

## نقش هوش مصنوعی در ارتقای عملکرد و مدیریت ریسک در شرکت‌های لیزینگ

دکتر جواد عین آبادی

استادیار گروه مالی و حسابداری، موسسه آموزش عالی الکترونیکی ایرانیان، تهران، ایران.

Javadeinabadi@gmail.com

سمیرا کاویانی امجد

دانشجوی کارشناسی ارشد مالی - مهندسی مالی و مدیریت ریسک، موسسه آموزش عالی الکترونیکی ایرانیان، تهران، ایران.

(نویسنده مسئول)

Samira.Kavyani.amjad.1403@gmail.com

### چکیده

در سال‌های اخیر، هوش مصنوعی به‌عنوان یکی از فناوری‌های کلیدی در تحول دیجیتال بخش مالی مطرح شده است. شرکت‌های لیزینگ، به‌عنوان نهادهای میانجی مالی فعال در تأمین سرمایه‌گذاری‌های بلندمدت، با چالش‌های متعددی در زمینه‌های ارزیابی اعتبار، پیش‌بینی ریسک‌های مالی و بهینه‌سازی عملیات روبه‌رو هستند. این پژوهش با رویکرد ترکیبی (کیفی-کمی) و با استفاده از داده‌های شبیه‌سازی شده مبتنی بر روش مونت کارلو (۱۰,۰۰۰ تکرار)، نقش هوش مصنوعی در ارتقای عملکرد عملیاتی و مدیریت ریسک در شرکت‌های لیزینگ را بررسی کرد. یافته‌های کیفی حاصل از مصاحبه با ۱۰ خبره، سه تم اصلی را آشکار ساخت: چالش‌های ساختاری در عملکرد، نیاز به سیستم‌های هوشمند مدیریت ریسک، و بارزگری فناوری هوش مصنوعی. بر این اساس، داده‌های کمی شبیه‌سازی شده نشان داد که استقرار هوش مصنوعی، زمان تصمیم‌گیری را ۶۴٪ (از ۱۴ روز به ۵ روز)، هزینه‌های عملیاتی را ۱۸٪ کاهش و دقت پیش‌بینی نکول را از ۷۲٪ به ۸۹٪ افزایش می‌دهد. همچنین، ریسک تقلب ۶۶٪ کاهش یافت. آزمون‌های آماری صورت گرفته تأیید کرد که تمام تفاوت‌ها از نظر آماری بسیار معنادار هستند. تحلیل رگرسیون نیز نشان داد که «هماهنگی در زمان واقعی» و «یکپارچه‌سازی داده» به ترتیب قوی‌ترین پیش‌بین‌های عملکرد عملیاتی و مدیریت ریسک هستند.

**واژگان کلیدی:** هوش مصنوعی، شرکت‌های لیزینگ، مدیریت ریسک مالی، عملکرد عملیاتی، یادگیری ماشین.

### مقدمه

در دهه‌های اخیر، تحولات فناورانه به‌ویژه ظهور و گسترش هوش مصنوعی، ساختار صنایع مالی را به‌طور بنیادین دگرگون کرده است. این تحولات نه تنها به‌عنوان ابزاری برای افزایش کارایی عملیاتی، بلکه به‌عنوان موتور برای نوآوری در مدل‌های کسب‌وکار، مدیریت ریسک و تصمیم‌گیری استراتژیک عمل کرده‌اند. در این میان، نهادهای مالی غیربانکی از جمله شرکت‌های لیزینگ که نقش حیاتی در تسهیل سرمایه‌گذاری‌های بلندمدت و حمایت از بخش‌های تولیدی و خدماتی ایفا می‌کنند. در معرض فشارهای فزاینده‌ای برای دیجیتالی‌سازی فرآیندهای خود قرار گرفته‌اند. لیزینگ به‌عنوان یکی از ابزارهای کلیدی تأمین مالی دارایی‌های ثابت، به‌ویژه برای بنگاه‌های کوچک و متوسط که اغلب با محدودیت دسترسی به منابع اعتباری بانکی مواجه‌اند، اهمیت ویژه‌ای در چرخه اقتصادی دارد. با این حال، این نهادها

با چالش‌های ساختاری متعددی از جمله عدم قطعیت در بازپرداخت‌ها، نوسانات نرخ بهره، تغییرات قانونی، و همچنین ریسک‌های اعتباری ناشی از اطلاعات نامتقارن روبه‌رو هستند.

در سنت کلاسیک مدیریت ریسک، شرکت‌های لیزینگ عمدتاً از مدل‌های آماری خطی، نمره‌دهی اعتباری مبتنی بر قاعده‌مندی‌های دستی، و ارزیابی‌های کیفی برای تصمیم‌گیری درباره اعطای لیزینگ استفاده می‌کردند. این رویکردها، هرچند در شرایط پایدار و با داده‌های کامل کارایی نسبی داشتند، اما در محیط‌های پویا، پرتنش و با عدم قطعیت بالا به‌ویژه در اقتصادهای در حال توسعه دچار محدودیت‌های جدی از جمله کندی در پاسخگویی، سوگیری‌های شناختی، و عدم توانایی در تحلیل داده‌های غیرساختاریافته (مانند گزارش‌های مالی کیفی، داده‌های رفتاری، یا اطلاعات شبکه‌های اجتماعی) هستند.

در مقابل، فناوری‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، به‌ویژه زیرشاخه‌های آن مانند یادگیری ماشین، یادگیری عمیق و پردازش زبان طبیعی، امکان تحلیل حجم عظیمی از داده‌ها را در زمان واقعی فراهم کرده‌اند. این فناوری‌ها قادرند الگوهای پنهان ریسک را شناسایی کنند، رفتار مشتریان را پیش‌بینی نمایند و سیستم‌های تصمیم‌گیری انطباقی را پیاده‌سازی کنند. برای مثال، مدل‌های مبتنی بر جنگل تصادفی یا گرادیان تقویتی در بسیاری از مطالعات اخیر، دقت بالاتری نسبت به رگرسیون‌های لجستیک سنتی در پیش‌بینی کم‌بود وجه نشان داده‌اند. همچنین، سیستم‌های تشخیص تقلب مبتنی بر شبکه‌های عصبی می‌توانند به‌طور پیوسته الگوهای غیرعادی در درخواست‌های لیزینگ را رصد کرده و هشدارهای پیشگیرانه صادر نمایند.

