ₅ -D ₆ -D ₇ -D ₈ -D ₉ -D ₁₀ -D ₁₁ -D ₁₂ -D ₁₃ -D ₁₄ -D ₁₅

جدول ۸

اشتراک ورودی‌ها و خروجی‌های شاخص‌های

اشتراک	
D ₀₁	D ₁ -D ₂ -D ₅
D ₀₂	D ₁ -D ₂ -D ₅
D ₀₃	D ₃ -D ₇
D ₀₄	D ₄ -D ₆
D ₀₅	D ₁ -D ₂ -D ₅
D ₀₆	D ₄ -D ₆
D ₀₇	D ₃ -D ₇
D ₀₈	D ₈ -D ₉ -D ₁₂
D ₀₉	D ₈ -D ₉ -D ₁₂
D ₁₀	D ₁₀ -D ₁₁
D ₁₁	D ₁₀ -D ₁₁
D ₁₂	D ₈ -D ₉ -D ₁₂
D ₁₃	D ₁₃ -D ₁₅
D ₁₄	D ₁₄
D ₁₅	D ₁₃ -D ₁₅

برای متغیر G_i مجموعه دستیابی (خروجی یا اثرگذاری‌ها) شامل متغیرهایی است که از طریق متغیر G_i می‌توان به آن‌ها رسید. مجموعه پیش‌نیاز (ورودی یا اثرپذیری‌ها) شامل متغیرهایی است که از طریق آن‌ها می‌توان به متغیر G_i رسید.

جدول ۹: مجموعه ورودی و خروجی‌های هر متغیر

پس از تعیین مجموعه دستیابی و مجموعه پیش‌نیاز، اشتراک دو مجموعه حساب می‌شود. اولین متغیری که اشتراک دو مجموعه برابر با مجموعه قابل دستیابی (خروجی‌ها) باشد، سطح اول خواهد بود. بنابراین عناصر سطح اول بیشترین تاثیرپذیری را در مدل خواهند داشت. پس از تعیین سطح، معیاری که سطح آن معلوم شده از تمامی مجموعه حذف کرده و مجدداً مجموعه ورودی‌ها و خروجی‌ها را تشکیل داده و سطح متغیر بعدی به دست می‌آید.

جدول ۹

تعیین سطح نخست در سلسله مراتب ISM

نماد	متغیرهای پژوهش	سطح
D۰۱	سرمایه‌گذاری سبز پایدار	۴
D۰۲	نوآوری مالی سبز	۴
D۰۳	زنجیره ارزش سبز	۶
D۰۴	بهینه‌سازی سبد اعتباری	۵
D۰۵	شناسایی فرصت‌های پایدار	۴
D۰۶	مدیریت ریسک هوشمند	۵
D۰۷	انطباق با مقررات	۶
D۰۸	ارزیابی تأثیر زیست‌محیطی	۳
D۰۹	رصد عملکرد زیست‌محیطی	۳
D۱۰	تعهد اجتماعی سبز	۲
D۱۱	شفافیت گزارشگری مالی	۲
D۱۲	پایش مستمر پایداری	۳
D۱۳	استراتژی توسعه پایدار	۱
D۱۴	توانمندسازی منابع انسانی	۷
D۱۵	مشتری‌مداری پایدار دیجیتال	۱

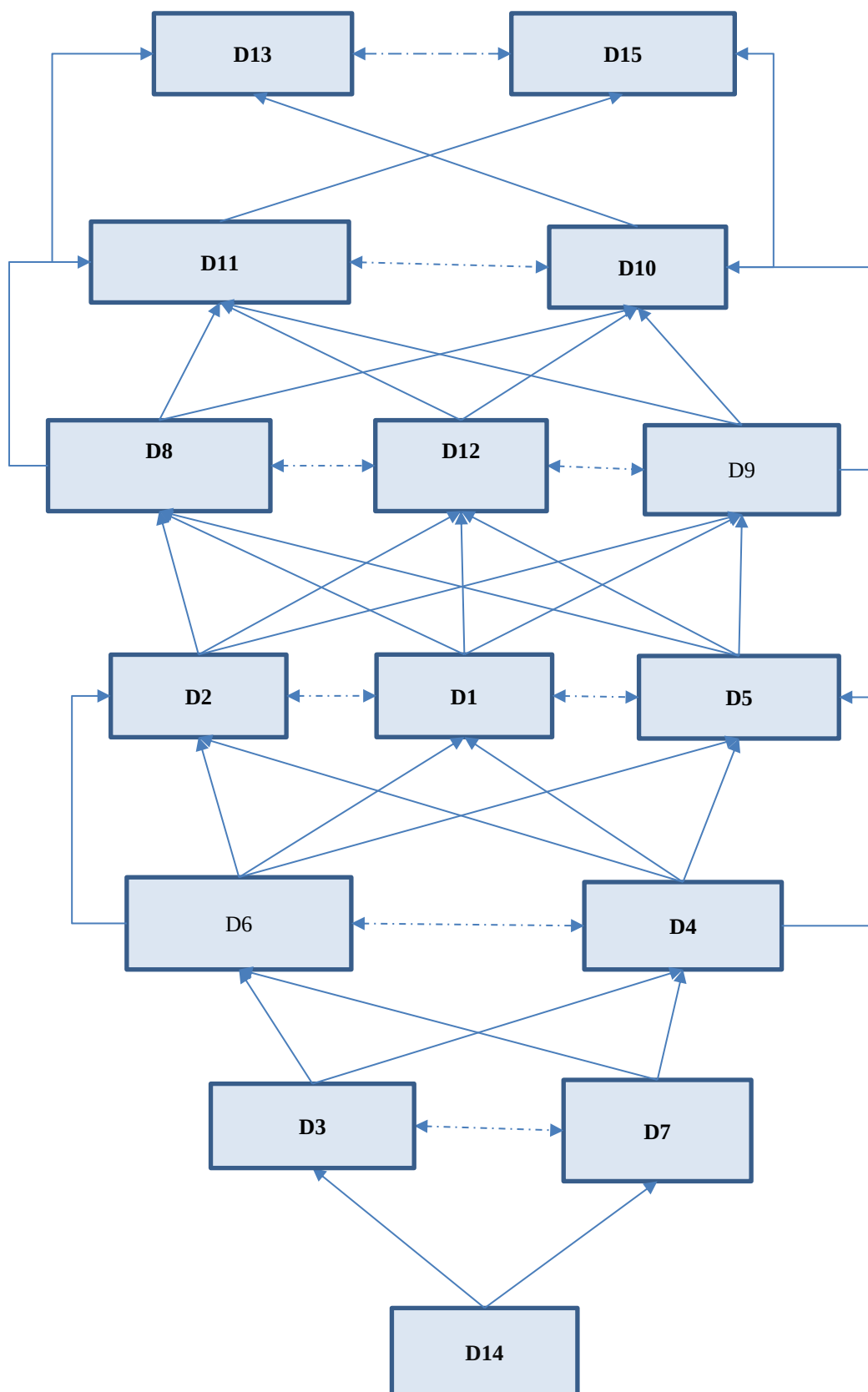
بنابراین متغیر D13-D15 متغیر سطح اول است. پس از شناسایی متغیر(های) سطح اول این متغیر(ها) حذف می‌شوند و مجموعه ورودی‌ها و خروجی‌ها بدون در نظر گرفتن متغیرهای سطح اول محاسبه می‌شود. مجموعه مشترک شناسایی و متغیرهایی که اشتراک آن‌ها برابر مجموعه ورودی‌ها باشد به عنوان متغیرهای سطح دوم انتخاب می‌شوند.

