E-ISSN: 3115-7602

Strategic Studies in Financial Management and Insurance

SABA Business Development Holding

www.ssfmi.ir

Fin. Strat. Mgmt. Ins. Vol. 3, No. 1 (2026) 1–10.

Paper Type: Original Article

Comparative Analysis of Business Machine Learning in Making Effective Financial Decisions Using Structural Equation Model (SEM)

Amirhossein Nateghi*

Department of Industrial Engineering, Pardis Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran; Amirhosseinateghi@gmail.com.

Citation:

Nateghi, A. (2026). Comparative analysis of business machine learning in making effective financial decisions using structural equation model (SEM). *Strategic studies in financial management and insurance, 3*(1), 1-10.

Received: 23/09/2025 Reviewed: 01/11/2025 Revised: 25/11/2025 Accepted: 21/02/2026

Abstract

Purpose: This study aims to conduct a comparative analysis of the role of machine learning in enhancing effective financial decision-making using Structural Equation Modeling (SEM). It examines the relationship between three key variables (risk management, financial performance domains, and effective cash management) and machine learning in financial decision-making within banks.

Methodology: The research adopts a descriptive–survey design. Data were collected through a structured questionnaire. The statistical population consisted of banks, and the sample size was determined to be 100 respondents using Cochran's formula. Data analysis was performed using Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM).

Findings: The results indicate that risk management, financial performance domains, and effective cash management have a direct and positive impact on machine learning in financial decision-making. Statistical analyses confirmed the reliability and validity (convergent and discriminant) of the measurement instrument, as well as the strong fit of the conceptual model with the empirical data. The findings suggest that machine learning can enhance financial decision-making processes in banks by improving predictive accuracy and reducing decision-making risks.

Originality/Value: This study contributes to the literature by proposing and empirically validating an integrated conceptual model within the banking sector. It demonstrates that integrating machine learning algorithms with risk management and financial performance indicators provides an effective framework for improving financial decision-making in organizations.

Keywords: Machine learning, Financial decision making, Risk management, Cash management, Structural equation modeling, PLS-SEM.

Corresponding Author: Amirhosseinateghi@gmail.com https://doi.org/10.22105/ssfmi.v3i1.99

Licensee. **Strategic Studies in Financial Management and Insurance**. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0).

مطالعات راهبردی در مدیریت مالی و بیمه

دوره ۳، شماره (۱)، (۱۴۰۵)، ۱۰-۱

www.ssfmi.ir

نوع مقاله: پژوهشی

تحلیل مقایسه‌ای یادگیری ماشین کسب‌وکار در اتخاذ تصمیمات مالی موثر با استفاده از مدل معادلات ساختاری (SEM)

امیرحسین ناطقی*

گروه مهندسی صنایع، واحد پردیس، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

چکیده

هدف: در سطح جهانی، سازمان‌ها بر استخراج ارزش بیشتر از داده‌های گردآوری‌شده از منابع مختلف متمرکز هستند. هدف این پژوهش، تحلیل مقایسه‌ای یادگیری ماشینی کسب‌وکار در تصمیم‌گیری‌های مالی موثر با استفاده از مدل معادلات ساختاری (*SEM*) است. در این مطالعه، رابطه بین سه متغیر کلیدی شامل مدیریت ریسک، حوزه‌های عملکرد مالی و مدیریت موثر وجه نقد با یادگیری ماشین در تصمیم‌گیری مالی بررسی شد.

روش‌شناسی پژوهش: پژوهش حاضر از نوع توصیفی-پیمایشی بوده و ابزار جمع‌آوری داده‌ها پرسش‌نامه است. جامعه آماری تحقیق شامل بانک‌ها بوده و حجم نمونه با استفاده از فرمول کوکران برابر با ۱۰۰ نفر برآورد شد. برای تحلیل داده‌ها از مدل معادلات ساختاری با رویکرد حداقل مربعات جزیی (*PLS-SEM*) استفاده شد.

یافته‌ها: نتایج پژوهش نشان داد که تمامی متغیرهای علی موردبررسی تاثیر مستقیم و مثبت بر یادگیری ماشین در تصمیم‌گیری مالی دارند. تحلیل‌های آماری همچنین تایید کردند که پرسش‌نامه از نظر پایایی و روایی (همگرای و واگرا) دارای کیفیت بالایی است و مدل مفهومی پژوهش به‌خوبی با داده‌ها سازگار است. این نتایج نشان می‌دهد که یادگیری ماشین می‌تواند فرایندهای تصمیم‌گیری مالی در بانک‌ها را بهبود دهد، دقت پیش‌بینی را افزایش دهد و ریسک تصمیم‌گیری را کاهش دهد.

اصالت/ارزش افزوده علمی: این پژوهش با ارایه تحلیل مقایسه‌ای نقش یادگیری ماشین در تصمیم‌گیری مالی و تبیین هم‌زمان اثر مدیریت ریسک، حوزه‌های عملکرد مالی و مدیریت موثر وجه نقد در قالب مدل معادلات ساختاری، چارچوبی یکپارچه برای ارزیابی تاثیر این متغیرها فراهم می‌کند. نتایج پژوهش نشان می‌دهد که بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین همراه با به‌کارگیری شاخص‌های مدیریت ریسک و عملکرد مالی می‌تواند ابزار موثری برای ارتقای تصمیم‌گیری‌های مالی در سازمان‌ها فراهم آورد.

کلیدواژه‌ها: یادگیری ماشین، تصمیم‌گیری مالی، مدیریت ریسک، مدیریت وجه نقد، مدل معادلات ساختاری، *PLS-SEM*.

۱- مقدمه

در دهه‌های اخیر، توسعه فناوری‌های اطلاعات و پیشرفت‌های محاسباتی، تحول عظیمی در نحوه تصمیم‌گیری‌های مالی سازمان‌ها ایجاد کرده است [1]. یکی از حوزه‌های کلیدی در این تحول، کاربرد یادگیری ماشین در تحلیل داده‌های مالی و پشتیبانی از تصمیم‌گیری‌های راهبردی است

[2]. یادگیری ماشین با توانایی استخراج الگوهای پیچیده از داده‌های بزرگ، امکان پیش‌بینی نتایج مالی، شناسایی ریسک‌ها و بهینه‌سازی منابع را فراهم می‌کند و به سازمان‌ها این امکان را می‌دهد که تصمیمات خود را مبتنی بر داده‌های واقعی و تحلیل‌های علمی اتخاذ کنند [3]، [4].