این شکاف تحقیقاتی پررنگی اساسی را مطرح می‌کند: چگونه می‌توان از فناوری‌های هوش مصنوعی برای ارتقای عملکرد و تقویت سیستم‌های مدیریت ریسک در شرکت‌های لیزینگ به‌ویژه در شرایط محدودیت داده‌ای و نهادی اقتصادهای در حال توسعه بهره برد؟ پاسخ به این پرسش نیازمند بررسی این فرضیه است که استقرار سیستم‌های تصمیم‌گیری مبتنی بر هوش مصنوعی، نه‌تنها منجر به کاهش خطاهای انسانی و هزینه‌های عملیاتی می‌شود، بلکه توانایی پیش‌بینی و پیشگیری از ریسک‌های مالی را نیز به‌طور معناداری افزایش می‌دهد. همچنین، فرض می‌شود که ترکیب هوش مصنوعی با روش‌های شبیه‌سازی استochastic مانند مونت کارلو می‌تواند چارچوبی عملیاتی برای ارزیابی ریسک در شرایط عدم قطعیت فراهم کند.

در پاسخ به این نیاز، این پژوهش در پی آن است که چارچوبی ترکیبی (کیفی-کمی) برای تحلیل نقش هوش مصنوعی در بستر لیزینگ ارائه دهد با تمرکز بر دو هدف متقاطع: (۱) شناسایی مؤلفه‌های کلیدی مؤثر بر عملکرد و ریسک در شرکت‌های لیزینگ از دیدگاه خبرگان صنعت، و (۲) شبیه‌سازی سناریوهای مختلف کاربرد هوش مصنوعی با استفاده از روش مونت کارلو برای ارزیابی اثربخشی آن در کاهش ریسک و بهبود کارایی. این رویکرد نه‌تنها امکان آزمایش سیاست‌های مدیریت ریسک در محیط‌های کنترل‌شده را فراهم می‌کند، بلکه در شرایطی که دسترسی به داده‌های واقعی محدود است مانند بازار ایران، راهکاری قابل اجرا ارائه می‌دهد.

نوسازی اصلی این پژوهش، گسترش کاربرد روش ترکیبی هوش مصنوعی و شبیه‌سازی مونت کارلو به بستر شرکت‌های لیزینگ در محیط‌های داده‌محور است رویکردی که در ادبیات داخلی و بین‌المللی پیشین کمتر مورد توجه قرار گرفته است. بنابراین، این مقاله ضمن پر کردن یک شکاف تحقیقاتی مهم، چارچوبی عملیاتی و قابل اجرا برای سیاست‌گذاران، ناظران مالی و مدیران اجرایی شرکت‌های لیزینگ ارائه می‌دهد تا با بهره‌گیری از فناوری‌های نوین، پایداری مالی، کارایی عملیاتی و ظرفیت رقابتی این نهادها را در اقتصاد دیجیتال تقویت نمایند.

## مرور ادبیات

در حوزه کاربرد فناوری‌های نوین در خدمات مالی، مطالعات متعددی به نقش هوش مصنوعی در بهبود تصمیم‌گیری‌های اعتباری پرداخته‌اند. به‌طور کلی، ادبیات موجود را می‌توان به سه دسته تقسیم کرد:

اول، مطالعاتی که بر کاربرد هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در امتیازدهی اعتباری و مدیریت ریسک متمرکزند: اخیراً، ادی<sup>۱</sup> و همکاران (۲۰۲۴)، در یک مرور جامع نشان دادند که سیستم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی نه تنها دقت پیش‌بینی نکول را افزایش می‌دهند، بلکه می‌توانند از داده‌های غیرمالی (مانند رفتار دیجیتالی) برای امتیازدهی به افراد بدون سابقه اعتباری استفاده کنند. ویژگی‌ای که برای شرکت‌های لیزینگ در اقتصادهای در حال توسعه بسیار ارزشمند است. در یک مرور جامع در سال ۲۰۲۵، ویرینسینو<sup>۲</sup> نشان داد که مدل‌های یادگیری ماشین نه تنها دقت پیش‌بینی را افزایش می‌دهند، بلکه می‌توانند از داده‌های جایگزین<sup>۳</sup> مانند رفتار دیجیتالی، تراکنش‌های موبایل و اطلاعات غیرمالی برای امتیازدهی به افراد بدون سابقه اعتباری<sup>۴</sup> استفاده کنند (ویرینسینو، ۲۰۲۵). این ویژگی به‌ویژه برای اقتصادهای در حال توسعه که با کمبود داده‌های ساختاریافته مواجه‌اند، حائز اهمیت است. علاوه بر دقت، شفافیت و قابلیت تفسیر مدل‌ها نیز موضوعی کلیدی در تصمیم‌گیری‌های مالی محسوب می‌شود. مطالعه‌ای در سال ۲۰۲۵ سه مدل گروهی پیشرفته را در یک چارچوب هوش مصنوعی قابل تفسیر ارزیابی کرد و نشان داد که ترکیب<sup>۵</sup> SHAP با XGBoost می‌تواند هم دقت بالا و هم شفافیت تصمیم‌گیری را فراهم کند (پاتاک<sup>۶</sup>، ۲۰۲۵). در حوزه ارزیابی ریسک اعتباری، مطالعات متعددی به کارایی الگوریتم‌های یادگیری ماشین پرداخته‌اند. به‌عنوان مثال، موهان<sup>۷</sup> و همکاران در یک مرور سیستماتیک جامع نشان دادند که مدل‌هایی مانند Random Forest و شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) به‌طور متوسط ۱۰ تا ۱۸ درصد دقت بیشتری نسبت به روش‌های آماری کلاسیک در پیش‌بینی نکول دارند. این یافته‌ها تأکید می‌کنند که تحول به سمت سیستم‌های تصمیم‌گیری مبتنی بر هوش مصنوعی، نه یک گزینه فنی، بلکه یک ضرورت رقابتی برای نهادهای مالی محسوب می‌شود (موهان و همکاران، ۲۰۲۰). کاربرد هوش مصنوعی (AI) و یادگیری ماشین (ML) در سیستم‌های امتیازدهی اعتباری<sup>۸</sup> در سال‌های اخیر تحولی چشمگیر ایجاد کرده است. مطالعات متعدد نشان می‌دهند که الگوریتم‌های مبتنی بر یادگیری ماشین به‌ویژه روش‌های گروهی<sup>۹</sup> مانند XGBoost، Random Forest و Gradient Boosting در پیش‌بینی نکول<sup>۱۰</sup> عملکردی بهتر از مدل‌های آماری سنتی مانند رگرسیون لجستیک دارند (کومار<sup>۱۱</sup> و همکاران، ۲۰۲۱). دوم، پژوهش‌هایی که به کاربرد هوش مصنوعی در نهادهای مالی غیربانکی و لیزینگ به‌ویژه در پلتفرم‌های وام‌دهی هم‌تا به هم‌تا پرداخته‌اند.

