فصلنامه پژوهش در مدیریت شماره۲- دوره۲- بهار ۱۴۰۵- صفحات۱۲۸-۱۱۳
Journal of Research in Management
Issn: 3060-6241

نقش هوش مصنوعی بومی در مدیریت ریسک اعتباری بانک‌های ایران

پدرام آقائی
دانشکده فناوری های راهبردی، دانشگاه آیندگان، تنکابن، ایران.

چکیده

مدیریت ریسک اعتباری از ارکان اصلی ثبات نظام بانکی محسوب می‌شود و هدف آن شناسایی، ارزیابی و کنترل احتمال نکول مشتریان است. در شرایط اقتصادی ایران که با نوسانات کلان، نااطمینانی‌های مالی و محدودیت داده‌های اعتباری مواجه است، به‌کارگیری رویکردهای نوین تحلیلی ضرورتی اجتناب‌ناپذیر به شمار می‌رود. در این میان، هوش مصنوعی بومی به‌عنوان نسل تازه‌ای از فناوری‌های تحلیل داده، می‌تواند نقش قابل‌توجهی در ارتقای کیفیت تصمیم‌گیری اعتباری ایفا کند. منظور از هوش مصنوعی بومی، توسعه مدل‌ها و الگوریتم‌هایی است که با ملاحظات فرهنگی، اقتصادی و رفتاری مشتریان ایرانی سازگار بوده و از داده‌های داخلی بانک‌ها و متغیرهای محلی بهره می‌گیرند. این پژوهش با رویکرد توصیفی-تحلیلی و مبتنی بر مرور نظام‌مند منابع علمی، به بررسی ظرفیت‌های به‌کارگیری هوش مصنوعی بومی در مدیریت ریسک اعتباری بانک‌های ایران پرداخته است. یافته‌ها نشان می‌دهد استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و کلان‌داده‌های بومی می‌تواند دقت پیش‌بینی نکول، شناسایی مشتریان پرریسک و کشف الگوهای تقلب را به‌طور معناداری افزایش دهد. همچنین، پیاده‌سازی توضیح‌پذیر و اخلاق‌محور این فناوری (Explainable AI) سبب بهبود شفافیت، انطباق با مقررات و اعتماد مشتریان خواهد شد. در نهایت، نتایج پژوهش بیانگر آن است که استقرار هوش مصنوعی بومی، ضمن کاهش مطالبات غیرجاری و افزایش دقت تخصیص منابع، می‌تواند تاب‌آوری سیستم بانکی ایران را در برابر ریسک‌های اقتصادی تقویت کند.

کلیدواژه‌ها: هوش مصنوعی بومی، ریسک اعتباری، بانکداری ایران، یادگیری ماشین، پیش‌بینی نکول.

مقدمه

مدیریت ریسک اعتباری، به‌مثابه قلب تپنده ثبات و پایداری در نظام‌های مالی و بانکی جهان، فرآیندی پیچیده برای شناسایی، سنجش و کنترل احتمالات وقوع زیان ناشی از ناتوانی یا امتناع مشتریان از ایفای تعهدات مالی است. با گذار اقتصادهای جهانی به عصر بانکداری دیجیتال، ضرورتِ ارتقای دقتِ ابزارهای تحلیلِ ریسک بیش از هر زمان دیگری احساس می‌شود؛ چرا که ناکارآمدی در این فرآیند، نه تنها حاشیه سود بانک‌ها را به مخاطره می‌اندازد، بلکه با انباشت مطالبات غیرجاری، تاب‌آوری کل نظام مالی را در برابر شوک‌های بیرونی تضعیف می‌کند. در نظام بانکی ایران که با چالش‌هایی نظیر نااطمینانی‌های کلان اقتصادی، تورم ساختاری و نوسانات نرخ ارز مواجه است، مدل‌های سنتی اعتبارسنجی که غالباً مبتنی بر نسبت‌های مالی ایستا و داده‌های محدود تاریخی هستند، دیگر قادر) در شرایط ناپایدار نیستند (ردزیپاجیک و میلوجویک[۱]، PDبه بازنمایی دقیقِ واقعیت‌های رفتاریِ مشتریان و پیش‌بینیِ احتمال نکول ( ) به‌عنوان یکی از برهم‌زننده‌ترین فناوری‌های تحول‌آفرین در صنعت مالی[۲]، پارادایم AI۲۰۲۱). ظهور و گسترش هوش مصنوعی (مدیریت ریسک را از مدل‌های «قاعده‌محور» و «ایستا» به سمت مدل‌های «داده‌محور» و «پویا» سوق داده است. الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری ماشین[۳] و یادگیری عمیق[۴]، با توانایی تحلیلِ حجم عظیمی از داده‌های غیرساختاریافته از تراکنش‌های روزمره و رفتارهای دیجیتال گرفته تا داده‌های شبکه اجتماعی قادرند الگوهای پنهان و پیچیده‌ای را شناسایی کنند که از دیدگاه مدل‌های کلاسیک آماری پنهان می‌ماند (دومپوس و همکاران[۵]، ۲۰۲۳). تحقیقات اخیر نشان داده است که بهره‌گیری از تکنیک‌های یادگیری ماشین، ضمن کاهش خطاهای انسانی، قادر به افزایش معنادارِ قدرتِ تفکیک بین مشتریان خوش‌حساب و پرریسک است (بی و خطیر[۶]، ۲۰۲۲). همچنین، توسعه فین‌تک در بانک‌های تجاری نشان داده است که ورود فناوری‌های هوشمند، همبستگی مستقیمی با بهبود کیفیت پرتفوی اعتباری و کاهش ریسک‌های سیستماتیک بانک دارد (ژانگ و همکاران[۷]، ۲۰۲۳). با این وجود، انتقال بی‌واسطه مدل‌های هوش مصنوعیِ جهانی به بستر بانکداری ایران، با چالش‌های اساسیِ «زمینه[۸]» مواجه است. تفاوت‌های بنیادین در ساختار نظام بانکی، رفتارهای مالی منحصربه‌فرد مشتریان ایرانی، ملاحظات فرهنگی، قوانین خاص شرعی و ساختار داده‌های داخلی (مانند سامانه‌های جامع اطلاعات اعتباری)، ایجاب می‌کند که مدل‌های هوش مصنوعی فراتر از یک اقتباسِ صرف، به‌صورت «بومی» طراحی و پیاده‌سازی شوند. «هوش مصنوعی بومی» در مدیریت ریسک اعتباری، نه صرفاً یک انتخاب تکنولوژیک، بلکه یک ضرورت استراتژیک برای انطباق با واقعیت‌های اقتصادیِ کشور است. این رویکرد مستلزم طراحی الگوریتم‌هایی است که متغیرهای اقتصادی-اجتماعی داخلی را در مرکز فرآیند آموزش مدل قرار داده و تعادلی میان پیچیدگی الگوریتم و نیازهای عملیاتی ایجاد نمایند.

یکی از گلوگاه‌های اصلی در پذیرشِ هوش مصنوعی در سطح کلان، مسئله «توضیح‌پذیری[۹]» است. نهادهای نظارتی و تصمیم‌گیران بانکی به‌حق نسبت به «جعبه سیاه[۱۰]» بودن مدل‌های یادگیری عمیق نگرانند. در همین راستا، توسعه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر

[۱] Redzepagic & Milojević
[۲] FinTech
[۳] Machine Learning
[۴] Deep Learning
[۵] Doumpos et al
[۶] Bee & Khatir
[۷] Zhang et al
[۸] Context
[۹] Explainability
[۱۰] Black-box

) به‌عنوان یکی از ارکانِ کلیدی هوش مصنوعی بومی، ابزاری حیاتی برای شفاف‌سازی فرآیند تصمیم‌گیری الگوریتم‌ها فراهم XAI(آورده است؛ به‌گونه‌ای که بانک می‌تواند با استدلالِ منطقی، دلیل رد یا قبول یک درخواست تسهیلات را به مشتری یا ناظر بانکی ارائه دهد (تالات و همکاران[۱۱]، ۲۰۲۴؛ چن و همکاران[۱۲]، ۲۰۲۴). این سطح از شفافیت، علاوه بر تضمینِ انطباق با الزامات مقرراتی (مانند استاندارد گزارشگری بین المللی شماره ۹[۱۳])، زمینه‌ساز ایجاد اعتماد عمومی و بهبود تجربه مشتری در اکوسیستم بانکی خواهد بود. لذا، در شرایطی که نظام بانکی ایران با نیاز مبرم به بهینه‌سازی تخصیص منابع و کاهش مطالبات غیرجاری روبروست، بررسیِ نقش هوش مصنوعی بومی، از یک رویکرد فناورانه به یک ضرورت حیاتی برای افزایش تاب‌آوری در برابر ریسک‌های اقتصادی تبدیل شده است. این پژوهش با تکیه بر این پیش‌فرض که هوش مصنوعی بومی می‌تواند شکافِ میان نظریه‌های مدیریت ریسک و واقعیت‌های بازار ایران را پر کند، به واکاوی ظرفیت‌ها، الزامات حاکمیتی، مدل‌های عملیاتی و راهکارهای پیاده‌سازی این فناوری در نظام بانکی ایران می‌پردازد. هدف نهایی، ارائه چارچوبی است که در آن، هوش مصنوعی ضمن تضمین اخلاق‌مداری و دقت، به ابزاری برای ارتقای سلامت مالی بانک‌ها و پایداریِ کلانِ نظام پولی کشور بدل گردد.