متغیر D10-D11 متغیرهای سطح دوم است.

متغیرهای D8-D9-D12 متغیرهای سطح سوم هستند.

متغیرهای D1-D2-D5 متغیرهای سطح چهارم هستند.

الگوی نهائی سطوح متغیرهای شناسایی شده در شکل ۲ نمایش داده شده است. در این نگاره فقط روابط معنادار عناصر هر سطح بر عناصر سطح زیرین و همچنین روابط درونی معنادار عناصر هر سطح در نظر گرفته شده است.



در ادامه برای برآزش مدل پایدار توسعه مالی بانک‌ها از روش تحلیل مربعات جزئی استفاده شده است که در ابتدا به منظور کسب شناخت بیشتر درباره جامعه آماری و متغیرهای مورد مطالعه، خلاصه‌ای از آمار توصیفی متغیرهای تحقیق ارائه می‌گردد. سپس بر اساس طبقه بندی صورت گرفته در خصوص فرضیه‌های تحقیق، به گزارش آزمون فرضیه‌ها و تجزیه و تحلیل نتایج حاصل پرداخته می‌شود.

بررسی ویژگی‌های جمعیت‌شناختی پاسخ‌دهندگان نشان می‌دهد که از مجموع ۳۱۷ نفر شرکت‌کننده در پژوهش، ۱۷۴ نفر معادل ۵۵ درصد مرد و ۱۴۳ نفر معادل ۴۵ درصد زن بوده‌اند. از نظر سنی، ۱۱۱ نفر از پاسخ‌دهندگان در بازه سنی ۲۰ تا ۳۰ سال قرار دارند، ۱۳۶ نفر در بازه سنی ۳۱ تا ۴۰ سال هستند که با ۴۳ درصد بیشترین سهم از حجم نمونه را به خود اختصاص داده‌اند، و ۷۰ نفر نیز ۴۱ سال و بالاتر سن دارند. از حیث مدرک تحصیلی، ۷۹ نفر از پاسخ‌دهندگان معادل ۲۵ درصد دارای تحصیلات پایین‌تر از کارشناسی بوده‌اند، ۱۴۹ نفر معادل ۴۷ درصد مدرک کارشناسی داشته‌اند و ۸۹ نفر معادل ۲۸ درصد دارای مدرک تحصیلی بالاتر از کارشناسی بوده‌اند. در نهایت، بررسی وضعیت تأهل نشان می‌دهد که ۱۱۷ نفر از افراد نمونه، معادل ۳۷ درصد، مجرد و ۲۰۰ نفر معادل ۶۳ درصد متأهل بوده‌اند که بیانگر غالب بودن افراد متأهل در میان پاسخ‌دهندگان این پژوهش است.

جدول ۱۰

آمار توصیفی متغیرهای تحقیق

متغیرها	میانگین	چولگی	کشدگی	واریانس
سرمایه‌گذاری سبز پایدار	۳.۵۱۱	۰.۲۷۳	۰.۳۵۴-	۰.۳۱۱
نوآوری مالی سبز	۴.۱۳۴	۰.۶	۰.۴۳۵	۰.۲۵۹
زنجیره ارزش سبز	۳.۹	۰.۰۸۸	۰.۵۵۸-	۰.۴۳۹
بهینه‌سازی سبد اعتباری	۳.۵۵۸	۱.۳۱۴	۰.۶۲۸-	۰.۴۱
شناسایی فرصت‌های پایدار	۳.۳۲۵	۰.۵۰۰-	۰.۳۱۴	۰.۳۳۹
مدیریت ریسک هوشمند	۴.۰۰۸	۰.۶۲۵-	۰.۴۷-	۰.۳۵۸
انطباق با مقررات	۴.۳۳۵	۰.۱۲۴	۰.۰۳۲-	۰.۱۹۲
ارزیابی تأثیر زیست‌محیطی	۳.۸۷۳۴	۰.۸۸۳-	۰.۱۶۳	۰.۴۶۵
رصد عملکرد زیست‌محیطی	۳.۶۹۸	۰.۳۰۱-	۰.۱۷۱-	۰.۴۷۳
تعهد اجتماعی سبز	۴.۴۷۶	۰.۲۴۱-	۰.۶۲۱-	۰.۳۰۲
شفافیت گزارشگری مالی	۴.۱	۰.۹۳۸-	۰.۱۳۴	۰.۳۱۹
پایش مستمر پایداری	۳.۴۴۶	۰.۲۷۳	۰.۳۱۸-	۰.۳۹۹
استراتژی توسعه پایدار	۴.۱۰۳	۰.۸-	۰.۰۵۱	۰.۲۵۹
توانمندسازی منابع انسانی	۳.۳۳۴	۰.۰۸۸	۰.۵۵۸-	۰.۴۳۹
مشتري‌مداری پایدار دیجیتال	۳.۴۶۵	۱.۲۵۵	۰.۵۹۸-	۰.۵۶

سرمایه‌گذاری سبز پایدار دارای میانگین ۳.۵۱۱ و واریانس ۰.۳۱۱ است. دامنه تغییرات نیز براساس کمینه و بیشینه ۳ نشان داده شده است. آمار توصیفی دیگر متغیرها نیز در جدول بیان شده است.