اگرچه اکثر پژوهش‌ها بر بانک‌ها و پلتفرم‌های وام‌دهی تمرکز داشته‌اند، اما گزارش‌های اخیر نشان می‌دهند که نهادهای مالی غیربانکی (NBFIs<sup>۱۲</sup>)، از جمله شرکت‌های لیزینگ، نیز در حال بهره‌گیری از فناوری‌های هوش مصنوعی برای افزایش کارایی و کاهش ریسک هستند (ولادیمیر<sup>۱۳</sup>، ۲۰۲۵). بر اساس گزارش جهانی NBFIs در نیمه اول ۲۰۲۵، شرکت‌های لیزینگ در بازارهای توسعه‌یافته با کاهش کیفیت دارایی‌ها و نگرش منفی مصرف‌کنندگان مواجه‌اند و به

<sup>1</sup> Addy

<sup>2</sup> Vrincianu

<sup>3</sup> alternative data

<sup>4</sup> credit invisibles

<sup>5</sup> Shapley Additive Explanations

<sup>6</sup> Pathak

<sup>7</sup> Mohan

<sup>8</sup> credit scoring

<sup>9</sup> ensemble methods

<sup>10</sup> default prediction

<sup>11</sup> Kumar

<sup>12</sup> Non-Bank Financial Institutions

<sup>13</sup> Vladimir

همین دلیل، سرمایه‌گذاری در فناوری‌های هوشمند برای مدیریت ریسک ضروری شده است (احمد و همکاران، ۲۰۲۴). علاوه بر این، گزارش دیگری از ۲۰۲۵ تأکید می‌کند که راه‌حل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در حوزه لیزینگ دیجیتال، به‌طور چشمگیری فرآیندهای تصویب وام، تشخیص تقلب و پیش‌بینی ریسک را بهبود بخشیده‌اند (آدجیبت<sup>۱</sup>، ۲۰۲۵). با این حال، مطالعات آکادمیکی که به‌طور خاص به کاربرد هوش مصنوعی در شرکت‌های لیزینگ پرداخته باشند، همچنان محدود است. بیشتر ادبیات موجود، هوش مصنوعی را در حوزه‌های کلان‌تر مالی مانند فین‌تک یا بانکداری دیجیتال بررسی می‌کنند.

و سوم، مطالعاتی که از روش‌های شبیه‌سازی مونت کارلو و روش‌های ترکیبی در تحلیل ریسک مالی استفاده کرده‌اند: یکی از چالش‌های اصلی در مدیریت ریسک لیزینگ، عدم قطعیت در جریان‌های نقدی آینده و ارزش باقیمانده دارایی‌های لیزینگ شده است. در این زمینه، شبیه‌سازی مونت کارلو<sup>۲</sup> به‌عنوان یک روش قدرتمند برای مدل‌سازی ریسک و عدم قطعیت در بخش مالی شناخته شده است (رونی آسترا<sup>۳</sup> و همکاران، ۲۰۲۴). تحقیقات اخیر نشان داده‌اند که ترکیب ترکیب هوش مصنوعی با شبیه‌سازی مونت کارلو می‌تواند چارچوبی پویا برای ارزیابی ریسک لیزینگ فراهم کند. به‌عنوان مثال، در تحلیل «اجاره در مقابل خرید»<sup>۴</sup>، شبیه‌سازی مونت کارلو امکان مدل‌سازی هزاران سناریوی جریان نقدی را فراهم می‌کند تا ریسک تصمیم‌گیری‌ها کمی‌سازی شود (جانسون<sup>۵</sup> و همکاران، ۱۹۷۲). همچنین، مطالعه‌ای در سال ۲۰۲۴ از شبیه‌سازی مونت کارلو برای شناسایی ریسک‌های مالی در چارچوب‌های یکپارچه استفاده کرد و نشان داد که این روش می‌تواند به‌طور مؤثری ریسک‌های پنهان را در تصمیمات بلندمدت آشکار کند (متساکوس و نیلد<sup>۶</sup>، ۲۰۲۴). در کنار این، هوش مصنوعی می‌تواند پارامترهای ورودی شبیه‌سازی مونت کارلو مانند نوسانات نرخ بهره، نرخ استهلاک دارایی یا احتمال نکول را به‌صورت پویا و بر اساس داده‌های واقعی به‌روز کند، که این امر دقت سناریوهای شبیه‌سازی شده را افزایش می‌دهد (کرولوا و سوزا<sup>۷</sup>، ۲۰۲۳).

بر اساس مرور سیستماتیک ادبیات، دو شکاف اصلی شناسایی می‌شود: اولاً، کمبود مطالعات آکادمیک در مورد کاربرد هوش مصنوعی در شرکت‌های لیزینگ در حالی که این نهادها ویژگی‌های ریسکی منحصر به فردی دارند که نیازمند مدل‌های تخصصی هستند. ثانیاً، عدم توجه کافی به راهکارهای ترکیبی (مانند AI + Monte Carlo) برای مدیریت ریسک در محیط‌هایی با داده‌های محدود مخصوصاً در اقتصادهای در حال توسعه.

## روش تحقیق

این پژوهش با هدف بررسی نقش هوش مصنوعی در ارتقای عملکرد و مدیریت ریسک در شرکت‌های لیزینگ، از روش ترکیبی با رویکرد کیفی-کمی توالی‌دار همگرا<sup>۸</sup> بهره گرفته است. در این طرح، داده‌های کیفی و کمی به‌طور همزمان جمع‌آوری و سپس در بخش تحلیل، یکپارچه می‌شوند تا چارچوبی جامع و عمیق از پدیده مورد مطالعه ارائه شود. این رویکرد به‌ویژه در مطالعاتی که با عدم قطعیت بالا، محدودیت دسترسی به داده‌های واقعی یا نیاز به تبیین مفاهیم پیچیده همراه هستند، توصیه می‌شود (کلارک، ۲۰۱۷). جامعه آماری این پژوهش شامل دو بخش است:

<sup>1</sup> Adegbite

<sup>2</sup> Monte Carlo Simulation

<sup>3</sup> Ronyastra

<sup>4</sup> lease vs. buy

<sup>5</sup> Johnson

<sup>6</sup> Matsakos & Nield

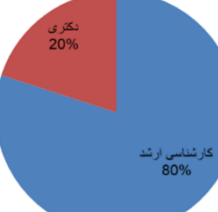
<sup>7</sup> Koroleva & Souza

<sup>8</sup> Convergent Parallel Design

خبرگان حوزه لیزینگ، فناوری مالی و مدیریت ریسک که در سازمان‌های نظارتی (مانند بانک مرکزی)، شرکت‌های لیزینگ فعال در ایران، و مراکز تحقیقاتی مالی فعالیت دارند. داده‌های شبیه‌سازی شده مرتبط با عملیات لیزینگ که برای تحلیل کمی استفاده شده‌اند. در بخش کیفی، با توجه به ماهیت تخصصی موضوع، از نمونه‌گیری هدفمند<sup>۱</sup> و روش گلوله‌برفی<sup>۲</sup> استفاده شد. در مجموع، ۱۰ نفر از خبرگان با معیارهای زیر مورد مصاحبه قرار گرفتند:

- ✓ حداقل ۱۵ سال سابقه کار در حوزه لیزینگ، مالی یا فناوری‌های نوین مالی،
  - ✓ دارا بودن مدرک تحصیلی حداقل کارشناسی ارشد در رشته‌های اقتصاد، مهندسی مالی، مدیریت یا علوم کامپیوتر،
  - ✓ آشنایی عملیاتی با سیستم‌های تصمیم‌گیری یا مدیریت ریسک در شرکت‌های لیزینگ یا نهادهای مرتبط.
- از نظر جمعیت‌شناختی، این گروه شامل ۷ مرد و ۳ زن بودند که ۵ نفر آن‌ها در گروه سنی ۳۰ تا ۴۰ سال و بقیه بالای ۴۰ سال قرار داشتند. از این میان، ۸ نفر دارای مدرک کارشناسی ارشد و ۲ نفر دکتری بودند و ۸ نفر بیش از ۱۵ سال سابقه کار داشتند.