مبانی نظری

تعریف هوش مصنوعی بومی[۱۴]

در دهه‌های اخیر، تحولات سریع فناوری‌های دیجیتال و گسترش کاربرد سیستم‌های هوشمند در حوزه‌های مختلف اقتصادی و اجتماعی، مفهوم هوش مصنوعی را به یکی از مهم‌ترین محورهای تحول در نظام‌های مالی و بانکی تبدیل کرده است. در این میان، مفهوم «هوش مصنوعی بومی» به عنوان رویکردی نوین در توسعه و به‌کارگیری فناوری‌های هوشمند مطرح شده است. هوش مصنوعی بومی به مجموعه‌ای از فناوری‌ها، الگوریتم‌ها و سامانه‌های هوشمند اطلاق می‌شود که با در نظر گرفتن ویژگی‌های فرهنگی، اقتصادی، اجتماعی و نهادی یک کشور یا منطقه طراحی و پیاده‌سازی می‌شوند. برخلاف مدل‌های عمومی هوش مصنوعی که عمدتاً بر پایه داده‌ها و شرایط اقتصادهای توسعه‌یافته توسعه یافته‌اند، هوش مصنوعی بومی تلاش می‌کند تا با بهره‌گیری از داده‌های محلی، رفتارهای اقتصادی خاص و ساختارهای نهادی بومی، راهکارهایی متناسب با نیازهای واقعی هر جامعه ارائه دهد (ژانگ و همکاران، ۲۰۲۳). اهمیت توسعه هوش مصنوعی بومی در حوزه بانکداری به این دلیل است که ساختارهای اقتصادی، الگوهای رفتاری مشتریان و محیط‌های نظارتی در کشورهای مختلف تفاوت‌های قابل‌توجهی با یکدیگر دارند. در بسیاری از اقتصادهای در حال توسعه، از جمله ایران، نظام بانکی با ویژگی‌هایی مانند نوسانات شدید اقتصادی، محدودیت در دسترسی به داده‌های جامع اعتباری، تفاوت در الگوهای مصرف و پس‌انداز خانوارها و همچنین الزامات خاص مقرراتی مواجه است. در چنین شرایطی، استفاده مستقیم از مدل‌های استاندارد جهانی ممکن است دقت و کارایی لازم را نداشته باشد؛ زیرا این مدل‌ها اغلب بر اساس داده‌ها و شرایط اقتصادهای پایدار طراحی شده‌اند. از این‌رو، توسعه سامانه‌های هوش مصنوعی بومی که بتوانند ویژگی‌های خاص اقتصاد داخلی و رفتارهای مالی مشتریان را در نظر بگیرند، به یک ضرورت برای نظام بانکی تبدیل شده است (خان و رحمان[۱۵]، ۲۰۲۴). هوش مصنوعی بومی در واقع به معنای ایجاد زیرساختی از الگوریتم‌های هوشمند است که بتوانند با تحلیل داده‌های محلی، الگوهای خاص رفتاری مشتریان را شناسایی کرده و در تصمیم‌گیری‌های مالی و اعتباری مورد استفاده قرار دهند. در حوزه بانکداری، این داده‌ها می‌توانند شامل سوابق تراکنش‌های مالی، رفتارهای پرداخت مشتریان، اطلاعات اعتباری ثبت‌شده در سامانه‌های داخلی، الگوهای مصرف و حتی داده‌های رفتاری دیجیتال باشند. تحلیل این داده‌ها از طریق الگوریتم‌های

[۱۱] Talaat et al
[۱۲] Chen et al
[۱۳] IFRS ۹
[۱۴] Native Artificial Intelligence
[۱۵] Khan & Rahman

یادگیری ماشین، شبکه‌های عصبی و سایر تکنیک‌های هوش مصنوعی می‌تواند به کشف الگوهایی منجر شود که در روش‌های سنتی اعتبارسنجی قابل شناسایی نیستند (میلر، ۲۰۲۳). از منظر فنی، هوش مصنوعی بومی بر ترکیب چندین فناوری کلیدی استوار است. نخستین مؤلفه، یادگیری ماشین است که امکان تحلیل داده‌های حجیم و کشف روابط پیچیده میان متغیرها را فراهم می‌کند. دومین مؤلفه، تحلیل کلان‌داده‌ها[۱۶] است که به سازمان‌ها اجازه می‌دهد حجم عظیمی از داده‌های ساختاریافته و غیرساختاریافته را پردازش کنند. سومین مؤلفه، هوش مصنوعی توضیح‌پذیر[۱۷] است که به افزایش شفافیت تصمیمات الگوریتمی کمک می‌کند و امکان نظارت و کنترل بهتر بر فرآیندهای تصمیم‌گیری را فراهم می‌سازد. ترکیب این فناوری‌ها باعث می‌شود که مدل‌های هوشمند بتوانند درک عمیق‌تری از رفتارهای اقتصادی مشتریان ارائه دهند و به تصمیم‌گیری‌های دقیق‌تر در حوزه‌های مختلف بانکی منجر شوند. یکی از مهم‌ترین مزایای هوش مصنوعی بومی در حوزه مالی، توانایی آن در کاهش عدم تقارن اطلاعاتی است. در بسیاری از بازارهای مالی، اطلاعات نامتقارن میان بانک و مشتری یکی از عوامل اصلی افزایش ریسک اعتباری محسوب می‌شود. بانک‌ها معمولاً اطلاعات محدودی درباره وضعیت واقعی مالی مشتریان در اختیار دارند و همین مسئله می‌تواند منجر به تصمیمات اعتباری نادرست شود. استفاده از الگوریتم‌های هوشمند که قادر به تحلیل طیف وسیعی از داده‌های رفتاری و مالی هستند، می‌تواند این شکاف اطلاعاتی را تا حد زیادی کاهش دهد و در نتیجه دقت فرآیندهای اعتبارسنجی را افزایش دهد. علاوه بر این، هوش مصنوعی بومی می‌تواند به بانک‌ها کمک کند تا فرآیندهای تصمیم‌گیری خود را به صورت پویا و مبتنی بر داده مدیریت کنند. در مدل‌های سنتی، ارزیابی اعتبار مشتریان معمولاً در فواصل زمانی مشخص و بر اساس اطلاعات محدود انجام می‌شود. اما در سیستم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، امکان تحلیل مداوم داده‌های جدید و به‌روزرسانی مستمر مدل‌های پیش‌بینی وجود دارد. این امر باعث می‌شود بانک‌ها بتوانند تغییرات در رفتار مالی مشتریان را به سرعت شناسایی کرده و اقدامات لازم برای مدیریت ریسک را در زمان مناسب انجام دهند. از منظر سیاست‌گذاری نیز توسعه هوش مصنوعی بومی اهمیت قابل‌توجهی دارد. بسیاری از کشورها در سال‌های اخیر تلاش کرده‌اند با ایجاد زیرساخت‌های داده‌ای و تدوین مقررات مناسب، زمینه توسعه فناوری‌های هوشمند در بخش مالی را فراهم کنند. در این چارچوب، بانک‌ها می‌توانند با استفاده از سامانه‌های هوش مصنوعی بومی، علاوه بر افزایش کارایی عملیاتی، به اهداف کلان اقتصادی مانند افزایش شفافیت مالی، کاهش فساد و بهبود دسترسی به خدمات مالی نیز کمک کنند. بنابراین، هوش مصنوعی بومی را می‌توان به عنوان یکی از ابزارهای کلیدی برای تحول دیجیتال در نظام بانکی و ارتقای کارایی بازارهای مالی در نظر گرفت.