از آنجاییکه تحلیل PLS از رگرسیون خطی مشتق شده است، بنابراین فروض مربوط به داده‌ها در رگرسیون باید در این رویکرد نیز مورد بررسی قرار گیرد.



قبل از ارزیابی روابط ساختاری، هم خطی می‌بایستی بررسی شود تا مطمئن شویم نتایج رگرسیون بایس نمی‌باشد. در آمار، عامل تورم واریانس، شدت همخطی چندگانه را در تحلیل رگرسیون کمترین مربعات معمولی ارزیابی می‌کند. شدت همخطی چندگانه را با بررسی بزرگی مقدار VIF می‌توان تحلیل نمود. در واقع این شاخص بیان میدارد چه مقدار از تغییرات مربوط به ضرایب برآورد شده بابت همخطی افزایش یافته است. چنانچه مقدار VIF بزرگتر از ۵ باشد، سطح تورم بحرانی است و مقدار ایده‌آل برای VIF مقدار ۳ و کمتر از آن می‌باشد.

جدول ۱۱

آزمون هم خطی چندگانه (VIF)

متغیر	VIF
سرمایه‌گذاری سبز پایدار	۰/۱
نوآوری مالی سبز	۳۳۲/۱
زنجیره ارزش سبز	۴۰۵/۱
بهینه‌سازی سبد اعتباری	۱۳۲/۲
شناسایی فرصت‌های پایدار	۵۴۵/۱
مدیریت ریسک هوشمند	۲۲۴/۲
انطباق با مقررات	۲۵۸/۱
ارزیابی تأثیر زیست‌محیطی	۸۴۵/۱
رصد عملکرد زیست‌محیطی	۳۶۹/۱
تعهد اجتماعی سبز	۶۰۵/۱
شفافیت گزارشگری مالی	۳۳۱/۲
پایش مستمر پایداری	۶۶۷/۱
استراتژی توسعه پایدار	۸۰۵/۱
توانمندسازی منابع انسانی	۸۷۰/۱
مشتری‌مداری پایدار دیجیتال	۳۴۲/۲

طبق نتایج جدول فوق، مقدار VIF مولفه‌های تحقیق کمتر از ۳ به دست آمده است. بنابراین مولفه‌های تحقیق هم خطی ندارند. در پژوهش حاضر از روش‌های مدل سازی معادلات ساختاری یعنی روش کمترین مجذورات جزئی (PLS) برای آزمون الگوی اندازه گیری و فرضیه‌های پژوهش استفاده شده است. نرم افزار PLS وابستگی کمتر به حجم نمونه، بی نیازی به نرمال بودن داده‌ها و تمرکز بر بیشینه سازی واریانس دارد که این روش جدید برخلاف نرم‌افزارهای لیزرل و آموس برای کاربردهای واقعی مناسب تر است. هریک از فرضیه‌های تحقیق به تفکیک با استفاده از تکنیک حداقل مربعات جزئی مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته‌اند. همچنین در نهایت مدل کلی تحقیق نیز با استفاده از همین تکنیک به بته آزمون قرار داده شده است. در تکنیک حداقل مربعات جزئی چند نکته از اهمیت بسیار زیادی برخوردار است:

۱- قدرت رابطه بین عامل (متغیر پنهان) و متغیر قابل مشاهده بوسیله بار عاملی نشان داده می‌شود. مقدار بار عاملی مقداری بین صفر و یک است. در مدل اندازه گیری در حالت استاندارد اگر مقدار بار عاملی میان یک سوال و بعد مربوط کمتر از ۰.۴ شود، باید آن شاخص

(سوال پرسشنامه) را از مدل حذف کرد و طبق نظر هر و همکاران (۲۰۱۳) سوالات با بارعاملی بین ۰.۳ و ۰.۷ نیز می‌بایست برای حذف شدن مورد بررسی قرار گیرند و مقدار آستانه برای بار عاملی ۰.۷ و بالاتر می‌باشد

۲- زمانیکه همبستگی متغیرها شناسائی گردید باید آزمون معناداری صورت گیرد. برای بررسی معناداری همبستگی‌های مشاهده شده از روش‌های خودگردان سازی (بوت استراپ) و یا برش متقاطع جک نایف استفاده می‌شود. در این مطالعه از روش خودگردان سازی استفاده شده است که آماره t را به دست می‌دهد. در سطح خطای ۵٪ اگر مقدار آماره بوت استراپینگ t -value بزرگتر از ۱/۹۶ باشد همبستگی‌های مشاهده شده معنادار است.