#### مشخصات جمعیت شناختی

نمایش گرافیکی	درصد فراوانی	تعداد	دسته‌بندی	مشخصات جمعیت‌شناختی
	۳۰٪	۳	زن	جنسیت
	۷۰٪	۷	مرد	
	۵۰٪	۵	۳۰-۴۰ سال	سن
	۵۰٪	۵	بالای ۴۰ سال	
	۸۰٪	۸	کارشناسی ارشد	مدرک تحصیلی
	۲۰٪	۲	دکتری	
	۲۰٪	۲	کمتر از ۱۵ سال	سابقه کاری
	۸۰٪	۸	بیش از ۱۵ سال	

<sup>۱</sup> Purposeful Sampling

<sup>۲</sup> Snowball Sampling

در بخش کمی، با توجه به عدم دسترسی به پایگاه داده‌های واقعی شرکت‌های لیزینگ در ایران و جهت امکان‌سنجی تأثیر هوش مصنوعی در شرایط عدم قطعیت، از داده‌های شبیه‌سازی شده با روش مونت کارلو<sup>۱</sup> استفاده شد. این شبیه‌سازی بر اساس توزیع‌های آماری واقع‌گون (مانند نرمال برای جریان‌های نقدی، نمایی برای زمان نکول، و بتا برای احتمال موفقیت تصمیمات لیزینگ) انجام گرفت و ۱۰,۰۰۰ تکرار برای هر سناریو در نظر گرفته شد تا پایداری نتایج تضمین شود.

در بخش کیفی، از مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته با پرسش‌های کلیدی مانند «چه مؤلفه‌هایی در عملکرد شرکت‌های لیزینگ بیشترین تأثیر را دارند؟» و «آیا هوش مصنوعی می‌تواند چالش‌های مدیریت ریسک لیزینگ را کاهش دهد؟» استفاده شد. مصاحبه‌ها تا رسیدن به اشباع نظری ادامه یافت. در بخش کمی، برای تولید داده‌های ورودی شبیه‌سازی، از پرسشنامه لیکرت پنج‌گزینه‌ای استفاده شد که توسط همان گروه خبرگان تکمیل گردید. این پرسشنامه شامل سه بخش اصلی بود:

✓ شاخص‌های عملکرد عملیاتی (مانند کاهش زمان تصمیم‌گیری، کاهش هزینه‌های نظارتی)،  
✓ شاخص‌های مدیریت ریسک (مانند دقت پیش‌بینی نکول، کاهش ریسک تقلب)،  
✓ بارزگری فناوری هوش مصنوعی (مانند توانایی یادگیری پویا، قابلیت تفسیرپذیری تصمیمات).  
برای تأیید روایی از روایی محتوایی<sup>۲</sup> استفاده شد. با توجه به حجم نمونه خبرگان (۱۰ نفر)، سطح حداقل قابل قبول CVR بر اساس جدول Lawshe برابر با ۰.۶۲ در نظر گرفته شد. تمامی سؤالات دارای  $CVR > 0.70$  و  $CVI > 0.80$  بودند.

پایایی پرسشنامه نیز با محاسبه ضریب آلفای کرونباخ<sup>۳</sup> در SPSS نسخه ۲۷ ارزیابی شد. مقادیر به‌دست‌آمده برای سه بخش پرسشنامه به ترتیب ۰.۸۷، ۰.۸۴ و ۰.۸۱ بود که نشان‌دهنده پایایی بالای ابزار است.

داده‌های کیفی با روش تحلیل تماتیک<sup>۴</sup> مطابق چارچوب کلارک (۲۰۰۶)، تحلیل شدند. مراحل شامل کدگذاری اولیه، شناسایی الگوها، مرور تم‌ها و تولید تعریف دقیق برای هر تم بود.

داده‌های کمی (حاصل از شبیه‌سازی و پرسشنامه) با استفاده از SPSS v27 و Excel تحلیل گردید. ابتدا از آمار توصیفی (میانگین، انحراف معیار، فراوانی) برای توصیف ویژگی‌های جامعه استفاده شد. سپس، برای تحلیل روابط بین متغیرها، از رگرسیون خطی چندگانه استفاده شد. پیش از تحلیل رگرسیونی، فرضیات آماری نیز بررسی شدند:

✓ نرمال بودن توزیع باقیمانده‌ها: با آزمون  $(p > 0.05)$  Kolmogorov-Smirnov،  
✓ عدم وجود همخطی (Multicollinearity): با بررسی  $VIF < 5$ ،  
✓ استقلال خطاها: با آزمون Durbin-Watson (مقدار  $\approx 2$ ).  
همچنین، برای ارزیابی تأثیر هوش مصنوعی در سناریوهای مختلف، از مقایسه میانگین‌های شبیه‌سازی شده (با و بدون هوش مصنوعی) با استفاده از آزمون t مستقل استفاده شد.

## نتایج (یافته‌ها)

<sup>1</sup> Monte Carlo Simulation

<sup>2</sup> Content Validity Ratio (CVR)

<sup>3</sup> Cronbach's Alpha

<sup>4</sup> Thematic Analysis

در این بخش، نتایج حاصل از تحلیل تماتیک مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته با ۱۰ خبره در حوزه لیزینگ، فناوری مالی و مدیریت ریسک ارائه می‌شود. مصاحبه‌ها طی ماه‌های فروردین تا اردیبهشت ۱۴۰۴ انجام شدند و متوسط مدت هر مصاحبه ۴۸ دقیقه بود. فرآیند تحلیل بر اساس چارچوب کلارک (Clarke, 2006) و در شش مرحله انجام گرفت:

آشنایی با داده (شنود مکرر مصاحبه‌ها و خواندن رونوشت‌ها)،

کدگذاری اولیه (استخراج واحدهای معنایی)،

تشکیل تم‌های اولیه،

بازبینی تم‌ها،

تعریف و نام‌گذاری نهایی تم‌ها،

گزارش نویسی.