مدیریت ریسک اعتباری

مدیریت ریسک اعتباری یکی از مهم‌ترین وظایف بانک‌ها و مؤسسات مالی است و نقش اساسی در حفظ ثبات و سلامت نظام بانکی ایفا می‌کند. ریسک اعتباری به احتمال عدم ایفای تعهدات مالی از سوی وام‌گیرندگان اشاره دارد و در صورت مدیریت نامناسب می‌تواند به زیان‌های قابل‌توجهی برای بانک‌ها منجر شود. در ادبیات مالی، مدیریت ریسک اعتباری شامل مجموعه‌ای از فرآیندها و ابزارها برای شناسایی، اندازه‌گیری، نظارت و کنترل خطرات مرتبط با اعطای اعتبار است. هدف اصلی این فرآیند، کاهش احتمال وقوع زیان‌های ناشی از نکول و در عین حال حفظ کارایی نظام تأمین مالی است (اسمیت[۱۸]، ۲۰۲۴). در گذشته، ارزیابی ریسک اعتباری عمدتاً بر اساس روش‌های آماری سنتی مانند تحلیل نسبت‌های مالی، مدل‌های رگرسیونی و سیستم‌های امتیازدهی ساده انجام می‌شد. این روش‌ها اگرچه در زمان خود کارآمد بودند، اما با افزایش پیچیدگی محیط اقتصادی و تنوع رفتارهای مالی مشتریان، محدودیت‌های قابل‌توجهی پیدا کردند. یکی از مهم‌ترین محدودیت‌های این مدل‌ها، ناتوانی آن‌ها در تحلیل روابط غیرخطی میان متغیرها و همچنین وابستگی شدید

[۱۶] Big Data Analytics
[۱۷] Explainable AI
[۱۸] Smith

آن‌ها به داده‌های محدود و ساختاریافته است. با گسترش فناوری‌های دیجیتال و افزایش حجم داده‌های مالی، نیاز به روش‌های پیشرفته‌تر برای تحلیل ریسک اعتباری بیش از پیش احساس شد. در این زمینه، هوش مصنوعی و یادگیری ماشین به عنوان ابزارهایی قدرتمند برای تحلیل داده‌های پیچیده و استخراج الگوهای پنهان مورد توجه قرار گرفته‌اند. الگوریتم‌های یادگیری ماشین قادرند با تحلیل مجموعه بزرگی از داده‌های مالی و رفتاری، الگوهایی را شناسایی کنند که در روش‌های سنتی قابل تشخیص نیستند. این ویژگی باعث شده است که بسیاری از بانک‌ها و مؤسسات مالی در سراسر جهان به استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی برای بهبود فرآیندهای مدیریت ریسک اعتباری روی آورند (جانسون[۱۹]، ۲۰۲۳). در سیستم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، فرآیند ارزیابی ریسک اعتباری معمولاً شامل چند مرحله اصلی است. در مرحله نخست، داده‌های مختلف مربوط به مشتریان جمع‌آوری و پردازش می‌شوند. این داده‌ها می‌توانند شامل اطلاعات مالی، سوابق اعتباری، رفتارهای تراکنشی و حتی داده‌های رفتاری در محیط‌های دیجیتال باشند. در مرحله بعد، الگوریتم‌های یادگیری ماشین با استفاده از این داده‌ها آموزش داده می‌شوند تا بتوانند الگوهای مرتبط با احتمال نکول را شناسایی کنند. در نهایت، مدل‌های آموزش‌دیده برای پیش‌بینی ریسک اعتباری مشتریان جدید مورد استفاده قرار می‌گیرند. یکی از مزایای مهم استفاده از هوش مصنوعی در مدیریت ریسک اعتباری، افزایش دقت پیش‌بینی احتمال نکول است. مطالعات نشان داده‌اند که مدل‌های مبتنی بر یادگیری ماشین در بسیاری از موارد عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های آماری سنتی دارند. این مدل‌ها قادرند روابط پیچیده میان متغیرها را شناسایی کرده و از حجم عظیمی از داده‌ها برای بهبود پیش‌بینی‌ها استفاده کنند. در نتیجه، بانک‌ها می‌توانند تصمیمات اعتباری دقیق‌تری اتخاذ کنند و احتمال اعطای تسهیلات به مشتریان پرریسک را کاهش دهند.

علاوه بر افزایش دقت پیش‌بینی، استفاده از هوش مصنوعی می‌تواند به بهبود فرآیندهای نظارت بر پرتفوی اعتباری نیز کمک کند. با استفاده از الگوریتم‌های تحلیل داده، بانک‌ها می‌توانند تغییرات در وضعیت مالی مشتریان را به صورت مداوم رصد کرده و در صورت مشاهده نشانه‌های اولیه افزایش ریسک، اقدامات لازم را انجام دهند. این رویکرد که به عنوان سیستم هشدار زودهنگام شناخته می‌شود، می‌تواند نقش مهمی در جلوگیری از افزایش مطالبات غیرجاری ایفا کند. این رویکرد که به عنوان «سیستم هشدار زودهنگام[۲۰]» شناخته می‌شود، می‌تواند نقش مهمی در جلوگیری از افزایش مطالبات غیرجاری ایفا کند. در مدل‌های پیشرفته، هوش مصنوعی با بهره‌گیری از تحلیل‌های سری زمانی و داده‌های کلان‌اقتصادی، قادر است افول احتمالی در توان بازپرداخت مشتریان را پیش از وقوع نکول شناسایی کند. این مدل‌ها با ترکیب داده‌های درونی بانک (مانند تغییرات در الگوی تراکنش‌ها یا دیرکرد در اقساط خرد) و داده‌های بیرونی (مانند شاخص‌های تورم، نرخ بهره و نوسانات بازار صنعت)، یک دیدگاه جامع و لحظه‌ای از پروفایل ریسک مشتری ارائه می‌دهند (گوپتا و پاتل[۲۱]، ۲۰۲۴). تکامل مدیریت ریسک اعتباری از رویکردهای ایستا به سمت مدل‌های هوشمند، مستلزم تغییر در زیرساخت‌های تصمیم‌گیری است. با این حال، پذیرش گسترده این فناوری‌ها با چالش‌هایی نیز همراه است. یکی از انتقادات اصلی نسبت به مدل‌های یادگیری عمیق در بانکداری، ماهیت «جعبه سیاه» آن‌هاست. از آنجا که تفسیرپذیری مدل‌ها در محیط‌های نظارتی بسیار حائز اهمیت است، حوزه‌ی نوظهور «هوش مصنوعی قابل‌تفسیر» (XAI) در حال تبدیل شدن به استانداردی برای پیاده‌سازی مدل‌های اعتباری است تا اطمینان حاصل شود که تصمیمات الگوریتمیک با مقررات «حق تبیین» مطابقت دارند (تالات و همکاران، ۲۰۲۴). علاوه بر این، در دهه‌ی اخیر شاهد ظهور پدیده‌ی «تغییرات ساختاری در رفتارهای مالی» بوده‌ایم که در اثر شوک‌های جهانی (مانند پاندمی‌ها و بحران‌های ژئوپلیتیک) تشدید شده است. داده‌های تاریخی که زمانی مبنای اصلی پیش‌بینی‌ها بودند، در چنین شرایطی قدرت پیش‌بینی خود را از دست می‌دهند. بنابراین، تحقیقات اخیر بر روی مدل‌های «یادگیری تقویتی[۲۲]» متمرکز شده‌اند که قادرند در محیط‌های

[۱۹] Johnson

[۲۰] Early Warning System - EWS

[۲۱] Gupta & Patel

[۲۲] Reinforcement Learning

غیرایستا و متغیر، سیاست‌های اعتباری خود را به صورت پویا به‌روزرسانی کنند (چن و همکاران، ۲۰۲۴). در نهایت، مدیریت ریسک اعتباری در عصر هوش مصنوعی دیگر تنها یک مسئله فنی نیست، بلکه یک موضوع استراتژیک و اخلاقی است. بانک‌ها با چالش «سوگیری داده‌ها» مواجه‌اند؛ جایی که مدل‌ها ممکن است تبعیض‌های تاریخی موجود در سیستم‌های اعتبارسنجی سنتی را بازتولید کنند. از این رو، استقرار چارچوب‌های حاکمیتی هوش مصنوعی[۲۳] که نظارت انسانی را در کنار هوشمندی ماشین تضمین کند، برای حفظ سلامت و مقبولیت نظام بانکی ضروری است (میلر، ۲۰۲۳). پیش‌بینی می‌شود که همگرایی فناوری‌های بلاک‌چین برای ثبت ایمن سوابق اعتباری و هوش مصنوعی برای تحلیل دقیق، آینده‌ی نظام‌های اعتباری را به سمت شفافیت و کارایی حداکثری هدایت کند (ویلیامز[۲۴]، ۲۰۲۵).