بااین‌حال، کاربرد موثر یادگیری ماشین در محیط‌های مالی نیازمند درک دقیق از عوامل تاثیرگذار بر پذیرش و کارایی این فناوری‌ها در فرایندهای تصمیم‌گیری است [5]. در این راستا، مدلسازی معادلات ساختاری به‌عنوان یک ابزار آماری پیشرفته، امکان تحلیل روابط پیچیده میان متغیرهای چندگانه و بررسی اثرات مستقیم و غیرمستقیم را فراهم می‌کند [3]. استفاده از *SEM* در تحلیل مقایسه‌ای، نه تنها کارایی یادگیری ماشین در بهبود تصمیم‌گیری‌های مالی را می‌سنجد، بلکه زمینه را برای شناسایی متغیرهای کلیدی و الگوهای تعاملی در سازمان فراهم می‌آورد [6].

رهبران کسب‌وکار در سراسر جهان اکنون از تکنیک‌های پیشرفته یادگیری ماشینی و یادگیری عمیق استفاده می‌کنند، زیرا مزایای بیشتری در تصمیم‌گیری ارایه می‌دهند. تکرار فرایندهای فکری انسان توسط ماشین‌ها، به‌ویژه سیستم‌های کامپیوتری، به‌عنوان هوش مصنوعی شناخته می‌شود. رویکردها و سایر جنبه‌های هوش مصنوعی تمایل دارند از ایجاد مدل‌های مدیریت ریسک بهتر و تخمین نیاز به پول نقد و سایر جنبه‌ها بر اساس داده‌های تاریخی پشتیبانی کنند. ابزارهای هوش مصنوعی مانند یادگیری ماشینی با پتانسیل عظیم خود، برای تصمیم‌گیری مالی پیشرفته، عمدتا در بازارهای سهام برای پیش‌بینی قیمت اوراق بهادار و فعال کردن مدیریت کارآمد ریسک، مورداستفاده قرار می‌گیرند [7]. تخمین زده می‌شود که سالانه نزدیک به ۴۱ میلیارد دلار برای هوش مصنوعی، عمدتا در صنعت مالی برای تصمیم‌گیری موثر، هزینه می‌شود.

جنبه حیاتی هوش مصنوعی این است که برای معاملات الگوریتمی پیاده‌سازی می‌شود، مدیریت ریسک را امکان‌پذیر، از اتوماسیون فرایند پشتیبانی و گردش پول نقد را به‌طور موثر مدیریت می‌کند. مرتبط‌ترین جنبه روش هوش مصنوعی بر یادگیری ماشینی متمرکز است، زیرا جنبه‌های پشتیبانی در پیش‌بینی داده‌ها و اطلاعات بر اساس اطلاعات جمع‌آوری‌شده ارایه می‌دهد [8]. علاوه بر این، یادگیری ماشینی در انجام مدلسازی و تحلیل آماری سطح بالا با استفاده از داده‌ها و همچنین پشتیبانی در ایجاد گزارش‌های داشبورد بهتر استفاده می‌شود. همچنین، رویکردهای هوش مصنوعی و یادگیری ماشینی عمدتا در دفاتر پیشخوان موسسات مالی بزرگ، بانکداری و سایر بخش‌ها به‌کار گرفته می‌شوند تا خدمات موثری به مشتریان ارایه دهند. علاوه بر این، آن‌ها ارزیابی کیفیت اعتباری مشتریان و مدیریت گزارش‌های حیاتی را به شیوه‌ای موثر امکان‌پذیر می‌سازند [9].

بر اساس افزایش تقاضا در ارایه خدمات سطح بالای مشتری، بانک‌ها و موسسات مالی قصد دارند از روش‌های جدید هوش مصنوعی و یادگیری ماشین برای برآوردن نیازهای مشتریان استفاده کنند. پیاده‌سازی رویکردهای یادگیری ماشین به کاهش هزینه، بهینه‌سازی بهره‌وری کلی، پشتیبانی از مدیریت ریسک و مشارکت موثر مشتریان برای تصمیم‌گیری مالی بهتر کمک می‌کند. علاوه بر این، الگوریتم‌های یادگیری ماشین تمایل دارند گزارش‌های سفارشی‌شده‌ای را بر اساس داده‌های موجود ارایه دهند و از این طریق اطلاعات واضح و مختصری در اختیار سطوح مختلف مدیریت قرار می‌گیرد تا تصمیم‌گیری سازمان‌یافته تضمین شود.

توسعه پیشرفت‌های مختلف فناوری در صنعت مالی، ایجاد مجموعه داده‌های خاص را امکان‌پذیر کرده و همچنین سرمایه‌گذاری در زیرساخت‌های فناوری اطلاعات را کاهش داده است، زیرا می‌توانند از طریق محاسبات ابری اطلاعات بیشتری را ذخیره کنند. ازاین‌رو، این مطالعه بر تجزیه‌وتحلیل عوامل حیاتی یادگیری ماشین در تصمیم‌گیری مالی موثر متمرکز است. عوامل اصلی موردبررسی عبارت‌اند از استفاده از یادگیری ماشین در مدیریت ریسک، شناسایی حوزه‌های عملکرد مالی و مدیریت موثر پول نقد و سایر منابع. این‌ها تصمیم‌گیری مالی بسیار حیاتی هستند و ازاین‌رو مطالعه حول این عوامل می‌چرخد.