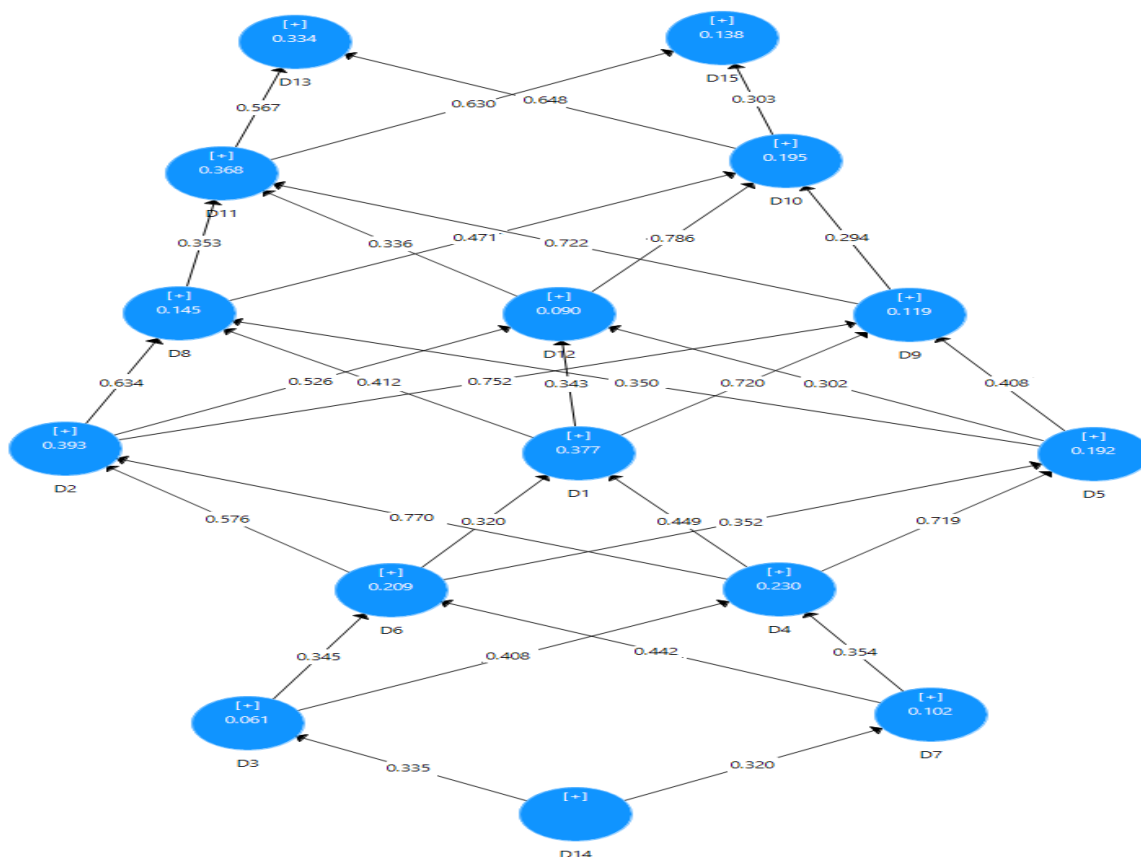
به طور کلی روابط بین متغیرها در تکنیک حداقل مربعات جزئی دو دسته است:

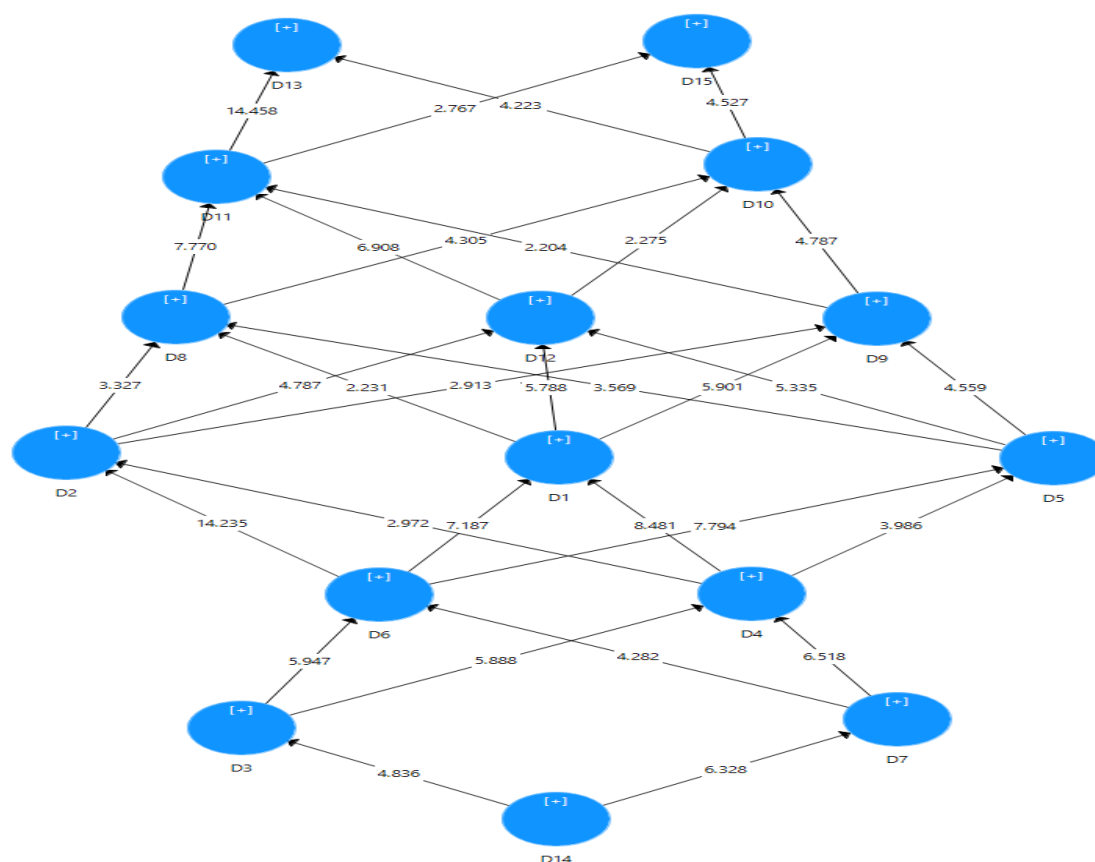
۱- مدل بیرونی: مدل بیرونی هم ارز مدل اندازه‌گیری (تحلیل عامل تاییدی) در معادلات ساختاری است و روابط بین متغیرهای پنهان با متغیرهای آشکار را نشان می‌دهد.

۲- مدل درونی: مدل درونی هم ارز مدل ساختاری (تحلیل مسیر) در معادلات ساختاری است و روابط بین متغیرهای پنهان با یکدیگر را بررسی می‌کند.

شکل ۳

بار عامل کلی مدل تحقیق





برای ارزیابی و بررسی روایی و پایایی سازه‌های مدل‌های اندازه‌گیری در معادلات ساختاری حداقل مربعات جزئی، ضرایب بارهای عاملی، آلفای کرونباخ، پایایی مرکب (CR)، روایی همگرا (AVE) و روایی واگرا (فورنل لارکر) محاسبه و ارائه می‌شود.