نقش هوش مصنوعی در بانکداری

در سال‌های اخیر، هوش مصنوعی به یکی از مهم‌ترین عوامل تحول در صنعت بانکداری تبدیل شده است. پیشرفت‌های سریع در حوزه پردازش داده، یادگیری ماشین و تحلیل کلان‌داده‌ها، امکان توسعه خدمات مالی هوشمند و کارآمد را فراهم کرده است. بانک‌ها با استفاده از فناوری‌های هوش مصنوعی می‌توانند طیف گسترده‌ای از فرآیندهای عملیاتی و تصمیم‌گیری خود را بهینه‌سازی کنند و خدمات بهتری به مشتریان ارائه دهند. یکی از مهم‌ترین کاربردهای هوش مصنوعی در بانکداری، بهبود فرآیندهای اعتبارسنجی و اعطای تسهیلات است. در سیستم‌های سنتی، بررسی درخواست‌های اعتباری معمولاً زمان‌بر و وابسته به ارزیابی‌های انسانی بود. اما در سیستم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، این فرآیند می‌تواند به صورت خودکار و در مدت زمان کوتاهی انجام شود. الگوریتم‌های هوشمند با تحلیل داده‌های مالی و رفتاری مشتریان، می‌توانند میزان ریسک هر متقاضی را ارزیابی کرده و پیشنهاد مناسبی برای تصمیم‌گیری ارائه دهند (ویلیامز، ۲۰۲۳). علاوه بر اعتبارسنجی، هوش مصنوعی در حوزه‌های دیگری مانند کشف تقلب، مدیریت ریسک عملیاتی، تحلیل رفتار مشتریان و شخصی‌سازی خدمات مالی نیز کاربرد دارد. برای مثال، سیستم‌های هوشمند می‌توانند با تحلیل الگوهای تراکنش‌ها، فعالیت‌های مشکوک را شناسایی کرده و از وقوع کلاهبرداری‌های مالی جلوگیری کنند. همچنین، تحلیل داده‌های مشتریان به بانک‌ها این امکان را می‌دهد که خدمات و محصولات مالی خود را متناسب با نیازهای هر مشتری طراحی کنند. در مجموع، می‌توان گفت که هوش مصنوعی در حال تغییر بنیادین ساختار صنعت بانکداری است. استفاده از این فناوری نه تنها موجب افزایش کارایی و کاهش هزینه‌های عملیاتی بانک‌ها می‌شود، بلکه می‌تواند به بهبود کیفیت خدمات مالی، افزایش رضایت مشتریان و تقویت ثبات نظام بانکی نیز کمک کند. در این میان، توسعه و به‌کارگیری هوش مصنوعی بومی می‌تواند نقش مهمی در انطباق این فناوری با شرایط خاص اقتصادی و نهادی کشورها ایفا کند و زمینه را برای استفاده مؤثرتر از ظرفیت‌های فناوری‌های هوشمند در نظام مالی فراهم سازد.

پیشینه پژوهش

شاداب سعدآباد وهمکاران (۱۴۰۴) به ارزیابی مقایسه ای مدل های ریسک اعتباری برای محاسبه زیان مورد انتظار: دلالت هایی برای ثبات بانکی پرداختند. نتایج نشان داد که استفاده از مدل های ریسک اعتباری در محاسبه سرمایه نظارتی باعث افت معنادار نسبت کفایت سرمایه بانک های بزرگ کشور نمی شود. همچنین، ذخیره گیری بر مبنای زیان مورد انتظار باعث کاهش هزینه ذخیره مطالبات مشکوک الوصول این بانک ها خواهد شد. این نتایج با لحاظ کردن نااطمینانی در مدل تغییری نخواهد کرد.

[۲۳] AI Governance
[۲۴] Williams

آقاپور و همکاران (۱۴۰۴) به بررسی تاثیر فین تک ها بر ریسک اعتباری سیستم بانکی پرداختند. نتایج نشان داد که فین تک ها تاثیر منفی و معنی داری بر ریسک اعتباری بانک ها دارند به عبارت دیگر فین تک ها با تاثیر مثبت بر بازدهی بانک ها موجب کاهش ریسک اعتباری در بانک ها می شوند.

خرمی و همکاران (۱۴۰۴) اعتبارسنجی مشتریان بانک همراه با تعیین بهینه پارامترهای تسهیلات با استفاده از مدل شبیه سازی- بهینه یابی را بررسی کردند. نتایج نشان داد که روشی جدید مبتنی بر شبیه‌سازی-بهینه‌یابی برای اعتبارسنجی و تعیین مشخصات بهینه تسهیلات بانکی ارائه شده است. از بین پنج مدل طبقه‌بندی، جنگل تصادفی بهترین عملکرد را در اعتبارسنجی مشتریان داشت. با به‌کارگیری این روش، نرخ نکول تسهیلات از ۳۸ درصد به ۲۰ درصد کاهش یافت.

مروت و همکاران (۱۴۰۳) به بررسی آینده هوش مصنوعی در صنعت بانکداری در افق ۱۴۱۰ (مطالعه موردی یکی از بانک های دولتی ایران) پرداختند. بنابر یافته ها، در حال حاضر در سه فرآیند؛ امنیت و جلوگیری از تقلب، ریسک اعتباری و شناسایی فعالیت های پولشویی و تامین مالی تروریسم از هوش مصنوعی بهره گرفته می شود و بیشترین کاربرد در حوزه امنیت و جلوگیری از تقلب است. همچنین، بر پایه دو عدم قطعیت اصلی، فعالیت بین المللی بانک و حمایت مدیران ارشد، چهار سناریوی نفوذ مقتدرانه، توفیق اجباری، رویش در حصر و مرگ خاموش به عنوان سناریوهای آینده کاربرد هوش مصنوعی در صنعت بانکداری در افق ۱۴۱۰نگاشته شد.

دومپوسا و همکاران (۲۰۲۳) در مقاله‌ای با عنوان «تحقیق عملیاتی و روش‌های هوش مصنوعی در بانکداری»، موضوعات اصلی شامل کارایی بانک، ارزیابی ریسک، عملکرد بانک، ادغام و مقررات بانکی، مطالعات مرتبط با مشتری و فین‌تک در صنعت بانکداری را مورد بررسی قرار داده‌اند. نتایج نظرسنجی نشان می‌دهد که مشارکت روش‌های علمی در بانکداری ارائه شده است.

فریشی (۲۰۲۳) در پژوهشی با عنوان «استفاده از هوش مصنوعی در صنعت بانکداری»، با استفاده از ادبیات سیستماتیک، به ارزیابی ادبیات در مورد هوش مصنوعی در صنعت بانکداری پرداخته است. نتیجه این پژوهش نشان می‌دهد که هوش مصنوعی در صنعت بانکداری به روش‌های مختلفی از جمله مدل‌های رتبه‌بندی اعتباری و پیش‌بینی سقوط بانک مورد استفاده قرار گرفته است. همچنین در ایجاد واجد شرایط بودن کارت اعتباری، مدل‌های رگرسیون لجستیک با نرخ دقت ۴۳/۸۰ درصد مؤثر نشان داده شده و این فناوری دقیق‌ترین ابزار برای پیش‌بینی سقوط بانک بر اساس ویژگی‌های مالی شناخته شده است. به‌طور کلی، این مطالعه نشان می‌دهد که هوش مصنوعی توانایی بهبود چشمگیر تجارت بانکی را با افزایش کارایی، دقت و رویه‌های تصمیم‌گیری دارد.

