فصلنامه علمی پژوهشی دانش سرمایه‌گذاری
دوره ۱۶ / شماره ۱ (پیاپی ۶۱) / بهار ۱۴۰۶
صفحه ۶۶۳ تا ۶۷۹

# توسعه تکنولوژی و تحول شاخص‌های اعتبارسنجی

**امیرحسین ارضاء**
استادیار گروه مالی و بانکداری، دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران
(نویسنده مسئول)

**سامان حقیقی**
دانشجوی دکتری، گروه مالی و بانکداری، دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۱/۳۱ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۲/۱۳

## چکیده
از زمان شکل‌گیری نظام بانکی، موضوع اعتبارسنجی همواره به‌عنوان یکی از چالش‌های فرآیند اعتباردهی مورد بحث محافل علمی بوده است. با ظهور تکنولوژی، پارامترهای جدیدی برای تبیین مدل‌های اعتبارسنجی پدید آمده‌اند. به‌عنوان مثال، برخی پژوهش‌ها حاکی از آن‌اند که بررسی شاخص‌های رفتاری مشتریان کسب‌وکارهای آنلاین در پلتفرم‌هایی همچون فیس‌بوک، اینستاگرام، توییتر و... تا حد مطلوبی توانسته است میزان تعهد آنها به بازپرداخت بدهی‌هایشان را توضیح دهد. با توجه به توسعه روزافزون بستر اعتباردهی کسب‌وکارهای برخط در کشور، کشف شاخص‌های اعتبارسنجی و توسعه مدل‌های اعتبارسنجی مشتریان در این کسب‌وکارها بیش‌ازپیش به دغدغه قانون‌گذار و کسب‌وکارها بدل شده است. با توجه به اهمیت این موضوع، در این پژوهش به مرور مطالعات داخلی و خارجی حوزه اعتبارسنجی با محوریت کسب‌وکارهای برخط پرداخته شده است.

**واژه‌های کلیدی:** اعتبارسنجی، کسب‌وکارهای برخط، اعتباردهی، فین‌تک، لندتک

## ۱- مقدمه

بحران مالی ۲۰۰۸ که از ایالات متحده آغاز شد و طی چند هفته نظام‌های مالی اتحادیه اروپا و آسیا را درگیر کرد، اهمیت پرداختن به موضوع اعتبارسنجی را نمایان‌تر نمود. از آن روز تاکنون شاخص‌های متعددی برای بهینه نمودن مدل‌های اعتبارسنجی تعریف شده و مدل‌های پیشرفته ریاضی جای مدل‌های قدیمی‌تر را گرفته‌اند. جدای از پیشرفت چشمگیر تحقیقات در حوزه شاخص‌یابی و مدل‌سازی، توسعه تکنولوژی و بهره‌مندی مصرف‌کنندگان از کسب‌وکارهای آنلاین، قدرت تشخیص مدل‌های اعتبارسنجی را تحت‌الشعاع قرار داده است.

با ظهور تکنولوژی‌های جدید، مشتریان خرد بیش‌ازپیش به دریافت خدمات روزمره خود از کسب‌وکارهای آنلاین روی آورده‌اند. این بهره‌برداری از کسب‌وکارهای برخط، نیاز به وجود فرآیندهای مدیریت نقدینگی را در سطح این کسب‌وکارها نمایان کرد. از این رو بسیاری از کسب‌وکارهای برخط مانند آمازون به سمت طراحی و پیاده‌سازی زیرساخت‌های مدیریت منابع مالی مشتریان و سایر ذی‌نفعان حرکت کردند. بسیاری از این کسب‌وکارها در میانه راه به این نتیجه رسیدند که با خلق فرصت فروش اقساطی محصولات به مشتریان خرد می‌توانند میزان فروش را افزایش دهند. این تفکر پیش‌تر در نظام بانکی و لیزینگ‌ها تجربه شده بود. در نتیجه بسیاری از کسب‌وکارها به سمت ایجاد بستر اعتباردهی رفتند و به توسعه محصول تخصصی پرداختند. گروه‌های بزرگ تکنولوژی کشور نیز در همین مسیر قدم نهادند و شرکت‌هایی همچون دیجی‌پی و اسنپ‌پی زاده همین تفکرات بوده‌اند. این شرکت‌ها در کنار شرکت مادر خود (گروه دیجی‌کالا و گروه اسنپ) به اعتبارسنجی و ارائه خدمات اعتباردهی می‌پردازند. نکته اصلی اینجاست که این کسب‌وکارها بر اساس چه شاخص‌هایی به اعتبارسنجی مشتریان خود می‌پردازند.

با توجه به اینکه تاکنون در مطالعات داخلی به بررسی مدل اعتبارسنجی مشتریان کسب‌وکارهای برخط پرداخته نشده است، محور اصلی این پژوهش بررسی مطالعات علمی با هدف کشف شاخص‌ها و مدل‌های اعتبارسنجی در کسب‌وکارهای برخط است.