۲- مروری بر مطالعات گذشته

عباس حسن و همکاران [10] ارایه الگوی بهینه تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران با به‌کارگیری هوش مصنوعی و با تاکید بر شفافیت گزارشگری مالی را موردبررسی قرار دادند که نتایج نشان داد که تمامی اجزای الگوی پیشنهادی با تایید خبرگان و نتایج آماری به‌عنوان عوامل کلیدی در تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران قابل‌قبول است. شش عامل مالی، اقتصادی، سیاسی، روانی، فردی و هوش مصنوعی به‌عنوان عوامل اصلی تاثیرگذار بر تصمیمات سرمایه‌گذاری شناسایی و تایید شدند؛ بدین‌ترتیب، این پژوهش به‌طور نوآورانه هوش مصنوعی و شفافیت گزارشگری مالی را برای بهبود تصمیم‌گیری‌های سرمایه‌گذاری ترکیب می‌کند. مدل ارایه‌شده با ترکیب عوامل کلیدی اثرگذار، دیدگاه‌های جدیدی برای تحلیل داده‌های مالی فراهم

می‌کند و به سرمایه‌گذاران کمک می‌کند تا با کاهش ریسک، بازدهی بهتری کسب کنند. این چارچوب می‌تواند به‌عنوان ابزاری راهبردی توسط مدیران مالی و ذی‌نفعان برای تصمیم‌گیری دقیق‌تر و مبتنی بر داده‌های معتبر استفاده شود.

نوری و همکاران [11] تاثیر هوش مصنوعی بر عملکرد مالی کسب‌وکارهای کوچک و متوسط *SEMs*، رویکرد مدلسازی معادلات ساختاری را موردبررسی قرارداد که نتایج حاکی از آن بود که هوش مصنوعی بر عملکرد مالی شرکت‌های کوچک و متوسط می‌تواند تاثیر مثبتی بگذارد. بر اساس نتایج ضریب همبستگی پیرسون هوش مصنوعی با ضریب ۰/۸۱ بر عملکرد مالی این شرکت‌ها تاثیر مثبت داشت و از طرفی ابعاد هوش مصنوعی نیز مهارت‌های انسانی با ضریب مسیر ۰/۸۳ بیشترین تاثیر را بر عملکرد مالی شرکت‌های کوچک و متوسط داشتند. همچنین بر اساس معادلات ساختاری هوش مصنوعی با ضریب مسیر ۰/۸۱ بر عملکرد مالی شرکت‌ها تاثیر و از طریق ابعاد هوش مصنوعی، ناملموس بودن با ضریب مسیر ۰/۷۹ بیشترین تاثیر را بر عملکرد مالی شرکت‌های کوچک و متوسط در شهرک صنعتی پرند داشت.

کاناپان [12]، ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین برای تصمیم‌گیری در کسب‌وکار، رویکرد مدلسازی معادلات ساختاری را موردبررسی قرارداد که نتایج نشان که یادگیری ماشین پیشرفت‌های قابل‌توجهی در تصمیم‌گیری کسب‌وکار ایجاد می‌کند، زیرا دقت پیش‌بینی را افزایش می‌دهد و منابع را به‌طور بهینه توزیع می‌کند و درعین‌حال چرخه‌های تصمیم‌گیری را کاهش می‌دهد. این تحقیق توانایی *SEM* را در ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین هنگام اعمال در موقعیت‌های واقعی کسب‌وکار نشان می‌دهد.

نواک و زایکوفسکی [13]، یک چارچوب یکپارچه مدلسازی معادلات ساختاری و یادگیری ماشین برای ارزیابی مقیاس اندازه‌گیری-کاربرد در مورد تمایلات ترک خدمت داوطلبانه را موردبررسی قراردادند که با استفاده از یک مقیاس اندازه‌گیری برای قصد ترک خدمت داوطلبانه کارکنان، این روش بهبودهای واضحی را نشان می‌دهد، *RMSEA* از ۰/۰۷۳ به ۰/۰۶۵ کاهش یافت و دقت طبقه‌بندی پس از حذف سه مورد اضافی، از ۰/۸۶۲ به ۰/۸۶۳ کمی افزایش یافت. در مقایسه با *SEM* یا *ML* مستقل، چارچوب یکپارچه، مقیاس کوتاه‌تر و برازش بهتری را بدون به خطر انداختن قدرت پیش‌بینی ارایه می‌دهد. برای متخصصان، این روش امکان ایجاد ابزارهای کارآمدتر، مبتنی بر تئوری و پیش‌بینی‌کننده را فراهم می‌کند و ارزیابی‌های سریع‌تر و دقیق‌تر را در محیط‌های سازمانی تسهیل می‌کند. برای این منظور، این مطالعه از *SEM* مبتنی بر کوواریانس[1] همراه با طبقه‌بندی‌کننده‌هایی مانند بیز ساده، ماشین‌های بردار پشتیبان خطی و غیرخطی، درخت‌های تصمیم‌گیری، نزدیک‌ترین همسایه‌های k و رگرسیون لجستیک استفاده می‌کند.

۳- روش تحقیق

این تحقیق ازنظر هدف در زمره تحقیقات کاربردی قرار می‌گیرد و ازنظر جمع‌آوری داده‌ها از نوع تحقیقات میدانی و پیمایشی (غیرآزمایشی) محسوب می‌شود. در تحقیق پیمایشی، اطلاعات از طریق نظرسنجی و پرسشنامه به‌منظور شناسایی روابط بین متغیرها و بررسی حقایق موجود جمع‌آوری می‌شود. در این پژوهش ابزار اصلی گردآوری اطلاعات پرسشنامه بود.

۳-۱- جامعه آماری

جامعه آماری این پژوهش شامل بانک‌ها است و برای جمع‌آوری داده‌ها و نظرات آن‌ها، از پرسشنامه به‌عنوان ابزار اصلی استفاده شد. پرسشنامه به‌گونه‌ای طراحی شده بود که اطلاعات مربوط به زمینه‌های مدیریت ریسک، مدیریت موثر وجه نقد، حوزه‌های عملکرد مالی و یادگیری ماشین و ارایه راهکارهای اجرایی را از پاسخ‌دهندگان جمع‌آوری نماید.

$$n = \frac{N\left(z_{\frac{\alpha^2}{2}}\right)pq}{(N-1)d^2 + \left(z_{\frac{\alpha^2}{2}}\right)pq}. \qquad (۱)$$

[1] Covariance-Based Structural Equation Modeling (CB-SEM)

۲-۳- روش و ابزار گردآوری اطلاعات

با توجه به هدف پژوهشگر، از ابزارهای مختلف و از دو روش کتابخانه‌ای و میدانی برای جمع‌آوری اطلاعات استفاده شده است که از روش کتابخانه‌ای برای جمع‌آوری اطلاعات مربوط به ادبیات موضوع و پیشینه تحقیق و از روش میدانی برای طراحی پرسشنامه و توزیع آن در بین نمونه آماری استفاده شده است.