ویرلا (۲۰۲۱) در مقاله‌ای با عنوان «بررسی تأثیر هوش مصنوعی به‌عنوان مدل پیش‌بینی‌کننده در بخش بانکداری»، با استفاده از روش تحلیل محتوای سیستمی و مطالعه مجموعه‌ای از مقالات و انتشارات، فناوری‌هایی را بررسی کرده است که به دنبال تجربه پردازش سریع و ایمن تراکنش‌ها برای مشتریان هستند. در این پژوهش، تکامل، پذیرش، اجرا و فرصت‌های آینده این فناوری‌ها مورد بررسی قرار گرفته و وضعیت فعلی تحقیقات و کاربرد عملی هوش مصنوعی در جنبه‌های مختلف استراتژی‌های بانکی مشخص شده است.

گودا و وینای (۲۰۲۱) در تحقیقی با عنوان «کاربردهای هوش مصنوعی در بخش بانکی برای افزایش رضایت مشتری»، به بررسی فناوری‌های مختلف هوش مصنوعی مانند داده‌های بزرگ، یادگیری ماشین و هوش تجاری پرداخته‌اند و تلاش کرده‌اند با استفاده از این فناوری‌ها، چگونگی افزایش رضایت و وفاداری مشتری را شناسایی کنند.

ساتیش و ناگاراج (۲۰۲۱) در مقاله‌ای تحت عنوان «کاربردهای هوش مصنوعی بر کیفیت بخش بانکی و تجربه و خدمات مشتری»، به‌طور سیستماتیک ادبیات موجود در زمینه کاربردهای هوش مصنوعی در بانکداری را بررسی کرده و به این نتیجه رسیده‌اند که هوش مصنوعی فرآیندهای مختلفی را برای کاهش بار کاری کارکنان تسهیل می‌کند، از جمله: بررسی امتیاز اعتباری، پیش‌بینی خرابی سیستم، سیستم‌های هشدار اضطراری، تشخیص تقلب، تشخیص وب‌سایت فیشینگ، ارزیابی ریسک نقدینگی، ارزیابی وفاداری مشتری و سیستم‌های اطلاعاتی. از سوی دیگر، تجربه مشتری از طریق برنامه‌های کاربردی متنوع مانند بانکداری تلفن همراه، چت‌بات‌ها و واقعیت افزوده ارتقا می‌یابد.

فرضیه های پژوهش

۱. فرضیه اول: بین زیرساخت‌های فناوری و قابلیت‌های الگوریتم‌های یادگیری ماشین با کارایی پیش‌بینی ریسک اعتباری رابطه مثبت و معناداری وجود دارد.
۲. فرضیه دوم: قابلیت توضیح‌پذیری هوش مصنوعی با اعتماد مدیران و کارشناسان بانکی به خروجی‌های مدل‌های هوشمند رابطه مثبت و معناداری دارد.
۳. فرضیه سوم: فرهنگ سازمانی و آمادگی نیروی انسانی رابطه مثبت و معناداری با پیاده‌سازی موفق سیستم‌های هوش مصنوعی در بانک‌ها دارد.
٤. فرضیه چهارم: شرایط کلان اقتصادی رابطه مثبت و معناداری با نیاز به استفاده از مدل‌های هوشمند پویا در مدیریت ریسک اعتباری دارد.

روش

این پژوهش از نظر هدف، کاربردی و از نظر ماهیت و روش، توصیفی-پیمایشی و از نوع مطالعات همبستگی است. جامعه آماری شامل مدیران ارشد، مدیران ریسک و کارشناسان اعتبار در ۲۰ بانک تجاری و تخصصی فعال در ایران می‌باشد. با توجه به اینکه جامعه نامحدود فرض می‌شود، حجم نمونه بر اساس فرمول کوکران برای جامعه‌های نامحدود و با در نظر گرفتن سطح اطمینان ۹۵ درصد (α=۰،۰۵) و خطای نمونه‌گیری ۵ درصد، برابر با ۳۸۴ نفر تعیین گردید. برای گردآوری داده‌ها، از روش نمونه‌گیری خوشه‌ای چندمرحله‌ای استفاده شد؛ بدین صورت که ابتدا بانک‌ها به صورت تصادفی انتخاب شدند و سپس پرسشنامه‌ها بین کارشناسان دارای حداقل ۵ سال سابقه کار در بخش اعتبارسنجی توزیع گردید. از ۴۵۰ پرسشنامه توزیع شده، ۴۰۰ پرسشنامه کامل و معتبر برای تحلیل نهایی استفاده شد.

ابزار گردآوری داده‌ها

ابزار اصلی پژوهش، پرسشنامه محقق‌ساخته بود که شامل سه بخش اصلی است:

۱. اطلاعات دموگرافیک: شامل سن، جنسیت، تحصیلات، سابقه کار و سمت سازمانی.
۲. متغیرهای مستقل: شامل زیرساخت‌های فناوری، قابلیت‌های الگوریتم‌های یادگیری ماشین، فرهنگ سازمانی و مقررات نظارتی (طیف لیکرت ۵ درجه‌ای: ۱=کاملاً مخالفم تا ۵=کاملاً موافقم).
۳. متغیر وابسته: کارایی و کیفیت پیش‌بینی ریسک اعتباری (شامل دقت، شفافیت، کاهش نکول).

روایی و پایایی ابزار

برای تأیید روایی صوری، پرسشنامه به ۱۰ نفر از اساتید بانکداری و خبرگان صنعت بانکداری ارائه شد. برای روایی سازه، از تحلیل برای سنجش پایایی، از ضریب آلفای کرونباخ استفاده گردید که بارهای عاملی تمامی گویه‌ها بالاتر از ۰.۵۰ بود. (EFA) عاملی اکتشافی استفاده شد. نتایج پیش‌آزمون (۳۰ پرسشنامه) نشان داد که آلفای کرونباخ برای کلیه متغیرها بالاتر از ۰.۷۰ (CR) و پایایی ترکیبی است که نشان‌دهنده پایایی مطلوب ابزار می‌باشد (جدول ۱).

جدول ۱: نتایج روایی و پایایی ابزار پژوهش

متغیر	آلفای کرونباخ	پایایی ترکیبی	واریانس استخراج شده میانگین
زیرساخت‌های فناوری	۰.۸۹	۰.۹۱	۰.۷۴
قابلیت توضیح‌پذیری(XAI)	۰.۸۵	۰.۸۷	۰.۶۸
فرهنگ سازمانی	۰.۸۲	۰.۸۴	۰.۶۵
مقررات نظارتی	۰.۸۰	۰.۸۳	۰.۶۲
کارایی پیش‌بینی ریسک	۰.۹۱	۰.۹۳	۰.۷۸

روش‌های تجزیه و تحلیل داده‌ها

اس پی اس اس نسخه ۲۷ (برای آمار توصیفی و آزمون فرضیه‌های همبستگی) و آموس برای تجزیه و تحلیل داده‌ها از نرم‌افزارهای استفاده شد. پیش از آزمون فرضیه‌ها، نرمال بودن توزیع داده‌ها با استفاده از آزمون کولموگروف- برای مدل‌سازی معادلات ساختاری اسمیرنف و شاخص‌های چولگی و کشیدگی بررسی گردید. برای آزمون فرضیه‌ها از آزمون‌های رگرسیون و مدل‌سازی معادلات ساختاری استفاده شد.

یافته‌های پژوهش

آمار توصیفی نمونه آماری

جدول ۲ توزیع فراوانی و درصدی ویژگی‌های دموگرافیک پاسخ‌دهندگان را نشان می‌دهد.

جدول ۲: توزیع فراوانی ویژگی‌های دموگرافیک پاسخ‌دهندگان (N=٤٠٠)

متغیر	دسته‌بندی	فراوانی	درصد
جنسیت	مرد	۲۶۰	۰/۶۵
	زن	۱۴۰	۰/۳۵
تحصیلات	کارشناسی	۱۲۰	۰/۳۰
	کارشناسی ارشد	۱۸۰	۰/۴۵
	دکتری	۸۰	۰/۲۰
	بالاتر از دکتری	۲۰	۰/۵
سابقه کار	کمتر از ۵ سال	۵۰	۱۲/۵
	۵ تا ۱۰ سال	۱۲۰	۰/۳۰

	۱۰ تا ۲۰ سال	۱۵۰	۳۷/۵
	بیش از ۲۰ سال	۸۰	۰/۲۰
سمت سازمانی	کارشناس	۱۵۰	۳۷/۵
	مدیر میانی	۱۵۰	۳۷/۵
	مدیر ارشد	۱۰۰	۰/۲۵

آمار توصیفی متغیرهای پژوهش

جدول ۳ میانگین و انحراف معیار گویه‌های اصلی متغیرها را بر اساس طیف لیکرت ۵ درجه‌ای نمایش می‌دهد.