- ضریب آلفای کرونباخ CA

برای بررسی پایایی متغیرها عامل کلیدی دیگر که در ارزیابی قابلیت اطمینان سازگاری درونی مدل مورد ارزیابی قرار می‌گیرد آلفای کرونباخ می‌باشد، مقدار این ضریب، از ۰ تا ۱ متغیر است که مقادیر بالاتر از ۰.۷ پذیرفته و مقادیر کمتر از ۰.۶ نامطلوب ارزیابی می‌گردد (کرونباخ، ۱۹۵۱).

- پایایی مرکب (CR)

پایایی مرکب در مدل‌های ساختاری معیار بهتر و معتبرتری نسبت به آلفای کرونباخ به شمار می‌رود، به دلیل اینکه در محاسبه آلفای کرونباخ در مورد هر سازه تمامی شاخص‌ها با اهمیت یکسان وارد محاسبات می‌شوند، ولی در محاسبه پایایی ترکیبی شاخص‌ها با بارهای عاملی بیشتر اهمیت بیشتری داشته و باعث می‌شود که مقادیر CR سازه‌ها معیار واقعی‌تر و دقیق‌تری نسبت به آلفای کرونباخ باشد. با توجه به اینکه در ارزیابی قابلیت اطمینان سازگاری درونی مدل، مقدار این ضریب نیز، از ۰ تا ۱ متغیر می‌باشد، مقادیر بالاتر از ۰/۷ پذیرفته شده بوده و مقادیر کمتر از ۰/۶ نامطلوب ارزیابی می‌گردد (ورتر و همکاران، ۱۹۷۴).

-روایی همگرا

همچنین روایی همگرا نیز محاسبه شده است. هرگاه یک یا چند خصیصه از طریق دو یا چند روش اندازه گیری شوند همبستگی بین این اندازه گیری‌ها دو شاخص مهم اعتبار را فراهم می‌سازد. اگر همبستگی بین نمرات آزمون‌هایی که خصیصه‌ی واحدی را اندازه گیری می‌کند بالا باشد، پرسشنامه دارای اعتبار همگرا می‌باشد. وجود این همبستگی برای اطمینان از این که آزمون آنچه را که باید سنجیده شود می‌سنجد، حیاتی است. برای روایی همگرا میانگین واریانس استخراج (AVE) استفاده می‌شود. مقدار این ضریب نیز، از ۰ تا ۱ متغیر است که مقادیر بالاتر از ۰/۵ پذیرفته شده است (هر و همکاران، ۲۰۱۹).

روابط زیر بر قرار می‌باشد:

$$\begin{aligned} CR &> 0.7 \\ CR &> AVE \\ AVE &> 0.5 \end{aligned}$$

جدول ۱۲

روایی همگرا و پایایی متغیرهای تحقیق

نماد	متغیر	آلفای کرونباخ	AVE	CR
D۱	سرمایه‌گذاری سبز پایدار	۰.۸۵۵	۰.۵۴۹	۰.۸۳۹
D۲	نوآوری مالی سبز	۰.۸۱۰	۰.۶۰۰	۰.۸۱۱
D۳	زنجیره ارزش سبز	۰.۸۳۲	۰.۵۲۰	۰.۷۶۹
D۴	بهینه‌سازی سبد اعتباری	۰.۸۶۶	۰.۵۴۵	۰.۷۸۶
D۵	شناسایی فرصت‌های پایدار	۰.۷۱۹	۰.۵۴۱	۰.۷۴۷
D۶	مدیریت ریسک هوشمند	۰.۷۵۴	۰.۶۵۴	۰.۷۶۸
D۷	انطباق با مقررات	۰.۷۰۴	۰.۵۸۷	۰.۸۷۷
D۸	ارزیابی تأثیر زیست‌محیطی	۰.۸۲۰	۰.۶۱۰	۰.۸۶۵
D۹	رصد عملکرد زیست‌محیطی	۰.۷۲۲	۰.۵۳۶	۰.۷۴۵
D۱۰	تعهد اجتماعی سبز	۰.۷۳۹	۰.۵۸۷	۰.۷۶۰
D۱۱	شفافیت گزارشگری مالی	۰.۸۱۰	۰.۵۸۹	۰.۸۰۳
D۱۲	پایش مستمر پایداری	۰.۸۲۲	۰.۶۰۳	۰.۸۲۵
D۱۳	استراتژی توسعه پایدار	۰.۸۳۶	۰.۵۳۵	۰.۷۶۹
D۱۴	توانمندسازی منابع انسانی	۰.۷۷۷	۰.۵۴۳	۰.۷۵۴
D۱۵	مشتری‌مداری پایدار دیجیتال	۰.۷۶۲	۰.۵۸۷	۰.۷۴۸

طبق نتایج جدول فوق، آلفای کرونباخ تمامی متغیرها بزرگتر از ۰/۷ بوده بنابراین از نظر پایایی تمامی متغیرها مورد تأیید است. مقدار میانگین واریانس استخراج شده (AVE) همواره بزرگتر از ۰/۵ است بنابراین روایی همگرا نیز تأیید می‌شود. مقدار پایایی مرکب (CR) نیز بزرگتر از AVE و ۰/۷ است و هر یک از سازه‌های مدل از روایی و پایایی مناسبی برخوردار است.

پس از اطمینان از مدل‌های اندازه‌گیری از طریق آزمون پایایی، روایی همگرا و روایی واگرا، می‌توان نتایج حاصل از مدل ساختاری را ارائه کرد. در بخش ساختاری مدل بر خلاف مدل‌های اندازه‌گیری، به پرسش‌ها و متغیرهای آشکار مدل توجه‌ای نمی‌شود و تنها متغیرهای پنهان و روابط میان آن‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرد. برای بررسی برازش مدل از شاخص‌های برازش مدل ساختاری شامل معیار R²، معیار اندازه تأثیر F² و معیار Q² استفاده می‌شود.