جدول ۱- مولفه‌ها و گویه‌های پرسشنامه.

Table 1- Questionnaire components and items.

ردیف	متغیرهای موردبررسی	سوالات مربوط به هر متغیر	منبع	مجموع
1	مدیریت ریسک	3	[14]	12
3	حوزه‌های عملکرد مالی	3	[14]	
2	مدیریت موثر وجه نقد	3	[14]	
4	یادگیری ماشین در تصمیم‌گیری مالی	3	[14]	

۳-۳- روش تجزیه‌وتحلیل اطلاعات

تجزیه‌وتحلیل داده‌های آماری در این پژوهش با استفاده از مدل معادلات ساختاری[1] با رویکرد حداقل مربعات جزیی[2] و به کمک نرم‌افزار *SmartPLS* انجام شد. این نرم‌افزار ابزاری کاربردی برای طراحی و آزمون مدل‌های معادلات ساختاری است که امکان ایجاد مدل‌ها را بدون نیاز به نوشتن فرامین پیچیده، صرفا از طریق رابط گرافیکی فراهم می‌آورد. *SmartPLS* برای مدلسازی مسیر شامل متغیرهای پنهان و آشکار و اجرای مدل عمومی معادلات ساختاری با استفاده از روش *PLS* طراحی شده است. از قابلیت‌های پیشرفته این نرم‌افزار می‌توان به *FIMIX*، جهت بررسی وجود ناهمگونی داده‌ها و *Blindfolding* برای ارزیابی پیش‌بینی‌پذیری مدل اشاره کرد. رابط گرافیکی ساده و کاربرپسند آن امکان طراحی مدل ساختاری با روش کشیدن و رها کردن را فراهم می‌کند و به کاربر اجازه می‌دهد روابط مدنظر را به‌راحتی تعریف کند. در این تحقیق، فرایند تحلیل داده‌ها شامل چند مرحله بود. ابتدا پایایی پرسش‌نامه با استفاده از ضریب آلفای کرونباخ سنجیده شد و سپس روایی سازه‌ها برای اطمینان از معتبر بودن تمامی سوالات مربوط به هر متغیر بررسی گردید.

۴- نتایج و یافته‌ها

۱-۴- آمار توصیفی

۱-۱-۴- توزیع فراوانی جنسیت

بر اساس نتایج به‌دست آمده، از میان ۱۰۰ نفر شرکت‌کننده در پژوهش، ۵۵ نفر (۵۵%) مرد و ۴۵ نفر (۴۵%) زن بودند؛ بنابراین، مردان بیشترین سهم را در جامعه نمونه دارند.

۲-۴- توزیع فراوانی سطح تحصیلات

در خصوص سطح تحصیلات، از میان ۱۰۰ نفر، ۵۵ نفر(۵۵%) دارای مدرک لیسانس، ۳۵ نفر (۳۵%) دارای مدرک فوق‌لیسانس و ۱۰ نفر (۱۰%) دارای مدرک دکترا بودند. بیشترین فراوانی به افراد با مدرک لیسانس تعلق دارد.

متغیرها

نتایج آمار توصیفی مربوط به متغیرهای موردمطالعه در **جدول ۳** ارایه شده است.

[1] Structural Equation Modeling (SEM)

[2] Partial Least Squares (PLS)

جدول ۲- آمار توصیفی متغیرهای تحقیق.

Table 2- Descriptive statistics of research variables.

متغیرها	میانگین	میانه	کمینه	بیشینه	انحراف معیار	ضریب چولگی	کشیدگی
مدیریت ریسک	2.9200	3.0000	1	5	1.12927	-0.021	-1.038
حوزه‌های عملکرد مالی	2.9433	3.0000	1	5	1.09489	0.124	-0.963
مدیریت موثر وجه نقد	2.7800	2.6667	1	5	1.16556	0.193	-1.023
یادگیری ماشین در تصمیم‌گیری مالی	2.8367	2.8333	1	5	1.24586	0.225	-1.118

۳-۴- بررسی پیش‌فرض‌های معادلات ساختاری

تجزیه‌وتحلیل داده‌ها با استفاده از رویکرد معادلات ساختاری دارای پیش‌فرض‌هایی است که به شرح ذیل به آن‌ها پرداخته می‌شود.

۴-۴- بررسی ارزیابی مدلسازی

۱-۴-۴- ارزیابی مدل اندازه‌گیری

بار عاملی

در مرحله نخست، نتایج تحلیل عاملی تاییدی[1] برای کلیه گویه‌های پرسشنامه موردبررسی قرار گرفت. در تحلیل عاملی تاییدی، گویه‌هایی که دارای بار عاملی بالاتر از ۰/۵ و سطح معنی‌داری (*t-value*) بیشتر از ۱/۹۶+ یا کمتر از ۱/۹۶- در سطح ۰/۰۵ باشند، تایید می‌شوند. این موضوع نشان می‌دهد که گویه‌ها شاخص‌های مناسبی برای سنجش متغیرهای موردنظر هستند و به‌درستی متغیر مربوطه را اندازه‌گیری می‌کنند.

بر اساس دیدگاه هیر و بلک [15]، بارهای عاملی بالاتر از ۰/۵ به‌عنوان معیار مناسبی برای ارزیابی سنجه‌ها در تحلیل عاملی در نظر گرفته می‌شوند؛ بنابراین، در این پژوهش نیز بارهای عاملی بالای ۰/۵ برای گویه‌ها به‌عنوان شاخصی از صحت انتخاب و قابلیت اعتماد گویه‌ها لحاظ شد.

جدول ۳- نتایج تحلیل عاملی تاییدی گویه‌ها (بار عاملی و سطح معنی‌داری).

Table 3- Results of confirmatory factor analysis of items (factor loading and significance level).