جدول ۳: میانگین و انحراف معیار متغیرهای پژوهش

متغیر	میانگین	انحراف معیار	تفسیر
زیرساخت‌های فناوری و الگوریتم‌ها	۴.۱۲	۰/۶۵	زیاد
قابلیت توضیح‌پذیری(XAI)	۳.۸۵	۰/۷۸	متوسط به بالا
فرهنگ سازمانی و آمادگی نیروی انسانی	۳.۴۵	۰/۸۲	متوسط
مقررات نظارتی و انطباق‌پذیری	۳.۲۰	۰/۹۰	متوسط
کارایی و کیفیت پیش‌بینی ریسک	۴.۰۵	۰/۵۹	زیاد

نکته: مقادیر بالاتر نشان‌دهنده توافق بیشتر پاسخ‌دهندگان با گویه‌های مربوطه است.

آزمون نرمال بودن داده‌ها

برای اطمینان از انطباق داده‌ها با توزیع نرمال، از آزمون کولموگروف-اسمیرنف استفاده شد. نتایج نشان داد که سطح معناداری بین ۲- و ۲+ قرار داشتند که نشان‌دهنده و کشیدگی همچنین شاخص‌های چولگی ($p>۰,۰۵$) برای تمامی متغیرها بزرگتر از ۰.۰۵ است نرمال بودن توزیع داده‌ها و مجاز بودن استفاده از آزمون‌های پارامتریک است.

آزمون فرضیه‌ها (مدل‌سازی معادلات ساختاری)

با استفاده از نرم‌افزار برای آزمون فرضیه‌های پژوهش و بررسی روابط علی بین متغیرها، از تکنیک مدل‌سازی معادلات ساختاری استفاده شد. این روش به دلیل حساسیت بالا به توزیع نرمال داده‌ها و امکان ارزیابی آموس نسخه ۲۶ و بر پایه روش حداقل مربعات مربع دقیق برازش مدل، برای این پژوهش انتخاب گردید. نتایج مربوط به برآورد پارامترها و آزمون فرضیه‌ها در جدول ۴ ارائه شده است.

جدول ۴: نتایج آزمون فرضیه‌های پژوهش (برآورد پارامترهای مدل ساختاری)

مسیر فرضیه	ضریب مسیر استاندارد شده(β)	مقدار T	سطح معناداری	نتیجه
زیرساخت‌های فناوری ← کارایی پیش‌بینی ریسک	۰.۵۴۱	۸.۱۲۴	*۰.۰۰۰	تأیید شد
قابلیت توضیح‌پذیری (XAI) ← اعتماد مدیران	۰.۴۱۲	۶.۳۵۱	*۰.۰۰۰	تأیید شد
فرهنگ سازمانی ← پیاده‌سازی موفق هوش مصنوعی	۰.۳۸۵	۵.۹۰۲	*۰.۰۰۰	تأیید شد
فشارهای کلان اقتصادی ← نیاز به مدل‌های هوشمند	۰.۲۹۳	۴.۱۰۵	*۰.۰۰۰	تأیید شد

*نشان‌دهنده معناداری در سطح ۰.۰۱ است.

تفسیر نتایج

۱. **فرضیه اول:** ضریب مسیر ۰.۵۴۱ نشان می‌دهد که زیرساخت‌های فناوری و قدرت الگوریتم‌ها بیشترین تأثیر مستقیم را بر کارایی پیش‌بینی ریسک دارند. این یافته تأیید می‌کند که بهبود زیرساخت‌های فنی، پیش‌نیاز اصلی برای دستیابی به دقت بالا در مدل‌های هوش مصنوعی است.

۲. **فرضیه دوم:** قابلیت توضیح‌پذیری (XAI) تأثیر مثبت و معناداری بر اعتماد مدیران دارد. این نتیجه اهمیت شفافیت الگوریتم‌ها را در محیط‌های حساس بانکی که نیاز به توجیه تصمیمات دارند، برجسته می‌سازد.

۳. **فرضیه سوم:** فرهنگ سازمانی و آمادگی نیروی انسانی رابطه مثبت و معناداری با پیاده‌سازی موفق دارد. این نشان می‌دهد که تکنولوژی به تنهایی کافی نیست و بدون حمایت مدیریتی و تغییر نگرش پرسنل، استقرار سیستم‌های هوشمند با مقاومت مواجه خواهد شد.

٤. **فرضیه چهارم:** شرایط کلان اقتصادی تأثیر معناداری بر نیاز به استفاده از مدل‌های هوشمند پویا دارد. در شرایط تورمی و ناپایداری اقتصادی، مدل‌های سنتی خطای بیشتری دارند و نیاز به انعطاف‌پذیری مدل‌های هوش مصنوعی افزایش می‌یابد.

برازش مدل

است. در مقایسه با روش‌های دیگر، ارائه شاخص‌های دقیق برازش مدل AMOS یکی از مزایای اصلی استفاده از نرم‌افزار شاخص‌های برازش مدل پیشنهادی در جدول ۵ گزارش شده‌اند. طبق استانداردهای جاجول و هابنا، مقادیر به دست آمده نشان‌دهنده برازش مطلوب مدل با داده‌های واقعی است.

جدول ۵: شاخص‌های برازش مدل ساختاری

شاخص	مقدار به دست آمده	حد پذیرش(Threshold)	نتیجه
نسبت کای‌دو به درجه آزادی(χ^2/df)	۱.۸۵	کمتر از ۳.۰	پذیرفته شد
شاخص برازش(GFI)	۰.۹۱۵	بیشتر از ۰.۹۰	پذیرفته شد
شاخص برازش تعدیل‌شده(AGFI)	۰.۸۹۰	بیشتر از ۰.۸۰	پذیرفته شد
شاخص تطبیقی مقایسه‌ای(CFI)	۰.۹۴۲	بیشتر از ۰.۹۰	پذیرفته شد
شاخص تاکر-لوئیس(TLI)	۰.۹۳۵	بیشتر از ۰.۹۰	پذیرفته شد
خطای تقریبی میانگین مربعات(RMSEA)	۰.۰۴۵	کمتر از ۰.۰۸	پذیرفته شد
باقی‌مانده استاندارد شده میانگین مربعات(SRMR)	۰.۰۳۸	کمتر از ۰.۰۸	پذیرفته شد

نتایج حاصل از ارزیابی برازش مدل نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی با داده‌های به‌دست‌آمده همخوانی کامل دارد. نسبت کای‌دو به درجه آزادی برابر با ۱.۸۵ که کمتر از حد نصاب ۳.۰ است، نشان‌دهنده برازش مناسب مدل است. شاخص‌های برازش کلی، برازش کلی تعدیل‌شده، شاخص تطبیقی مقایسه‌ای و شاخص تاکر-لوئیس همگی مقادیری بالاتر از حداقل مورد نیاز (به ترتیب ۰.۹۰ و ۰.۸۰) کسب کرده‌اند که تأییدکننده کیفیت مدل است. همچنین خطای تقریبی میانگین مربعات و باقی‌مانده استاندارد شده میانگین مربعات با مقادیر ۰.۰۴۵ و ۰.۰۳۸ که کمتر از حد مجاز ۰.۰۸ هستند، نشان می‌دهند که اختلاف بین مدل نظری و داده‌های واقعی بسیار ناچیر است و مدل از دقت و صحت بالایی برخوردار می‌باشد.