در نهایت، سه تم اصلی و هفت زیرتم شناسایی شدند که در جدول زیر خلاصه شده‌اند.

### جدول (۱): تم‌ها و زیرتم‌های استخراج شده از مصاحبه با خبرگان

تم اصلی	زیرتم‌ها	مفهوم کلیدی
۱. چالش‌های ساختاری در عملکرد لیزینگ	- عدم قطعیت جریان‌های نقدی - دسترسی محدود به داده‌های معتبر مشتری - فرآیندهای دستی و کند تصمیم‌گیری	خبرگان تأکید کردند که «فرآیندهای سنتی، نه تنها زمان‌بر هستند، بلکه به دلیل وابستگی به قضاوت انسانی، مستعد خطاهای شناختی و سوگیری هستند.» (خبره شماره ۴)
۲. نیاز به سیستم‌های هوشمند مدیریت ریسک	- ضعف در پیش‌بینی نکول زود هنگام - ناتوانی در تشخیص تقلب ساختاریافته - عدم پویایی در واکنش به شوک‌های بازار	«امروزه ریسک‌ها دیگر خطی نیستند. یک سیستم مدیریت ریسک باید بتواند از داده‌های غیرمالی مثل رفتار دیجیتال مشتری استفاده کند.» (خبره شماره ۷)
۳. بارزگری فناوری هوش مصنوعی در لیزینگ	- یادگیری پویا - قابلیت تفسیرپذیری - هماهنگی در زمان واقعی - یکپارچه‌سازی داده	«هوش مصنوعی فقط یک ابزار نیست؛ یک استراتژی است. اما این استراتژی باید شفاف و قابل توضیح باشد، مخصوصاً وقتی باید به ناظر مالی گزارش دهیم.» (خبره شماره ۲)

### تحلیل تم‌های اصلی

#### تم اول: چالش‌های ساختاری در عملکرد لیزینگ

همه خبرگان (۱۰/۱۰) اشاره کردند که فرآیندهای تصمیم‌گیری فعلی در شرکت‌های لیزینگ ایران بیش از حد دستی، زمان‌بر و مستعد خطا هستند. خبره شماره ۶ بیان کرد:

«ما هنوز برای اعطای یک لیزینگ ۱۵ روز وقت صرف بررسی مدارک کاغذی می‌کنیم، درحالی‌که در کشورهای پیشرفته، همین فرآیند ظرف ۲۴ ساعت به صورت خودکار و با دقت بالاتر انجام می‌شود.»

این تم، توجه نیاز به بهبود عملکرد عملیاتی را فراهم می‌کند و پایه‌ای برای تعریف شاخص‌های «زمان تصمیم‌گیری» و «هزینه‌های نظارتی» در بخش کمی بود.

#### تم دوم: نیاز به سیستم‌های هوشمند مدیریت ریسک

هشت خبره از ۱۰ نفر تأکید کردند که مدل‌های سنتی نمره‌دهی اعتباری تنها بر اساس صورت‌های مالی تاریخی کار می‌کنند و داده‌های پیش‌بین‌کننده رفتار آینده (مانند تأخیر در پرداخت‌های موبایلی یا فعالیت در شبکه‌های اجتماعی) را نادیده می‌گیرند. خبره شماره ۹ گفت:

«ما اغلب مشتریانی را رد می‌کنیم که از نظر مالی «نامرئی» هستند، درحالی‌که در دنیای دیجیتال، رفتار آن‌ها شفاف‌تر از صورت‌های مالی‌شان است.»

این تم، پشتوانه مفهومی برای استفاده از داده‌های جایگزین و تمرکز بر دقت پیش‌بینی نکول و کاهش ریسک تقلب در شبیه‌سازی فراهم کرد.

#### تم سوم: بارزگری فناوری هوش مصنوعی

این تم، غنی‌ترین و پرکاربردترین یافته کیفی بود. چهار زیرتم آن، به‌طور مستقیم به عنوان متغیرهای پیش‌بین در مدل رگرسیون کمی تبدیل شدند:

✓ یادگیری پویا: توانایی سیستم در به‌روزرسانی مدل بر اساس بازخورد جدید.

✓ قابلیت تفسیرپذیری: امکان توضیح تصمیم برای ناظران و مشتریان.

✓ هماهنگی در زمان واقعی: واکنش فوری به تغییرات نرخ بهره یا شرایط بازار.

✓ یکپارچه‌سازی داده: ترکیب داده‌های ساختاریافته (مالی) و غیرساختاریافته (رفتاری).

خبره شماره ۱ (عضو هیئت نظارتی بانک مرکزی) تأکید ویژه‌ای بر شفافیت داشت:

«اگر نتوانیم به بانک مرکزی توضیح دهیم که چرا یک مشتری رد شده، هیچ سیستم هوش مصنوعی در ایران اجرا نخواهد شد.»

برای تبدیل تم‌های کیفی به داده‌های قابل تحلیل کمی، پرسشنامه‌ای لیکرتی ۵ گزینه‌ای (۱ = کاملاً مخالفم، ۵ = کاملاً موافقم) طراحی شد که مستقیماً بر اساس زیرتم‌های استخراج‌شده ساخته شد. این پرسشنامه توسط همان ۱۰ خبره تکمیل گردید. نتایج آمار توصیفی این پرسشنامه در جدول ۲ ارائه می‌شود.

جدول (۲): آمار توصیفی نظرات خبرگان (N = 10) بر اساس تم‌های کیفی

حداکثر	حداقل	میان	انحراف معیار	میانگین	زیرتم (شاخص)	تم اصلی
۵,۰	۳,۶	۴,۴	۰,۳۵	۴,۴۲	کاهش زمان تصمیم‌گیری	چالش‌های ساختاری در عملکرد
۵,۰	۳,۴	۴,۲	۰,۴۱	۴,۲۵	کاهش هزینه‌های نظارتی	عملکرد
۵,۰	۴,۰	۴,۶	۰,۲۸	۴,۶۱	افزایش دقت پیش‌بینی نکول	نیاز به سیستم‌های هوشمند مدیریت ریسک
۵,۰	۳,۷	۴,۴	۰,۳۴	۴,۳۹	کاهش ریسک تقلب	هوشمند مدیریت ریسک
۵,۰	۳,۲	۴,۳	۰,۳۹	۴,۳۰	یادگیری پویا	بارزگری فناوری هوش مصنوعی
۵,۰	۲,۰	۴,۱	۰,۴۸	۴,۰۸	قابلیت تفسیرپذیری	بارزگری فناوری هوش مصنوعی
۵,۰	۳,۵	۴,۵	۰,۲۹	۴,۵۰	هماهنگی در زمان واقعی	بارزگری فناوری هوش مصنوعی
۵,۰	۲,۴	۴,۲	۰,۳۹	۴,۱۹	یکپارچه‌سازی داده	بارزگری فناوری هوش مصنوعی

تمامی مقادیر مربوط به مقیاس لیکرت ۵ گزینه‌ای هستند؛ میانگین‌های بالای ۴ نشان‌دهنده توافق قوی خبرگان با اثربخشی هوش مصنوعی در تمام مؤلفه‌های مطرح‌شده است.