معیاری است که برای متصل کردن بخش اندازه‌گیری و بخش ساختاری مدل سازی معادلات ساختاری به کار می‌رود و بیانگر میزان تغییرات هر یک از متغیرهای وابسته مدل است که به وسیله متغیرهای مستقل تبیین می‌شود. نکته ی حیاتی در اینجا این است که R^2 تنها برای سازه‌های درون زا (وابسته) مدل محاسبه می‌گردد و در مورد سازه‌های برون زا مقدار این معیار صفر است. هر چه قدر مقدار R^2 مربوط به سازه‌های درون زا یک مدل بیشتر باشد نشان از برازش بهتر مدل است. چین (۱۹۹۸) سه مقدار ۰.۱۹، ۰.۳۳ و ۰.۶۷ را به عنوان ضعیف، متوسط، قوی بودن مدل تعیین می‌کنند. همچنین هنسler (۲۰۰۹) و هر و همکاران (۲۰۱۱) سه مقدار ۰/۲۵، ۰/۵۰ و ۰/۷۵ را به عنوان مقدار ملاک برای مقادیر ضعیف، متوسط و قوی بودن برازش بخش ساختاری مدل به وسیله معیار ضریب تعیین تعریف کرده اند.

$$R^2 = \frac{0.334 + 0.138 + 0.368 + 0.195 + 0.145 + 0.900 + 0.119 + 0.393 + 0.377 + 0.192}{14 + 0.209 + 0.230 + 0.601 + 0.102} = 0.307$$

براساس نتایج شکل ۵ ضریب تعیین (R^2) سازه‌های درونزای مدل پژوهش مطلوب می‌باشد. مقدار ضریب تعیین عملکرد مولفه‌های وابسته نشان می‌دهد که ۳۷ درصد از تغییرات متغیرهای مدل از مجموع تاثیرات متغیرات مستقل و وابسته توضیح داده می‌شود که قویاً قابل قبول است.

بحث و نتیجه‌گیری

یافته‌های این پژوهش نشان داد که مدل توسعه مالی پایدار بانک‌ها با تأکید بر هوش مصنوعی و تأمین مالی سبز از برازش مطلوبی برخوردار است و روابط معناداری میان مؤلفه‌های کلیدی مدل برقرار می‌باشد. نتایج مدل‌سازی معادلات ساختاری حاکی از آن است که ابعاد فناورانه، زیست‌محیطی و نهادی به‌صورت هم‌زمان و تعاملی بر توسعه مالی پایدار بانک‌ها اثرگذارند و نمی‌توان هیچ‌یک از این ابعاد را به‌صورت مجزا و منفک تحلیل کرد. این نتیجه با دیدگاه‌هایی همسو است که توسعه مالی پایدار را پدیده‌ای چندبعدی و نظام‌مند می‌دانند و بر ضرورت هم‌افزایی میان فناوری، سیاست‌گذاری و راهبردهای مالی تأکید دارند (Bron, 2025; Ziembra et al., 2024).

در سطح نتایج ساختاری، مشخص شد که هوش مصنوعی نقشی محوری در تقویت کارکردهای بانکداری پایدار ایفا می‌کند. مسیرهای معنادار میان مدیریت ریسک هوشمند، شفافیت گزارشگری مالی و استراتژی توسعه پایدار نشان می‌دهد که استفاده از الگوریتم‌های هوشمند و تحلیل داده‌های کلان، بانک‌ها را قادر می‌سازد تا تصمیم‌گیری‌های دقیق‌تر، سریع‌تر و مبتنی بر شواهد اتخاذ کنند. این یافته با نتایج پژوهش‌هایی همخوان است که تأکید می‌کنند هوش مصنوعی از طریق کاهش عدم تقارن اطلاعاتی و بهبود پیش‌بینی ریسک، کیفیت تصمیمات مالی را ارتقا می‌دهد (Mohammadi & Shamsollahi, 2023; Saberian Jahromi, 2024). همچنین مرور نظام‌مند مطالعات حوزه رفتار مالی مصرف‌کنندگان نشان می‌دهد که هوش مصنوعی نه‌تنها بر فرایندهای درون‌سازمانی بانک‌ها، بلکه بر تعاملات برون‌سازمانی و اعتماد مشتریان نیز اثرگذار است (Samonte & Ong, 2023; Xiao et al., 2025).

یکی دیگر از یافته‌های مهم پژوهش، معناداری روابط میان مؤلفه‌های تأمین مالی سبز و توسعه مالی پایدار است. نتایج نشان داد که سرمایه‌گذاری سبز پایدار، نوآوری مالی سبز و پایش عملکرد زیست‌محیطی، از طریق سازوکارهای اعتباری و راهبردی بانک‌ها، نقش مستقیمی در بهبود توسعه مالی پایدار دارند. این نتیجه با مطالعاتی همسو است که بیان می‌کنند بانک‌ها با هدایت منابع مالی به سمت پروژه‌های سبز، علاوه بر ایفای مسئولیت اجتماعی، می‌توانند ریسک‌های بلندمدت مالی و اقلیمی را نیز کاهش دهند (Khalafi & Ashrafi, 2025; Sharif

(et al., 2025). در همین راستا، پژوهش‌های مرتبط با اهداف توسعه پایدار نشان می‌دهد که تأمین مالی سبز یکی از ابزارهای کلیدی برای هم‌راستاسازی نظام مالی با الزامات زیست‌محیطی و اجتماعی است (Ziemba et al., 2024).

یافته‌ها همچنین نشان داد که تعامل میان هوش مصنوعی و تأمین مالی سبز، اثری تقویتی بر توسعه مالی پایدار دارد. به بیان دیگر، زمانی که ابزارهای هوشمند برای شناسایی، ارزیابی و پایش پروژه‌های سبز به کار گرفته می‌شوند، کارایی تأمین مالی سبز به‌طور معناداری افزایش می‌یابد. این نتیجه با پژوهش‌هایی هم‌راستا است که بر نقش هوش مصنوعی در بهبود ارزیابی‌های زیست‌محیطی، مدیریت داده‌های ESG و جلوگیری از پدیده سبزشویی مالی تأکید کرده‌اند (Jafari & Lalbar, 2024; Sharif et al., 2025). همچنین تحلیل‌های حقوقی و نهادی نشان می‌دهد که چارچوب‌های نوین بانکداری بدون اتکا به فناوری‌های هوشمند، توان پاسخ‌گویی به پیچیدگی‌های تأمین مالی سبز را ندارند (Milani et al., 2025).