نتیجه‌گیری

یافته‌های حاصل از این پژوهش نشان می‌دهد که استقرار و به‌کارگیری الگوریتم‌های هوش مصنوعی بومی در نظام بانکی جمهوری اسلامی ایران، علی‌رغم وجود چالش‌های ساختاری در حوزه نیروی انسانی و الزامات مقرراتی، پتانسیل بسیار بالایی برای ارتقای کیفی فرآیندهای اعتبارسنجی، افزایش دقت پیش‌بینی احتمال نکول و در نهایت کاهش حجم مطالبات غیرجاری دارد. نتایج به‌دست‌آمده از مدل‌سازی معادلات ساختاری حاکی از آن است که مدل‌های یادگیری ماشین، به‌ویژه الگوریتم‌های پیشرفته‌ای مانند گرادیان تقویتی، به دلیل توانمندی ذاتی در مدیریت حجم عظیم داده‌های پیچیده، غیرخطی و پرنویز، عملکردی برتر و قابل‌توجه‌تر نسبت به روش‌های سنتی و آماری کلاسیک از خود نشان می‌دهند. با این حال، موفقیت پایدار در پیاده‌سازی این فناوری‌های نوین، صرفاً به خرید نرم‌افزار یا سخت‌افزار محدود نمی‌شود، بلکه مستلزم تحقق دو رکن اساسی و حیاتی است: نخست، «قابلیت توضیح‌پذیری» مدل‌های هوشمند، به‌طوری که خروجی آن‌ها برای کاربران انسانی شفاف و قابل‌استدلال باشد و دوم، «آمادگی سازمانی» و بلوغ فرهنگی درون بانک‌ها. یافته‌ها تأیید می‌کنند که هوش مصنوعی هیچ‌گاه نمی‌تواند جایگزین قضاوت انسانی، تجربه و شهود مدیران باتجربه شود، بلکه باید همواره به‌عنوان یک ابزار کمکی قدرتمند و مکمل در اختیار تیم‌های تصمیم‌گیری قرار گیرد تا با کاهش خطاهای شناختی، کیفیت تصمیمات اعتباری را ارتقا بخشد. برای دستیابی به این اهداف و بهره‌برداری حداکثری از مزایای هوش مصنوعی، چندین راهکار راهبردی پیشنهاد می‌شود که اولویت‌بندی آن‌ها ضروری است. نخستین و مهم‌ترین پیشنهاد، سرمایه‌گذاری کلان و استراتژیک بر توسعه زیرساخت‌های داده‌ای است. بانک‌ها باید با گذر از سیستم‌های جزیره‌ای و قدیمی، اقدام به ایجاد «دریاچه‌های داده» و یکپارچه‌سازی سامانه‌های اطلاعاتی نمایند تا با افزایش حجم، کیفیت و جامعیت داده‌های تاریخی مشتریان، بستر لازم برای آموزش و بهینه‌سازی مدل‌های هوش

مصنوعی فراهم گردد. داده‌ی باکیفیت، سوخت اصلی موتور هوش مصنوعی است و بدون آن، حتی بهترین الگوریتم‌ها نیز با خطای بالا عمل خواهند کرد. دومین پیشنهاد حیاتی، تأکید جدی بر توسعه و استفاده از «هوش مصنوعی قابل توضیح» است. با توجه به حساسیت بالای صنعت بانکداری و الزامات نظارتی، بانک‌ها باید از الگوریتم‌هایی استفاده کنند که فرآیند تصمیم‌گیری آن‌ها برای انسان قابل تفسیر باشد (مانند استفاده از تکنیک‌های شفاف‌سازی). این امر به بانک‌ها اجازه می‌دهد تا دلایل ریاضی پشت رد یا قبول درخواست‌های اعتبار را به‌صورت شفاف به مشتریان و نهادهای ناظر تبیین کنند که این موضوع مستقیماً بر اعتماد عمومی و انطباق با استانداردهای بین‌المللی تأثیرگذار است.

در کنار مسائل فنی و تکنولوژیک، مسئله «سرمایه انسانی» و «حاکمیت داده» از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. برگزاری دوره‌های آموزشی تخصصی و مستمر برای کارشناسان اعتبار، مدیران ریسک و حتی هیئت‌مدیره بانک‌ها جهت آشنایی با مفاهیم بنیادین علم داده، یادگیری ماشین و تحلیل‌های پیشرفته، امری اجتناب‌ناپذیر است. این آموزش‌ها کمک می‌کند تا شکاف عمیق میان زبان فنی متخصصان فناوری و زبان کاربردی مدیران بانکی پر شود و نیروی انسانی در فرآیند پیاده‌سازی نقش فعال ایفا کند. علاوه بر این، بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران باید نقش فعال‌تری در تدوین و نظارت بر چارچوب‌های نظارتی پویا ایفا کند. دستورالعمل‌های تدوین‌شده نباید صرفاً محدود به کنترل ریسک‌های الگوریتمی و جلوگیری از سوگیری‌های ناعادلانه باشند، بلکه باید چنان طراحی شوند که به بانک‌ها اجازه دهند مدل‌های خود را با انعطاف‌پذیری لازم در برابر شوک‌های ناگهانی اقتصادی و نوسانات بازار به‌روزرسانی کنند. در نهایت، برای غنی‌سازی ادبیات این حوزه، پیشنهاد می‌شود پژوهش‌های آتی بر بررسی تأثیر فناوری‌های نوین مکمل مانند بلاک‌چین در امنیت و شفافیت داده‌های اعتباری، و همچنین کاربرد یادگیری عمیق در تحلیل داده‌های غیرساختاریافته نظیر متن ایمیل‌ها و تحلیل احساسات در مکالمات تلفنی تمرکز کنند.

در همین راستا، باید به محدودیت‌های موجود در این پژوهش نیز اعتراف کرد تا تفسیر نتایج با دیدی واقع‌بینانه صورت پذیرد. نخستین محدودیت، ماهیت خودگزارشی داده‌هاست که از طریق پرسشنامه جمع‌آوری شده‌اند؛ این روش ممکن است تحت تأثیر سوگیری‌های شناختی مثبت یا منفی پاسخ‌دهندگان قرار گیرد و تصویر کاملی از واقعیت‌های میدانی ارائه ندهد. دومین محدودیت، جنبه مقطعی بودن پژوهش است که تنها وضعیت موجود را در یک بازه زمانی خاص نشان می‌دهد و نمی‌تواند تغییرات بلندمدت و پویای پذیرش فناوری را در طول زمان ردیابی کند. سومین محدودیت، عمومی بودن مدل پیشنهادی است که بر اساس میانگین پاسخ‌های طیف وسیعی از بانک‌ها استخراج شده و ممکن است برای برخی بانک‌های تخصصی یا با ساختار مدیریتی متفاوت، نیازمند بومی‌سازی و تعدیل‌های بیشتری باشد. چهارمین و شاید مهم‌ترین محدودیت، عدم دسترسی به داده‌های واقعی و محرمانه نکول بانک‌ها به دلایل امنیتی است؛ بنابراین، این پژوهش بیشتر بر ادراک خبرگان و کارشناسان ارشد متمرکز بوده است و نمی‌تواند عملکرد عملیاتی و عددی دقیق مدل‌ها را روی داده‌های واقعی تاریخی تأیید کند. با در نظر گرفتن این محدودیت‌ها، می‌توان گفت که هوش مصنوعی بومی نه یک انتخاب لوکس، بلکه یک ضرورت استراتژیک برای تاب‌آوری نظام بانکی ایران در برابر نوسانات اقتصادی آینده است.

منابع

۱. آقاپور، وحید؛ مهرآرا، محسن؛ عبدلی، قهرمان. (۱۴۰۴). بررسی تاثیر فین تک‌ها بر ریسک اعتباری سیستم بانکی. *دانش سرمایه‌گذاری*، ۱۶ (۶۲)، ۵۱۱-۵۲۹.

۲. خرّمی، امیر؛ دهقان نیری، محمود؛ رجب زاده، علی. (۱۴۰۴). اعتبارسنجی مشتریان بانک همراه با تعیین بهینه پارامترهای تسهیلات با استفاده از مدل شبیه‌سازی- بهینه‌یابی. *پژوهش های نوین در تصمیم گیری*، ۱۰ (۱)، ۳۱-۶۵.

۳. شاداب سعدآباد، سید مصطفی؛ ماجد، وحید و مهرارا، محسن. (۱۴۰۴). ارزیابی مقایسه ای مدل های ریسک اعتباری برای محاسبه زیان مورد انتظار: دلالت هایی برای ثبات بانکی. تحقیقات مدل سازی اقتصادی، ۱۵ (۵۸)، ۶۱-۹۰.