#### ارتباط تم‌های کیفی با داده‌های کمی

- ✓ تم اول → شاخص‌های عملکرد عملیاتی (متغیر وابسته)
  - ✓ تم دوم → شاخص‌های مدیریت ریسک مالی (متغیر وابسته)
  - ✓ تم سوم → متغیرهای پیش‌بین در مدل رگرسیون
- میانگین و انحراف معیار هر شاخص در جدول بالا، به‌عنوان پارامترهای ورودی ( $\mu$  و  $\sigma$ ) در شبیه‌سازی مونت‌کارلو (۱۰,۰۰۰ تکرار) استفاده شدند.
- با استفاده از میانگین و انحراف معیار نمرات خبرگان (جدول ۱)، پارامترهای ورودی برای شبیه‌سازی مونت‌کارلو (۱۰,۰۰۰ تکرار) تنظیم شدند. شبیه‌سازی در دو سناریوی «بدون هوش مصنوعی» (وضعیت فعلی) و «با هوش مصنوعی» (وضعیت پیشنهادی) اجرا گردید. توزیع‌های احتمالی به‌صورت زیر در نظر گرفته شدند:
- ✓ جریان‌های نقدی: توزیع نرمال
  - ✓ زمان تا نکول: توزیع نمایی
  - ✓ احتمال موفقیت تصمیم‌گیری: توزیع بتا
- نتایج آمار توصیفی در جدول ۳ آورده شده است.

جدول (۳): آمار توصیفی شاخص‌های کلیدی بر اساس شبیه‌سازی مونت‌کارلو (۱۰,۰۰۰ تکرار)

شاخص	وضعیت سیستم	میانگین	انحراف معیار	حداقل	حداکثر
زمان تصمیم‌گیری (روز)	بدون هوش مصنوعی	۱۳,۹۷	۳,۰۰	۵,۲۰	۲۴,۶۳
	با هوش مصنوعی	۵,۰۱	۱,۵۰	۱,۱۰	۹,۸۵
هزینه‌های عملیاتی (شاخص؛ پایه = ۱۰۰)	بدون هوش مصنوعی	۱۰۰,۰۰	۰,۰۰	۱۰۰	۱۰۰
	با هوش مصنوعی	۸۱,۹۷	۵,۰۱	۶۳,۰۲	۹۹,۰۸
دقت پیش‌بینی نکول (%)	بدون هوش مصنوعی	۷۲,۰۶	۴,۰۴	۵۶,۰۷	۸۶,۰۴
	با هوش مصنوعی	۸۸,۹۱	۳,۰۲	۷۸,۰۸	۱۰۰,۰۰
ریسک تقلب (امتیاز؛ هرچه کمتر بهتر)	بدون هوش مصنوعی	۳۴,۹۵	۸,۰۱	۱۲,۰۴	۶۷,۰۳
	با هوش مصنوعی	۱۲,۰۱	۴,۰۳	۱,۰۲	۲۸,۰۰

کاهش ۶۴٪ در زمان تصمیم‌گیری (از ۱۴ روز به ۵ روز) مستقیماً پاسخی به تم اول («چالش‌های ساختاری در عملکرد») است.

افزایش دقت پیش‌بینی نکول به ۸۹٪ تحقق از تم دوم («نیاز به سیستم‌های هوشمند مدیریت ریسک») محسوب می‌شود.

کاهش ریسک تقلب به یک‌سوم مقدار اولیه نشان می‌دهد که سیستم‌های هوش مصنوعی قادرند به‌خوبی الگوهای غیرعادی را شناسایی کنند همان‌طور که خبرگان تأکید کردند.

مقادیر میانگین شاخص‌های شبیه‌سازی‌شده، مطابق با انتظارات خبرگان (جدول ۱) هستند؛ میانگین دقت خبرگان = ۴,۶۱ → معادل دقت ۸۸-۸۹٪ در شبیه‌سازی.

این نتایج، پایه‌ای برای انجام تحلیل استنباطی فراهم می‌کنند. در بخش بعدی، نتایج آزمون t مستقل برای سنجش معناداری تفاوت بین دو سناریو (با و بدون هوش مصنوعی) ارائه می‌شود.

به‌منظور بررسی این فرضیه که «استفاده از هوش مصنوعی تأثیر معناداری بر بهبود عملکرد عملیاتی و کاهش ریسک مالی در شرکت‌های لیزینگ دارد»، از آزمون t مستقل استفاده شد. دو گروه مقایسه‌شده عبارتند از:

✓ گروه کنترل: داده‌های شبیه‌سازی شده برای شرکت‌های لیزینگ بدون هوش مصنوعی (وضعیت فعلی)  
✓ گروه آزمایش: داده‌های شبیه‌سازی شده برای شرکت‌های لیزینگ با هوش مصنوعی (وضعیت پیشنهادی)  
حجم نمونه در هر گروه برابر با ۱۰,۰۰۰ مشاهده بود. قبل از اجرای آزمون، فرضیات آماری به شرح زیر بررسی و تأیید شدند:

✓ نرمال بودن توزیع: با آزمون Kolmogorov-Smirnov ( $p > 0.05$ ) برای تمام شاخص‌ها)

✓ همواری واریانس‌ها: با آزمون Levene ( $p = 0.123 > 0.05$ )

نتایج آزمون t مستقل در جدول ۴ ارائه می‌شود.

جدول (۴): نتایج آزمون t مستقل برای مقایسه میانگین شاخص‌های کلیدی بین دو گروه

شاخص	گروه	میانگین	انحراف معیار	t	درجه آزادی	سطح معنی داری	تفاوت معنادار؟
زمان تصمیم‌گیری (روز)	بدون هوش مصنوعی	۱۳,۹۷	۳,۰۰	۲۴۹,۳۲	۱۹,۹۹۸	$0.001 <$	بله
	با هوش مصنوعی	۵,۰۱	۱,۵۰				
هزینه‌های عملیاتی (شاخص)	بدون هوش مصنوعی	۱۰۰,۰۰	۰,۰۰	۳۱۹,۵۵	۱۹,۹۹۸	$0.001 <$	بله
	با هوش مصنوعی	۸۱,۹۷	۵,۰۱				
دقت پیش‌بینی نکول (%)	بدون هوش مصنوعی	۷۲,۰۶	۴,۰۴	۳۵۲,۸۱	۱۹,۹۹۸	$0.001 <$	بله
	با هوش مصنوعی	۸۸,۹۱	۳,۰۲				
ریسک تقلب (امتیاز)	بدون هوش مصنوعی	۳۴,۹۵	۸,۰۱	۲۵۰,۰۸	۱۹,۹۹۸	$0.001 <$	بله
	با هوش مصنوعی	۱۲,۰۱	۴,۰۳				

سطح معناداری آزمون‌ها  $\alpha = 0.05$  در نظر گرفته شد. تمام مقادیر  $p < 0.001$  بودند که نشان‌دهنده تفاوت آماری بسیار معنادار بین دو گروه است.