در بعد رفتاری و انسانی، نتایج پژوهش حاکی از آن است که توانمندسازی منابع انسانی و ارتقای سواد مالی دیجیتال، نقش میانجی مهمی در تحقق توسعه مالی پایدار ایفا می‌کند. یافته‌ها نشان می‌دهد که بدون آمادگی نیروی انسانی و پذیرش سازمانی فناوری‌های هوشمند، بهره‌برداری مؤثر از هوش مصنوعی در بانکداری ممکن نخواهد بود. این نتیجه با مطالعاتی همسو است که بر اهمیت یادگیری حرفه‌ای، توسعه مهارت‌های دیجیتال و نقش سرمایه انسانی در موفقیت تحول دیجیتال بانک‌ها تأکید دارند (Hashemi Juybari, 2025; Yadegarjamshidi & Sharghi, 2024). از سوی دیگر، پژوهش‌های حوزه رفتار مالی نشان می‌دهد که افزایش دانش و اعتماد مالی، رفتارهای مالی مسئولانه‌تری را در میان ذی‌نفعان تقویت می‌کند (Maji & Das, 2023; Mistry, 2025; Prajapati et al., 2025).

در سطح کلان، نتایج این پژوهش بیانگر آن است که توسعه مالی پایدار بانک‌ها با اقتصاد دیجیتال و تحولات ساختاری نظام مالی پیوندی عمیق دارد. روابط معنادار میان مؤلفه‌های نوآوری، شفافیت و یکپارچگی درونی، نشان می‌دهد که بانک‌هایی که از فناوری‌های هوشمند برای بهبود هماهنگی فرایندها و نوآوری محصول استفاده می‌کنند، عملکرد مالی پایدارتری خواهند داشت. این یافته با نتایج پژوهش‌هایی همسو است که نقش یکپارچگی درونی و نوآوری را در بهبود عملکرد مالی تأیید کرده‌اند (Xu et al., 2023). همچنین، مطالعات بین‌المللی تأکید می‌کنند که هوش مصنوعی می‌تواند به‌عنوان ابزار سیاستی برای کاهش نابرابری‌های مالی و حمایت از رشد پایدار عمل کند (Yousefi et al., 2025; Ziemba et al., 2024).

در مجموع، نتایج این پژوهش با بخش قابل توجهی از ادبیات پیشین هم‌راستا بوده و در عین حال، با ارائه یک مدل یکپارچه، گامی فراتر از مطالعات پراکنده پیشین برداشته است. برخلاف برخی پژوهش‌ها که صرفاً به بررسی اثرات مجزای هوش مصنوعی یا تأمین مالی سبز پرداخته‌اند، یافته‌های این مطالعه نشان می‌دهد که اثرگذاری واقعی زمانی محقق می‌شود که این دو رویکرد در قالب یک نظام منسجم و راهبردی تلفیق شوند (Bron, 2025; Xiao et al., 2025). از این منظر، مدل ارائه‌شده می‌تواند به‌عنوان چارچوبی تحلیلی برای درک بهتر پویایی‌های توسعه مالی پایدار در بانک‌ها مورد استفاده قرار گیرد.

یکی از محدودیت‌های این پژوهش، اتکای آن به داده‌های مقطعی و مبتنی بر پرسشنامه بود که امکان تحلیل پویایی‌های زمانی و تغییرات بلندمدت در توسعه مالی پایدار را محدود می‌کند. همچنین تمرکز پژوهش بر دیدگاه خبرگان و کارشناسان بانکی، اگرچه به غنای تحلیلی کمک کرده است، اما می‌تواند موجب سوگیری ادراکی و کاهش تعمیم‌پذیری نتایج به سایر ذی‌نفعان مانند مشتریان یا نهادهای ناظر شود. افزون بر این، محدودیت‌های دسترسی به داده‌های دقیق زیست‌محیطی و عملکردی برخی بانک‌ها، دامنه تحلیل‌های تجربی را تا حدی محدود ساخته است.



پیشنهاد می‌شود پژوهش‌های آینده با بهره‌گیری از داده‌های طولی، پویایی‌های زمانی توسعه مالی پایدار و اثرات بلندمدت هوش مصنوعی و تأمین مالی سبز را بررسی کنند. همچنین می‌توان با گسترش جامعه آماری به مشتریان، سرمایه‌گذاران و نهادهای نظارتی، تصویری جامع‌تر از اثرات این مدل ارائه داد. به‌کارگیری روش‌های مقایسه‌ای میان کشورها یا نظام‌های بانکی مختلف نیز می‌تواند به شناسایی عوامل زمینه‌ای و نهادی مؤثر بر موفقیت بانکداری پایدار کمک کند.

بر اساس نتایج پژوهش، توصیه می‌شود مدیران بانکی هوش مصنوعی را به‌عنوان جزء لاینفک راهبردهای توسعه مالی پایدار در نظر گرفته و آن را با سیاست‌های تأمین مالی سبز تلفیق کنند. سرمایه‌گذاری در زیرساخت‌های داده‌ای، آموزش نیروی انسانی و بازطراحی فرایندهای اعتباری می‌تواند زمینه بهره‌برداری مؤثر از این فناوری‌ها را فراهم آورد. همچنین سیاست‌گذاران پولی و مالی می‌توانند با تدوین مشوق‌ها و چارچوب‌های حمایتی، بانک‌ها را به سمت نوآوری‌های سبز و هوشمند هدایت کرده و از این طریق، توسعه مالی پایدار را در سطح کلان تقویت کنند.

تعارض منافع

در انجام مطالعه حاضر، هیچ‌گونه تضاد منافی وجود ندارد.

مشارکت نویسندگان

در نگارش این مقاله تمامی نویسندگان نقش یکسانی ایفا کردند.

موازن اخلاقی

در انجام این پژوهش تمامی موازن و اصول اخلاقی رعایت گردیده است.

شفافیت داده‌ها

داده‌ها و مآخذ پژوهش حاضر در صورت درخواست از نویسنده مسئول و ضمن رعایت اصول کپی رایت ارسال خواهد شد.

حامی مالی

این پژوهش حامی مالی نداشته است.