متغیر	نشانگر گویه	بار عاملی	سطح معنی‌داری
حوزه‌های عملکرد مالی	X1	0.353	0.000
	X2	0.602	0.000
	X3	0.31	0.000
مدیریت موثر وجه نقد	X1	0.36	0.000
	X2	0.404	0.000
	X3	0.454	0.000
یادگیری ماشین در تصمیم‌گیری مالی	X1	0.366	0.000
	X2	0.416	0.000
	X3	0.388	0.000
مدیریت ریسک	X1	0.236	0.000
	X2	0.487	0.000
	X3	0.475	0.000

همان‌طور که در **جدول ۵** مشاهده می‌شود، تمامی گویه‌ها دارای بار عاملی بالاتر از ۰/۵ و مقادیر *t* معنادار بالاتر از ۱/۹۶+ هستند. این نتایج نشان می‌دهد که گویه‌ها به‌طور دقیق و معتبر، متغیرهای پیش‌بینی‌شده در پرسشنامه را اندازه‌گیری می‌کنند و از صحت انتخاب آن‌ها اطمینان حاصل‌شده است.

[1] Confirmatory Factor Analysis (CFA)

۵-۴- پایایی شامل کرونباخ/ترکیبی

۱-۵-۴- آلفای کرونباخ

مقدار ضریب آلفای کرونباخ بالاتر از ۰/۷ نشان‌دهنده پایایی قابل‌قبول پرسشنامه است [16]. همچنین، برخی پژوهشگران برای متغیرهایی که تعداد سوالات کمتری دارند، مقدار ۰/۶ را به‌عنوان حداقل معیار پایایی پیشنهاد کرده‌اند [17]. این ضریب اطمینان می‌دهد که پرسشنامه به‌صورت مداوم و پایدار، ویژگی موردنظر را اندازه‌گیری می‌کند.

۵- پایایی ترکیبی

پایایی ترکیبی[1] یک سازه از نسبت واریانس بین سازه و شاخص‌های آن به مجموع واریانس سازه و خطای اندازه‌گیری حاصل می‌شود. درصورتی‌که مقدار *CR* بالاتر از ۰/۷ باشد، نشان‌دهنده پایداری درونی مناسب برای مدل اندازه‌گیری است و مقدار کمتر از ۰/۵، نشان‌دهنده عدم پایایی کافی می‌باشد [17]. این شاخص مکمل ضریب آلفای کرونباخ است و برای سنجش ثبات درونی متغیرها در مدل‌های ساختاری اهمیت ویژه‌ای دارد.

جدول ۴- ضرایب آلفای کرونباخ.
Table 4- Cronbach's alpha coefficients.

متغیرهای تحقیق	ضریب آلفای کرونباخ	CR
حوزه‌های عملکرد مالی	0.789	0.769
مدیریت موثر وجه نقد	0.753	0.767
یادگیری ماشین در تصمیم‌گیری مالی	0.816	0.819
مدیریت ریسک	0.749	0.816

۶- روایی شامل همگرا/واگرا (لارکر) روایی همگرا

روایی همگرا[2] دومین معیاری است که برای ارزیابی برازش مدل‌های اندازه‌گیری درروش *PLS* استفاده می‌شود. شاخص میانگین واریانس استخراج‌شده[3] میزان واریانس مشترک بین یک سازه و شاخص‌های آن را نشان می‌دهد و بیانگر همبستگی سازه با شاخص‌هایش است؛ هر چه این همبستگی بالاتر باشد، برازش مدل نیز بهتر خواهد بود. مقدار *AVE* بالاتر از ۰/۵ نشان‌دهنده روایی همگرای قابل‌قبول است [18]. برخی پژوهشگران حداقل مقدار قابل‌قبول برای *AVE* را ۰/۴ در نظر گرفته‌اند که می‌تواند در شرایط خاص نیز قابل‌پذیرش باشد.

جدول ۵- روایی همگرا.
Table 5- Convergent validity.

متغیرهای تحقیق	AVE
حوزه‌های عملکرد مالی	0.6
مدیریت موثر وجه نقد	0.67
یادگیری ماشین در تصمیم‌گیری مالی	0.731
مدیریت ریسک	0.66

۷- بررسی روایی واگرای متغیرهای تحقیق

بر اساس این معیار، جذر *AVE* هر سازه باید از مقدار همبستگی آن سازه با سایر سازه‌ها بیشتر باشد. این موضوع نشان‌دهنده آن است که سازه موردنظر، با شاخص‌های خودهمبستگی بالاتری دارد و نسبت به سایر سازه‌ها متمایز است. بر اساس نتایج ارایه شده در **جدول ۷**، مقادیر روایی با استفاده از روش فورنل-لارکر تایید شد و نشان می‌دهد که سازه‌ها دارای تمایز مناسب و روایی تفکیکی کافی هستند.

[1] Composite Reliability (CR)
[2] Convergent Validity (CV)
[3] Average Variance Extracted (AVE)

جدول ۶- مقادیر روایی واگرای روش فورنل-لارکر.
Table 6- Validity values of different Fornell-Larker method.

متغیرهای تحقیق	1	2	3	4
حوزه‌های عملکرد مالی	0.774			
مدیریت موثر وجه نقد	0.144	0.819		
یادگیری ماشین در تصمیم‌گیری مالی	0.412	0.447	0.855	
مدیریت ریسک	0.47	0.29	0.425	0.812

نتایج حاصل از آزمون روایی واگرا[1] نشان می‌دهد که تمامی متغیرهای پژوهش دارای همبستگی مثبت و معنادار در سطح ۰/۰۵ و ۰/۰۱ هستند (**جدول ۸**). همچنین، مقادیر جذر میانگین واریانس استخراج‌شده هر متغیر که در قطر اصلی **جدول ۷** قرار دارد، برای بررسی روایی واگرا با استفاده از روش فورنل-لارکر، از بزرگ‌ترین مقدار همبستگی آن متغیر با سایر متغیرها بیشتر است.