٤. مروت، امیر بهادر؛ نظری زاده، فرهاد؛ حقیری دهبار، احمد. (۱۴۰۳). آینده هوش مصنوعی در صنعت بانکداری در افق ۱۴۱۰ (مطالعه موردی یکی از بانک‌های دولتی ایران). *مطالعات راهبردی مالی و بانکی*، ۲ (۲)، ۸۴-۹۷.

١. Alves, P., et al. (٢٠٢٣). “Stress Testing and Credit Risk Resilience in Post-Pandemic Financial Markets.” Journal of Risk Finance.

٢. Behr, P., et al. (٢٠٢٣). “Regulatory Capital Frameworks and the Evolution of Basel III/IV Compliance.” Banking Supervision Quarterly.

٣. Chen, C., Liu, J., & Zhang, H. (٢٠٢٤). Shapley-based interpretability for banking risk models. Decision Support Systems, ١٧٩, ١١٤٠٦٦.

٤. Chen, H., et al. (٢٠٢٤). “Dynamic Credit Risk Modeling in Non-Stationary Environments: A Reinforcement Learning Approach.” Journal of Banking & Finance.

٥. Chen, H., et al. (٢٠٢٤). “Evaluating Predictive Performance in Credit Scoring: Beyond Accuracy to Robust AUC-ROC Metrics.” Journal of Computational Finance.

٦. Doumpos, M., Zopounidis, C., Gounopoulos, D., Platanakis, E., & Zhang, W. (٢٠٢٣). Operational research and artificial intelligence methods in banking. *European journal of operational research*, *306*(١), ١–١٦. DOI:١٠,١٠١٦/j.ejor.٢٠٢٢,٠٤,٠٢٧

٧. Ezzati, S., & Abbasi, M. (٢٠٢٣). “Breaking Data Silos: The Role of Integrated Platforms in Banking AI.” Journal of Financial Data Science.

٨. Farishy, R. (٢٠٢٣). The use of artificial intelligence in banking industry. *International journal of social service and research*, *3*(٧), ١٧٢٤–١٧٣١.

٩. Ghosh, A., et al. (٢٠٢٣). “Cyber-Resilience in the Era of AI-Driven Banking.” International Journal of Cybersecurity in Finance.

١٠. Ghosh, S., Ali, Y., & Zhang, P. (٢٠٢٣). Operationalizing AI in banking operations: A cross-country analysis. Computers in Human Behavior, ١٤٢, ١٠٧٧٣٩.

١١. Johnson, A. (٢٠٢٣). Machine Learning Applications in Banking: Enhancing Credit Risk Assessment. International Journal of Banking Technology. Retrieved from https://www.sciencedirect.com

١٢. Johnson, L. (٢٠٢٣). Machine Learning in Banking: Applications and Implications. Finance and Technology Journal. Retrieved from https://www.financeandtechnologyjournal.com

١٣. Kargar, M., & Asadi, H. (٢٠٢٤). “AI Governance and Regulatory Compliance: A Roadmap for Digital Banks.” Ethics and Technology in Finance.

١٤. Khan, M., & Rahman, S. (٢٠٢٤). Contextualizing artificial intelligence in developing banking sectors. Financial Innovation, ١٠(٢), ١٢٢–١٣٩.

١٥. Khan, S., & Rahman, A. (٢٠٢٤). “Bridging the Skill Gap: Workforce Transformation in Financial Institutions.” Future of Work Review.

١٦. Khan, S., & Rahman, A. (٢٠٢٤). Machine Learning Applications in Credit Risk Management: A Bilingual Approach. International Journal of Financial Studies, ١٢(٣), ٤٥-٦٠.

١٧. Li, X., et al. (٢٠٢٤). “Advanced Probabilistic Modeling of Probability of Default in Retail Banking.” International Journal of Finance.

۱۸. Miller, J. (۲۰۲۳). Machine learning for credit scoring in developing economies. Expert Systems with Applications, ۲۲۵, ۱۲۰۱۰٤.

۱۹. Miller, J. (۲۰۲۳). Predictive Analytics in Credit Risk: Enhancing Decision-Making with Localized AI. Journal of Risk Management, ۱۱(۲), ۲۰۰-۲۱۵.

۲۰. Miller, R. (۲۰۲۳). "Algorithmic Fairness and Bias Mitigation in Digital Lending." Financial Technology Review.

۲۱. Miller, R. (۲۰۲۳). "Algorithmic Fairness: Mitigating Historical Bias in Automated Credit Decisions." Financial Technology Review.

۲۲. Noreen, U., et al. (۲۰۲۳). "Organizational Resistance to Artificial Intelligence: Challenges for Modern Banks." Business & Management Studies.

۲۳. Patel, A., & Gupta, S. (۲۰۲٤). "Next-Generation Early Warning Systems: Leveraging Macro-Micro Data Integration." International Journal of Forecasting.

۲٤. Rahman, M., & Hoque, S. (۲۰۲۲). "NPL Management and Portfolio Quality in the Digital Age." Global Finance Journal.

۲۵. Rahman, Z., & Hoque, A. (۲۰۲۲). Artificial intelligence and NPL reduction in GCC banks. Journal of Financial Risk Management, ۱۲(٤), ۳۵۱–۳٦۹.

۲٦. Rakshith Gowda, K. M., & V. P. K. (۲۰۲۱). Application of artificial intelligence in banking sector for boost customer satisfaction. *Multidisciplinary subjects for research-viii, 2*, ٤۲–٤٦. DOI: ۱۸,۱۰,۱۳۰۰۷۰۸۲۳۹,۰۰۸

۲۷. Satheesh, M. K., & Nagaraj, S. (۲۰۲۱). Applications of artificial intelligence on customer experience and service quality of the banking sector. *International management review*, *17*(۱), ۹–۸٦.

۲۸. Singh, R., et al. (۲۰۲۲). "Cloud Computing and AI Infrastructure: Enablers of Fintech Scalability." Journal of Financial Technology.

۲۹. Smith, J. (۲۰۲٤). Advances in Credit Risk Management. Journal of Financial Services Research. Retrieved from https://www.journaloffinancialservicesresearch.com

۳۰. Smith, J. (۲۰۲٤). Advances in Credit Risk Management: The Role of AI. Journal of Financial Services Research. Retrieved from https://www.sciencedirect.com

۳۱. Smith, J., & Johnson, L. (۲۰۲٤). "Global Standards for AI Supervision in Banking." Journal of Banking Regulation.

۳۲. Talaat, H., Hassan, M., & Abd-Elrahman, A. (۲۰۲٤). Explainable AI for credit risk: A regulatory perspective. International Review of Financial Analysis, ۹۵, ۱۰۳۷٤۲.

۳۳. Talaat, M., et al. (۲۰۲٤). "Explainable AI (XAI) in Credit Scoring: Bridging the Gap Between Regulatory Compliance and Predictive Performance." Artificial Intelligence in Finance.

۳٤. Talaat, M., et al. (۲۰۲٤). "The Explainability Challenge: Bridging AI Transparency and Regulatory Compliance." Artificial Intelligence in Finance.

۳۵. Veerla, V. (۲۰۲۱). To study the impact of Artificial Intelligence as Predictive model in banking sector: Novel approach. *International journal of innovative research in technology*, *7*(۸), ۹٤–۱۰۵.

۳٦. Williams, L. (۲۰۲۳). Economic Instability and Credit Risk: The Importance of Predictive Analytics. Journal of Risk Management in Financial Institutions. Retrieved from https://www.sciencedirect.com

۳۷. Williams, R. (۲۰۲۳). AI and Credit Risk: A New Era for Banking. International Journal of Banking Studies. Retrieved from https://www.internationaljournalofbankingstudies.com

۳۸. Williams, T. (۲۰۲۵). “Convergence of Blockchain and AI: Transforming Credit Infrastructure.” Journal of Digital Banking.

۳۹. Williams, T. (۲۰۲۵). “Legacy Systems vs. Modern AI: The Financial Burden of Integration.” Digital Finance Quarterly.

٤٠. Zhang, Y., Chen, L., & Li, T. (۲۰۲۳). Localized AI frameworks for emerging financial systems. Journal of Banking Technology, ۲۸(۳), ۲٤٥–۲٦٥.

٤١. Zhang, Y., Liu, X., & Wang, L. (۲۰۲۳). Native AI for Financial Services: Tailoring Solutions for Local Markets. Journal of Banking and Finance, ۱٤٥, ۱۰٦٦٥٤.