References

- Abdollahikia, M., & Shayan, A. (2024). The Impact of Novel Approaches in Using Artificial Intelligence in Iran's Banking Industry: With a Focus on Bank Melli Iran. <https://msjournal.ir/fa/paper.php?pid=419>
- Bron, M. (2025). *Green Artificial Intelligence: Towards an Efficient, Sustainable, and Equitable Technology for Smart Cities and the Future* The Seventh International Conference on Artificial Intelligence and Its Future Vision in Electrical, Computer, Mechanical, and Telecommunications Engineering, Mashhad. <https://en.civilica.com/doc/2359546/>
- Hashemi Juybari, S. R. (2025). Investigating the Impact of Artificial Intelligence on the Learning and Professional Development of Generation Z Accountants in Private Banks Listed on the Tehran Stock Exchange. <https://en.civilica.com/note/15056/>

- Jafari, M. R., & Lalbar, A. (2024). *A Review of AI Opportunities in the Development of Green Accounting Systems* The Third National Conference on Novel Approaches in Accounting, Auditing, and Finance, Aliabad. <https://en.civilica.com/doc/2284890/>
- Khalafi, S., & Ashrafi, Z. (2025). The Impact of FinTech-Based Innovation on Green Innovation, Considering the Role of Green Financing and Green Human Resource Management in Financial Institutions Listed on the Tehran Stock Exchange. https://econrahbord.csr.ir/article_210675.html?lang=en
- Maji, S. K., & Das, S. (2023). Impact of financial literacy and financial confidence on the savings behaviour of the farmers: the Indian scene. *Agricultural Finance Review*. https://www.researchgate.net/publication/376171349_Impact_of_financial_literacy_and_financial_confidence_on_the_savings_behaviour_of_the_farmers_the_Indian_scene
- Milani, R., Negahdari, F., & Gharibi, H. (2025). *Examining the Role and Position of Artificial Intelligence in the Legal Framework Governing Modern Banking* The Fourth International Congress on Management, Economics, Humanities, and Business Development, <https://en.civilica.com/doc/2391589/>
- Mistry, H. M. (2025). Utilizing generative AI for financial literacy. *Journal of Computer Science and Technology Studies*. https://www.researchgate.net/publication/392237406_Utilizing_Generative_AI_for_Financial_Literacy
- Mohammadi, H., & Shamsollahi, J. (2023). *The Impact of Artificial Intelligence in the Banking Industry* The Seventh National Conference on New Horizons in Management, Economics, and Computer Science, Tehran. <https://en.civilica.com/doc/2015072/>
- Pradhan, B., Kishore, K., & Gokhale, N. (2023). Social media influencers and consumer engagement: a review and future research agenda. *International Journal of Consumer Studies*, 47(6), 2106-2130. <https://doi.org/10.1111/ijcs.12901>
- Prajapati, P. K., Mishra, A., & Singh, S. K. (2025). Analysing the effect of financial knowledge on the financial behaviour of university students in India. *Annals of the Bhandarkar Oriental Research Institute*, CVI(1, Special Issue), 49-59. https://www.researchgate.net/publication/392093398_ANALYSING_THE_EFFECT_OF_FINANCIAL_KNOWLEDGE_ON_THE_FINANCIAL_BEHAVIOUR_OF_UNIVERSITY_STUDENTS_IN_INDIA
- Saberian Jahromi, A. (2024). *Investigating the Impact of Artificial Intelligence in the Banking Sector* The Ninth International Conference on Industry-Oriented Studies in Management, Economics, and Accounting, Tehran. <https://en.civilica.com/doc/2037732/>
- Samonte, M. J. C., & Ong, A. P. L. (2023). *Analyzing the impact of artificial intelligence in the financial industry 2023* IEEE 15th International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment, and Management (HNICEM), IEEE.
- Sharif, A., Yong, L., Siddik, A., Du, A., & Vigne, S. (2025). Harnessing artificial intelligence for enhanced environmental sustainability in China's banking sector: a mixed-methods approach. *British Journal of Management*. <https://psycnet.apa.org/record/2025-79618-001>
- Sherene, A., & Subramanian, S. (2024). The Breed of Finfluencer: Catalysts in Shaping Investment Choices. *European Economics Letters*, 14(1), 1849-1856. <https://doi.org/10.52783/eel.v14i1.1291>
- van Reijmersdal, E. A., & Hudders, L. (2023). Hoe word je miljonair in drie stappen? Een experimenteel onderzoek naar de persuasieve kracht van beleggingsadviezen door finfluencers. *Tijdschrift voor Communicatiewetenschap*, 51(3), 284-302. <https://doi.org/10.5117/TCW2023.3.004.REIJ>
- Vartiainen, T., Koskelainen, T., Scornavacca, E., & Kalmi, P. (2023). Financial literacy in the digital age - a research agenda. *Journal of Consumer Affairs*. <https://doi.org/10.1111/joca.12510>
- Xiao, J. J., Mahapatra, M. S., & Meng, K. (2025). Artificial intelligence and consumer financial behavior: a systematic literature review and agenda for future research. *Journal of Consumer Behavior*. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/cb.2497>
- Xu, J., Wu, Y., Zhang, X., Yu, Y., Zhang, J., Zhang, M., & Li, H. (2023). The effect of internal quality integration on financial performance: the mediating role of product innovation. *Journal of Manufacturing Technology Management*. <https://pure.qub.ac.uk/en/publications/the-effect-of-internal-quality-integration-on-financial-performan/>
- Yadegarjamshidi, B., & Sharghi, Z. (2024). *The Role of Artificial Intelligence in the Quality of Online Banking Services* The First Regional Congress on Current Topics in Intelligent Accounting, Auditing, Financial, and Tax Systems (Challenges and Opportunities), Tabriz. <https://en.civilica.com/doc/2182339/>
- Yousefi, S., Pournajaf, M., & Hosseinabadi, L. (2025). *Applications of Artificial Intelligence in the Digital Economy and Smart Banking: Examining Conceptual Models, Challenges, and Solutions* The Fourth International Congress on Management, Economics, Humanities, and Business Development, <https://civilica.com/doc/2391612>
- Ziemba, E. W., Duong, C. D., Ejdy, J., Gonzalez-Perez, M. A., Kazlauskaitė, R., Korzynski, P., Mazurek, G., Paliszkievicz, J., Stankevičienė, J., & Wach, K. (2024). Leveraging artificial intelligence to meet the sustainable development goals. *Journal of Economics and Management*, 46(1), 1-76. <https://doi.org/10.22367/jem.2024.46.19>