این نتایج نشان می‌دهد که روایی واگرا تایید شده است و سازه‌ها از یکدیگر تفکیک مناسبی دارند. به‌عبارت‌دیگر، مقادیر قطر اصلی (ریشه دوم میانگین واریانس استخراج‌شده) برای هر متغیر پنهان، از همبستگی آن متغیر با سایر سازه‌های پنهان موجود در مدل بیشتر است و نشان می‌دهد که هر سازه به‌طور مستقل و متمایز از سایر سازه‌ها اندازه‌گیری می‌شود.

۸- ارزیابی کلی

شاخص نیکویی برازش[2] مربوط به‌کل مدل معادلات ساختاری است و امکان ارزیابی برازش کلی مدل پژوهش را پس از بررسی جداگانه بخش اندازه‌گیری و بخش ساختاری فراهم می‌کند. این شاخص، یک معیار واحد برای سنجش برازش کلی مدل ارایه می‌دهد. بر اساس مطالعات وتزلس و همکاران [19]. مقادیر *GOF* به سه سطح دسته‌بندی می‌شوند: ۱- ۰/۱ برای برازش ضعیف، ۲- ۰/۲۵ برای برازش متوسط و ۳- ۰/۳۶ برای برازش قوی.

$$GOF = \sqrt{\overline{communalities} \times \overline{R^2}}.$$

جدول ۷- معیار GOF.
Table 7- Criterion GOF.

	مقادیر اشتراکی[3]	آماره R
حوزه‌های عملکرد مالی	0.6	
مدیریت موثر وجه نقد	0.67	
یادگیری ماشین در تصمیم‌گیری مالی	0.731	0.351
مدیریت ریسک	0.66	
میانگین	0.665	0.351

در نتیجه مقادیر اشتراکی برابر است با ۰/۶۶۵، با توجه به مقادیر R^2 که در جدول بالا آمده درنتیجه $\overline{R^2}$ برابر است با ۰/۳۵۱، بدین ترتیب مقدار *GOF* محاسبه‌شده به شرح زیر می‌باشد:

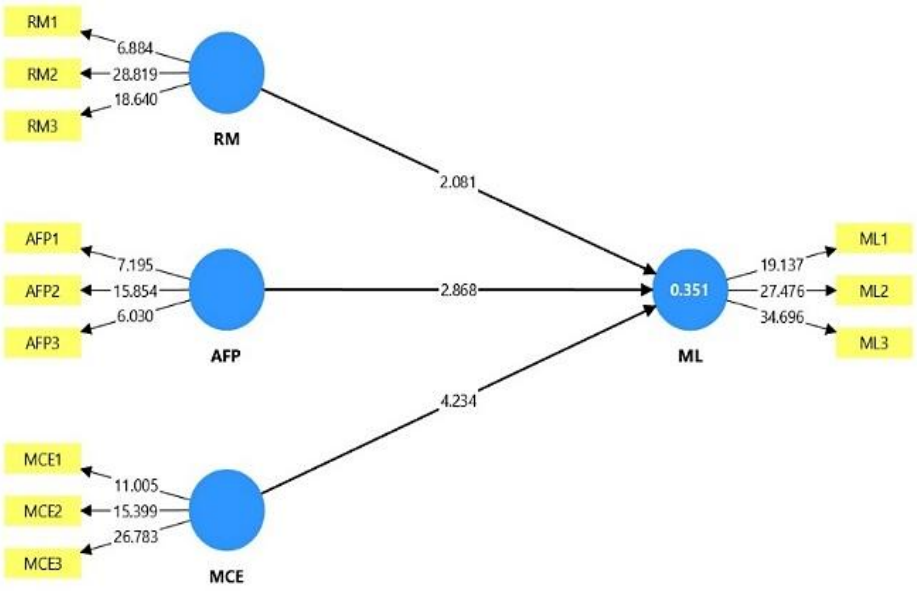
$$GOF = \sqrt{0.665 \times 0.351} = 0.483.$$

با توجه به سه مقدار ۰/۰۱، ۰/۲۵ و ۰/۳۶ به‌عنوان مقادیر ضعیف، متوسط و قوی برای *GOF*، حاصل شدن ۰/۴۸ نشان از برازش قوی مدل دارد. با توجه به برازش قوی مدل کلی، حال می‌توان به بررسی فرضیات تحقیق پرداخت.

[1] Discriminant Validity (DV)
[2] Goodness of Fit (GOF)
[3] Communality

۹- آزمون فرضیه‌های تحقیق با استفاده از روابط ساختاریافته خطی

پس از تعیین و ارزیابی مدل‌های اندازه‌گیری، به‌منظور بررسی مدل مفهومی تحقیق و اطمینان از وجود یا عدم وجود روابط علی میان متغیرهای پژوهش، همچنین بررسی تناسب داده‌های مشاهده‌شده با مدل مفهومی، فرضیه‌های تحقیق با استفاده از مدل معادلات ساختاری آزمون شدند. نتایج حاصل از آزمون فرضیه‌ها در **شکل ۱** ارایه شده و مسیرهای معنادار و میزان اثرگذاری هر متغیر بر دیگری را نشان می‌دهند.



شکل ۱- ضرایب t الگوی آزمون شده پژوهش.
Figure 1- Coefficients t of the tested model of the research.

۱۰- بررسی فرضیه‌ها

پس از انجام تخمین استاندارد، با استفاده از نرم‌افزار *SmartPLS*، روابط علت و معلولی میان سازه‌های پژوهش موردسنجش قرار گرفت. همان‌طور که در جدول نشان داده شده است، روابط میان سازه‌های اصلی پژوهش معنادار و مستقیم هستند.

جدول ۸- آزمون‌های فرعی تحقیق.
Table 8- Research subtests.