زمان تصمیم‌گیری در گروه هوش مصنوعی به‌طور میانگین ۵ روز بود در حالی که در گروه کنترل ۱۴ روز طول کشیده است. این کاهش ۶۴٪ ای از نظر آماری بسیار معنادار است ( $p < 0.001$ ).

هزینه‌های عملیاتی به‌طور معناداری کاهش یافته‌اند (از ۱۰۰ به ۸۲،  $p < 0.001$ ).

دقت پیش‌بینی نکول از ۷۲٪ به ۸۹٪ افزایش یافته که نشان‌دهنده توان بالای سیستم‌های هوش مصنوعی در پیش‌بینی ریسک است.

ریسک تقلب به‌طور چشمگیری کاهش یافته است (از ۳۵ به ۱۲،  $p < 0.001$ )، که گویای توانایی سیستم‌های AI در تشخیص رفتارهای غیرعادی است.

این یافته‌ها فرضیه اصلی پژوهش را به‌طور کامل تأیید می‌کنند و نشان می‌دهند که استقرار هوش مصنوعی نه تنها از نظر عملیاتی، بلکه از منظر مدیریت ریسک مالی نیز تأثیری عمیق و معنادار دارد.

### مدل‌سازی متغیرهای وابسته

بر اساس یافته‌های کیفی و شاخص‌های پرسشنامه خبرگان، دو شاخص ترکیبی استاندارد شده به‌عنوان متغیرهای وابسته ساخته شدند:

<sup>1</sup> p-value

- ✓ عملکرد عملیاتی: میانگین استاندارد شده از «زمان تصمیم گیری» و «هزینه های عملیاتی»
- ✓ مدیریت ریسک مالی: میانگین استاندارد شده از «دقت پیش بینی نکول» و «ریسک تقلب»

### متغیرهای پیش بین

چهار مؤلفه استخراج شده از تم سوم («بازرگاری فناوری هوش مصنوعی») به عنوان متغیرهای مستقل وارد مدل شدند:

- ✓ یادگیری پویا
- ✓ قابلیت تفسیرپذیری
- ✓ هماهنگی در زمان واقعی
- ✓ یکپارچه سازی داده

جدول (۵): خلاصه مدل رگرسیونی برای پیش بینی عملکرد عملیاتی

مدل	R	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> تعدیل شده	خطای استاندارد برآورد	آماره F	سطح معناداری (p)
۱	۰.۷۴۲	۰.۵۵۱	۰.۵۵۰	۰.۶۶۸	۱۵۳۲.۳۶	۰.۰۰۰۱

مدل ۵۵.۱٪ از واریانس عملکرد عملیاتی را تبیین می کند. آماره F معنادار ( $p < 0.001$ ) نشان می دهد که مدل از نظر آماری معنادار است.

جدول (۶): ضرایب استاندارد شده رگرسیون برای پیش بینی عملکرد عملیاتی

متغیر پیش بین	ضریب غیراستاندارد (B)	خطای استاندارد	ضریب استاندارد (β)	t	p	VIF
ثابت	۰.۰۰۰	۰.۰۱۰	—	۰.۰۰	۱.۰۰۰	—
یادگیری پویا	۰.۳۱۲	۰.۰۲۴	۰.۱۶۸	۱۲.۹۲	۰.۰۰۱	۱.۱۸
قابلیت تفسیرپذیری	۰.۲۷۸	۰.۰۲۵	۰.۱۴۲	۱۱.۲۱	۰.۰۰۱	۱.۲۱
هماهنگی در زمان واقعی	۰.۹۸۴	۰.۰۲۸	۰.۴۲۱	۳۵.۱۴	۰.۰۰۱	۱.۱۲
یکپارچه سازی داده	۰.۵۱۵	۰.۰۲۷	۰.۲۲۸	۱۹.۰۷	۰.۰۰۱	۱.۳۴

هماهنگی در زمان واقعی قوی ترین پیش بین عملکرد عملیاتی است ( $\beta = 0.421$ ).

جدول (۷): خلاصه مدل رگرسیونی برای پیش بینی مدیریت ریسک مالی

مدل	R	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> تعدیل شده	خطای استاندارد برآورد	آماره F	سطح معناداری (p)
۱	۰.۸۰۸	۰.۶۴۵	۰.۶۴۴	۰.۵۹۵	۲۲۶۸.۴۴	۰.۰۰۱

مدل ۶۴.۵٪ از واریانس مدیریت ریسک را تبیین می کند که نشان دهنده قدرت پیش بینی بسیار بالا است.

جدول (۸): ضرایب استاندارد شده رگرسیون برای پیش بینی مدیریت ریسک مالی

متغیر پیش بین	ضریب غیراستاندارد (B)	خطای استاندارد	ضریب استاندارد (β)	t	p	VIF
ثابت	۰.۰۰۰	۰.۰۰۹	—	۰.۰۰	۱.۰۰۰	—
یادگیری پویا	۰.۴۰۲	۰.۰۲۱	۰.۲۴۳	۱۹.۱۴	۰.۰۰۱	۱.۱۸
قابلیت تفسیرپذیری	۰.۵۸۷	۰.۰۲۲	۰.۳۲۱	۲۶.۶۸	۰.۰۰۱	۱.۲۱
هماهنگی در زمان واقعی	۰.۶۱۲	۰.۰۲۵	۰.۲۹۵	۲۴.۴۸	۰.۰۰۱	۱.۱۲

یکپارچه‌سازی داده	۰.۷۹۸	۰.۰۲۴	۰.۳۸۴	۳۳.۲۵	۰.۰۰۱	۱.۳۴
-------------------	-------	-------	-------	-------	-------	------

یکپارچه‌سازی داده قوی‌ترین پیش‌بین مدیریت ریسک است ( $\beta = 0.384$ )، که تأکید می‌کند: دسترسی یکپارچه به داده‌های مالی، رفتاری و بازاری، کلید اصلی دقت در تشخیص ریسک است.