شماره فرضیه	فرضیات	استاندارد	سطح معنی‌داری	نتیجه
1	مدیریت ریسک بر یادگیری ماشین در تصمیم‌گیری مالی تاثیرگذار است.	0.839	(011.510)	تایید
2	حوزه‌های عملکرد مالی بر یادگیری ماشین در تصمیم‌گیری مالی تاثیرگذار است.	0.348	(3.876)	تایید
3	مدیریت موثر وجه نقد بر یادگیری ماشین در تصمیم‌گیری مالی تاثیرگذار است.	0.919	(55.645)	تایید

*ماخذ: یافته‌های تحقیق

۱۱- بحث و نتیجه‌گیری

هدف این پژوهش، تحلیل مقایسه‌ای یادگیری ماشینی کسب‌وکار در تصمیم‌گیری‌های مالی موثر با استفاده از مدل معادلات ساختاری بوده است. روش اجرای پژوهش از نوع توصیفی-پیمایشی و ابزار جمع‌آوری داده‌ها پرسش‌نامه می‌باشد. جامعه آماری این پژوهش بانک‌ها را شامل می‌شود و برای نمونه‌گیری و تعیین حجم نمونه از فرمول کوکران استفاده شد. بر اساس این فرمول، تعداد نمونه برابر ۱۰۰ نفر برآورد گردید. بر اساس نتایج تحلیل توصیفی، بیشترین فراوانی جنسیت پاسخ‌دهندگان مربوط به زنان برابر با ۵۵ نفر (۵۵%) است. همچنین، در مورد سطح تحصیلات، بیشترین فراوانی مربوط به افراد دارای مدرک لیسانس با ۵۵ نفر(۵۵%) می‌باشد. این نتایج نمای کلی ویژگی‌های دموگرافیک جامعه آماری را نشان می‌دهند و زمینه مناسبی برای تحلیل‌های بعدی پژوهش فراهم می‌کنند.

یادگیری ماشینی به‌عنوان زیرمجموعه‌ای از هوش مصنوعی دیده می‌شود که عمدتا بر بهینه‌سازی فرایندهای تجاری با دخالت کم یا بدون دخالت انسان تمرکز دارد. فناوری‌های یادگیری ماشینی به مدل اجازه می‌دهند تا از مجموعه بزرگی از داده‌ها تجزیه‌وتحلیل و شناسایی شود و اطلاعات موردنیاز برای تصمیم‌گیری‌های موثر در زمینه‌های مختلف مالی، بازاریابی و زنجیره‌تامین را در اختیار مدیریت قرار دهد. یکی از جنبه‌های کلیدی هوش مصنوعی این است که از تراکنش‌های الگوریتمی استفاده می‌کند، می‌تواند ریسک‌ها را مدیریت کند، از اتوماسیون فرایند پشتیبانی می‌کند و جریان نقدی را به‌طور موثر مدیریت می‌کند. مرتبط‌ترین جنبه روش هوش مصنوعی بر یادگیری ماشینی تمرکز دارد زیرا جنبه‌های پشتیبانی را برای پیش‌بینی داده‌ها و اطلاعات بر اساس اطلاعات جمع‌آوری‌شده فراهم می‌کند. علاوه بر این، استفاده از فناوری مبتنی بر یادگیری ماشینی به تعامل بهتر با مشتریان و پاسخ موثر به سوالات آن‌ها کمک می‌کند.

از الگوریتم‌های یادگیری ماشینی برای کشف مفاهیم بهتر، ارایه تجزیه‌وتحلیل کارآمد داده‌ها و ارایه اطلاعات موردنیاز برای تصمیم‌گیری‌های مالی بهتر استفاده کنید. کارمندان و مدیریت تمایل دارند چنین تکنیک‌هایی را برای تشخیص الگو، تمرکز بر ارزش‌گذاری اوراق بهادار و انجام اقدامات مناسب برای مدیریت موثر ریسک‌ها توسعه دهند. استفاده از روش‌های یادگیری ماشینی به کاهش هزینه‌ها، بهینه‌سازی بهره‌وری کلی، پشتیبانی از مدیریت ریسک و مشارکت مشتریان در تصمیم‌گیری‌های مالی بهتر کمک می‌کند. علاوه بر این، الگوریتم‌های یادگیری ماشین تمایل دارند گزارش‌های شخصی را بر اساس داده‌های موجود تولید کنند و اطلاعات واضح و مختصری را در سطوح مختلف مدیریت برای تصمیم‌گیری سازمان‌یافته ارایه دهند.

نتایج به‌دست آمده از این پژوهش با مطالعات پیشین همسو است. برای مثال، وهاب و رادمهر [20] نشان داد که هوش مصنوعی با ضریب مسیر ۰٫۸۱ تاثیر مثبت بر عملکرد مالی شرکت‌های کوچک و متوسط دارد و ابعاد مهارت‌های انسانی و ناملموس بودن هوش مصنوعی نقش برجسته‌ای در این رابطه ایفا می‌کنند. همچنین، یافته‌های عباس حسن و همکاران [10] نشان داد که هوش مصنوعی همراه با شفافیت گزارشگری مالی به بهبود تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران کمک می‌کند. نتایج تحقیق حاضر نیز نشان می‌دهد که به‌کارگیری یادگیری ماشینی در تصمیم‌گیری مالی، با افزایش دقت پیش‌بینی و بهینه‌سازی منابع، می‌تواند نقش موثری در ارتقای تصمیمات مالی سازمان‌ها ایفا کند.

مطالعات مشابه خارجی نیز نشان‌دهنده اهمیت ترکیب *PLS-SEM* و الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای ارزیابی مدل‌های پیچیده کسب‌وکار هستند. برای مثال، ریشتر و تودوران [21] به مزایای ترکیب *PLS-SEM* با الگوریتم‌های *ML* اشاره‌کرده‌اند و کاناپان [21]، نشان داده است که یادگیری ماشین با استفاده از *SEM* می‌تواند دقت پیش‌بینی را افزایش دهد و چرخه‌های تصمیم‌گیری را کوتاه‌تر کند. علاوه بر این، چارچوب‌های یکپارچه ارایه شده توسط نواک و زایکوفسکی [13] نیز اثبات می‌کند که تلفیق مدلسازی معادلات ساختاری با الگوریتم‌های یادگیری ماشین، امکان ایجاد ابزارهای پیش‌بینی‌شده دقیق‌تر و با برازش بهتر را فراهم می‌آورد.

پیشنهادهای مقاله به شرح زیر است:

۱. مدیران مالی بانک‌ها می‌توانند از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای تحلیل داده‌های مالی و بهبود تصمیم‌گیری‌های عملیاتی استفاده کنند.
۲. توسعه دوره‌های آموزشی در زمینه مهارت‌های دیجیتال و استفاده از یادگیری ماشین می‌تواند ظرفیت تصمیم‌گیری در سازمان‌ها را افزایش دهد.
۳. استفاده هم‌زمان از مدل‌های *SEM* و الگوریتم‌های یادگیری ماشین، برای ایجاد چارچوب‌های پیش‌بینی کننده دقیق‌تر و کاهش خطای تصمیم‌گیری توصیه می‌شود.

تشکر و قدردانی

از تمامی مشارکت‌کنندگان در پژوهش بابت ارایه اطلاعات ارزشمند و همکاری موثر صمیمانه سپاسگزاری می‌شود.

منابع مالی

این تحقیق بدون کمک هزینه تحقیق انجام شده است.

تعارض با منافع

بنا بر اظهار نویسنده این مقاله تعارض منافع ندارد.

منابع

[1] Izadi, M., Ashtab, A., & Zavari Rezaei, A. (2025). Comparing the estimation power of machine learning models and statistical models in predicting profit component changes and selecting the optimal model. *Financial research journal*, *27*(1), 31-57. (**In Persian**). https://doi.org/10.22059/frj.2024.373472.1007580

[2] Tavakoli, S., & Ashtab, A. (2023). Comparing the effectiveness of machine learning models and statistical models in predicting financial risk. *Financial management strategy*, *11*(1), 53–76. (**In Persian**). https://doi.org/10.22051/jfm.2023.35240.2512

[3] Gbongli, K., Xu, Y., Amedjonekou, K. M., & Kovács, L. (2020). Evaluation and classification of mobile financial services sustainability using structural equation modeling and multiple criteria decision-making methods. *Sustainability*, *12*(4), 1288. https://doi.org/10.3390/su12041288

[4] Tunca, B. (2025). Hybrid use of structural equation modeling and machine learning: Literature review and future potential. *Structural equation modelling and multivariate research*, *2*(1), 1-2. https://doi.org/10.5281/zenodo.15740696

[5] Asadi, M., Mirbergkar, S. M., & Chirani, E. (2022). Presenting a neural network model for predicting the profits of companies listed on the Tehran Stock Exchange and comparing its accuracy with HDZ and ARIMA models. *Management accounting*, *15*(54), 163-180. (**In Persian**). https://www.sid.ir/fa/VEWSSID/J_pdf/4003714015409.pdf

[6] Mirzaei, S., Ashtab, A., & Rezaei, A. Z. (2023). Comparing the efficiency of statistical and machine learning models and selecting the optimal model in predicting net profit and operating cash flows. *Asset management and financing*, *11*(2), 53–74. (**In Persian**). https://doi.org/10.22108/amf.2023.136720.1784

[7] Mullainathan, S., & Spiess, J. (2017). Machine learning: an applied econometric approach. *Journal of economic perspectives*, *31*(2), 87–106. https://doi.org/10.1257/jep.31.2.87

[8] Mishra, A., Irwin, D., Shenoy, P., Kurose, J., & Zhu, T. (2012, May). Smartcharge: Cutting the electricity bill in smart homes with energy storage. *Proceedings of the 3rd international conference on future energy systems: where energy, computing and communication meet* (pp. 1-10). https://doi.org/10.1145/2208828.2208857

[9] Buchanan, B. G., & Wright, D. (2021). The impact of machine learning on UK financial services. *Oxford review of economic policy*, *37*(3), 537–563. https://doi.org/10.1093/oxrep/grab016

[10] Abbas Hassan, S., Piri, P., & Chalaki, P. (2025). Providing an optimal model for investor decision-making by using artificial intelligence and emphasizing the transparency of financial reporting. *Asset management and financing*, 1–24. (**In Persian**). https://doi.org/10.22108/amf.2025.143308.1934

[11] Nouri, N. A., Fazl, Sh., & Gharib, H. (2024). The impact of artificial intelligence on the financial performance of small and medium-sized businesses (SEMS), a structural equation modeling approach.*16th international conference on data envelopment analysis and decision sciences*, Tehran, Iran. Civilica. (**In Persian**). https://civilica.com/doc/2228762

[12] Kannappan, S. (2025). Evaluating Machine learning models for business decision-making: A structural equation modeling approach. *Journal of marketing & social research*, *2*, 260–267. https://doi.org/10.61336/jmsr/25-04-35

[13] Nowak, M., & Zajkowski, R. (2025). An integrated structural equation modelling and machine learning framework for measurement scale evaluation—application to voluntary turnover intentions. *AppliedMath*, *5*(3), 105. https://doi.org/10.3390/appliedmath5030105

[14] Mestiri, S. (2024). Machine learning techniques in financial applications. *Journal of research, innovation and technologies*, *3*(1(5)), 30–40. https://doi.org/10.57017/jorit.v3.1(5).02

[15] Hair Jr, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). Multivariate data analysis. In *Multivariate data analysis* (pp. 785-785). https://pesquisa.bvsalud.org/portal/resource/pt/biblio-1074274

[16] Cronbach, L. J. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika*, *16*(3), 297–334. https://doi.org/10.1007/BF02310555

[17] Rezazadeh, A., & Davari, A. (2018). *Structural equation modeling with PLS software*. Jihad Daneshgahi Publications. (**In Persian**). https://agahbookshop.com/p-22489--pls.aspx

[18] Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of marketing research*, *18*(1), 39–50. https://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1177/002224378101800104

[19] Wetzels, M., Odekerken-Schröder, G., & Van Oppen, C. (2009). Using PLS path modeling for assessing hierarchical construct models: Guidelines and empirical Illustration1. *MIS quarterly*, *33*(1), 177–195. https://doi.org/10.2307/20650284

[20] Wahab, M. D. A., & Radmehr, M. (2024). The impact of AI assimilation on firm performance in small and medium-sized enterprises: A moderated multi-mediation model. *Heliyon*, *10*(8). https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e29580

[21] Kannappan, S. (2025). Evaluating machine learning models for business decision-making: A structural equation modeling approach. *Journal of marketing & social research*, *2*, 260-267. https://www.jmsr-online.com/article/evaluating-machine-learning-models-for-business-decision-making-a-structural-equation-modeling-approach-228/