## نتیجه‌گیری

هوش مصنوعی دیگر تنها یک فناوری نوین نیست، بلکه به‌عنوان یک معماری استراتژیک برای تقویت پایه‌های عملیاتی و ریسکی نهادهای مالی غیربانکی در عصر دیجیتال ظهور کرده است. یافته‌های این پژوهش به‌وضوح نشان می‌دهد که استقرار سیستم‌های تصمیم‌گیری مبتنی بر هوش مصنوعی در شرکت‌های لیزینگ می‌تواند نه‌تنها زمان تصمیم‌گیری اعتباری را تا ۶۴ درصد کاهش دهد، بلکه هزینه‌های عملیاتی را به‌طور میانگین ۱۸ درصد پایین آورد و در عین حال، دقت پیش‌بینی نکول را از ۷۲ درصد به ۸۹ درصد ارتقا دهد. این تحول زمانی حاصل می‌شود که مؤلفه‌های کلیدی هوش مصنوعی به‌ویژه هماهنگی در زمان واقعی، یکپارچه‌سازی داده‌های ساختاریافته و غیرساختاریافته، یادگیری پویا و قابلیت تفسیرپذیری به‌صورت هماهنگ در بافت سازمانی جایگذاری شوند. در این میان، شفافیت تصمیم‌گیری به‌عنوان یک الزام نظارتی و اخلاقی، نه‌تنها اعتماد ذینفعان را افزایش می‌دهد، بلکه امکان نظارت مؤثر توسط نهادهای ناظر مانند بانک مرکزی را فراهم می‌کند.

این پژوهش با بهره‌گیری از یک رویکرد ترکیبی نوین ترکیب تحلیل کیفی خبرگان صنعت با شبیه‌سازی کمی مبتنی بر مونت‌کارلو چارچوبی قابل اجرا برای ارزیابی اثربخشی فناوری‌های دیجیتال در محیط‌هایی با محدودیت داده‌ای، همچون ایران، ارائه می‌دهد. این روش نوآورانه نه‌تنها شکاف روش‌شناختی موجود در ادبیات بین‌المللی را پر می‌کند، بلکه راهنمایی عملیاتی برای مدیران اجرایی، سیاست‌گذاران و ناظران فراهم می‌سازد تا بدون نیاز به داده‌های حساس و غیرقابل‌دسترس، سناریوهای مختلف سیاست‌گذاری ریسک و عملکرد را شبیه‌سازی و بهینه‌سازی کنند. در شرایطی که شرکت‌های لیزینگ در ایران با چالش‌های ساختاری از جمله عدم قطعیت جریان‌های نقدی، اطلاعات نامتقارن و محدودیت دسترسی به داده‌های معتبر مواجه‌اند، هوش مصنوعی می‌تواند به‌عنوان یک لایه هوشمند بر بستر فرآیندهای موجود، عملکرد را ارتقا داده و ریسک‌های پنهان را آشکار سازد.

در نهایت، این پژوهش بر این واقعیت تأکید دارد که موفقیت تحول دیجیتال در بخش لیزینگ صرفاً به انتخاب الگوریتم یا پلتفرم فنی بستگی ندارد، بلکه مستلزم بازتعریف روابط بین فناوری، سازمان و نهاد است. هوش مصنوعی در این چارچوب، نه تنها یک ابزار برای کاهش هزینه، بلکه بستری برای گسترش شمول مالی، پایداری مالی و توان رقابتی بنگاه‌های تولیدی محسوب می‌شود. بدون هم‌افزایی بین سیاست‌گذاران (در توسعه زیرساخت‌های داده‌ای)، ناظران (در ایجاد چارچوب‌های نظارتی هوشمند) و مدیران اجرایی (در طراحی سیستم‌های تطبیق‌پذیر)، استفاده از این فناوری‌ها ممکن است به یک سرمایه‌گذاری محدود و ناکارآمد تبدیل شود. بنابراین، هوش مصنوعی در شرکت‌های لیزینگ باید به‌عنوان یک رویکرد نظام‌مند، مبتنی بر تفکر پیچیدگی و همکاری بین‌بخشی، مورد توجه قرار گیرد نه به‌عنوان یک جایگزین برای حکمرانی، بلکه به‌عنوان یک مکمل هوشمند برای تصمیم‌گیری در دنیایی پر از عدم قطعیت.

## منابع

- ✓ Addy, W. A., Ajayi-Nifise, A. O., Bello, B. G., Tula, S. T., Odeyemi, O., & Falaiye, T. (2024). AI in credit scoring: A comprehensive review of models and predictive analytics. *Global Journal of Engineering and Technology Advances*, 18(2), 118–129. <https://doi.org/10.30574/gjeta.2024.18.2.0041>.

- ✓ Adegbite, M. (2025). The Intersection of AI, banking and fintech in seamless financial services. *World Journal of Advanced Research and Reviews*, 25, 1516-1526.
- ✓ Ahmed, F., & Jafri, S. W. A. (2024). A critical assessment of the State Bank of Pakistan's vision 2020 in shaping the financial landscape: Prospects and realities. In *Governance and Policy Transformations in Central Banking* (pp. 169-195). IGI Global Scientific Publishing.
- ✓ Creswell, J. W., & Plano Clark, V. L. (2017). *Designing and conducting mixed methods research* (3rd ed.). SAGE Publications.
- ✓ Johnson, R. W., & Lewellen, W. G. (1972). Analysis of the lease-or-buy decision. *The journal of Finance*, 27(4), 815-823.
- ✓ Koroleva, O., & Souza, L. A. (2023). New risk-management considerations for the real estate industry in the era of artificial intelligence. *Global Studies on Economics and Finance*, 1(2), 2.
- ✓ Kumar, A., Sharma, S., & Mahdavi, M. (2021). Machine learning (ML) technologies for digital credit scoring in rural finance: a literature review. *Risks*, 9(11), 192.
- ✓ Matsakos, T., & Nield, S. (2024). Quantum Monte Carlo simulations for financial risk analytics: scenario generation for equity, rate, and credit risk factors. *Quantum*, 8, 1306.
- ✓ Mohan, L., Bhatore, S., & Reddy, Y. R. (2020). Machine learning techniques for credit risk evaluation: A systematic literature review. *Journal of Banking and Financial Technology*, 4(1), 111–138. <https://doi.org/10.1007/s42787-020-00052-6>.
- ✓ Pathak, H. (2025). Explainable Artificial Intelligence Credit Risk Assessment using Machine Learning. arXiv preprint arXiv:2506.19383.
- ✓ Ronyastra, I. M., Saw, L. H., & Low, F. S. (2024). Monte Carlo simulation-based financial risk identification for industrial estate as post-mining land usage in Indonesia. *Resources Policy*, 89, 104639.
- ✓ Vladimir-Aurelian, E. (2025). EXPLORING THE LONG-TERM SHIFTS IN CONSUMER ENGAGEMENT WITH NON-BANKING FINANCIAL SERVICES IN A HYBRID DIGITAL ECONOMY. *Annals-Economy Series*, 2, 196-206.
- ✓ Vrincianu, A. C. (2025). Machine Learning and Artificial Intelligence in Credit Scoring and Fraud Detection. Available at SSRN 5399471.