## روش تحقیق

روش تحقیق این پژوهش، مطالعه کتابخانه‌ای است و محقق برای به‌دست آوردن اطلاعات مورد نیاز، به بررسی منابع چاپی و دیجیتالی موجود در کتابخانه‌ها، پایگاه‌های داده، مقاله‌ها، پایان‌نامه‌ها، گزارش‌ها و دیگر اسناد پرداخته است. پژوهش به دو دسته کلی مطالعات داخلی و خارجی تفکیک شده است. با آگاهی از اینکه در مطالعات داخلی پژوهش جدی در این حوزه صورت نگرفته است، محقق به بررسی ادبیات داخلی پرداخته تا نوع نگرش تحقیقاتی در حوزه شاخص‌سازی و بهینه‌سازی مدل‌های اعتبارسنجی را ترسیم نماید.

### الف) مطالعات داخلی

فلاح شمس (۱۳۸۴) در مقاله خود با عنوان «طراحی و تبیین مدل ریسک اعتباری در نظام بانکی کشور» به بررسی کارایی مدل‌های احتمالی خطی لوجیت و شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی ریسک اعتباری

پرداخته است. وی با استفاده از اطلاعات مالی و اعتباری ۳۱۶ نفر از مشتریان حقیقی بانک‌های کشور، مدل‌های یادشده را مورد آزمون قرار داد. نتایج تحقیق وی نشان می‌دهد که ارتباط بین متغیرهای مدل پیش‌بینی ریسک اعتباری به‌صورت خطی نیست و توابع نمایی و سیگموید مناسب‌ترین مدل‌های پیش‌بینی ریسک اعتباری محسوب می‌شوند.

جلیلی و همکاران (۱۳۸۹) به اعتبارسنجی مشتریان حقیقی در سیستم بانکی پرداختند که در آن ویژگی‌های کیفی و کمی مشتریان مانند سن، جنس، وضعیت تأهل، تحصیلات، شغل، مبلغ تسهیلات، وثیقه و... به عنوان متغیرهای مستقل در نظر گرفته شدند. در این تحقیق سعی شده است تا رابطه بین نتایج به‌دست‌آمده از مدل با وضعیت اعتباری مشتریان حقیقی بررسی شود. با توجه به نتایج تحقیق، متغیرهای سن و تحصیلات بر وضعیت اعتباری تأثیری نداشته و از مدل حذف شدند، در صورتی که سایر متغیرها دارای رابطه معنادار با وضعیت اعتباری مشتریان بودند. همچنین نتایج تحقیق نشان داد که مدل لاجیت از پیش‌بینی خوبی برخوردار است.

عزیزالهی و همکاران (۱۴۰۱) نشان دادند که شاخص‌های مبلغ وام، زمان بازپرداخت وام، فاصله اقساط، مبلغ هر قسط، تمدید وام، وام قبلی، وثیقه ملکی، معدل موجودی، نرخ سود تسهیلات و سطح تحصیلات تأثیر معناداری بر ریسک اعتباری مشتریان حقیقی دارند. همچنین معناداری شاخص‌های جنسیت، سن و شغل تأیید نگردید.

سرخابی (۱۳۹۵) در پایان‌نامه خود به بررسی تأثیر شاخص‌های اعتباری بر عملکرد اعتباری مشتریان حقوقی مناطق نه‌گانه بانک اقتصاد نوین در سال ۱۳۹۲ پرداخته است. برای این منظور، متغیر وابسته احتمال بازپرداخت یا عدم بازپرداخت تسهیلات و خدمات تأمین مالی برای مشتریان حقوقی بانک بوده که در قالب متغیر مجازی صفر و یک تعریف می‌شود. نتایج حاصل از تخمین مدل به روش لاجیت و پروبیت نشان داد که نسبت بدهی به سرمایه و نسبت بدهی‌های کوتاه‌مدت بانکی به دارایی‌های جاری بر عملکرد اعتباری مشتریان حقوقی بانک اقتصاد نوین تأثیر منفی داشته و متغیرهای نسبت سود قبل از بهره و مالیات به خالص فروش و نسبت سود قبل از بهره و مالیات به حقوق صاحبان سهام دارای اثرگذاری مثبت و معنادار بر عملکرد اعتباری مشتریان حقوقی این بانک می‌باشند.

انصاری (۱۳۸۸) در رساله «اعتبارسنجی مشتریان حقوقی بانک پارسیان با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی»، نسبت‌های مالی و برخی مشخصات ۵۱۵ مشتری حقوقی همچون نوع شرکت، وضعیت مالکیت و تعداد اعضای هیئت مدیره را به عنوان متغیرهای توضیحی و نکول یا عدم نکول متقاضی را متغیر وابسته در نظر گرفته و معناداری ارتباط آنها با ریسک اعتباری را با آزمون‌های آماری مناسب تأیید کرده است. برای طراحی مدل از شبکه عصبی مصنوعی در نرم‌افزار Matlab و به عنوان روش مقایسه‌ای از رگرسیون لوجیت استفاده شده است. نتایج این پژوهش نشان‌دهنده اهمیت بالاتر متغیرهای نسبت دارایی جاری به کل دارایی، سود قبل از کسر مالیات به کل بدهی، فروش به کل بدهی، سود خالص به حقوق صاحبان سهام و کل بدهی به حقوق صاحبان سهام است که وزن‌های بالایی را در مدل به خود اختصاص داده‌اند.

نسبی (۱۳۸۹) با استفاده از داده‌های اعتباری ۳۳۰ نفر از مشتریان مؤسسه مالی و اعتباری ثامن‌الائمه (ع) که در فاصله سال‌های ۱۳۸۵ تا ۱۳۸۸ از این مؤسسه تسهیلات اعتباری دریافت نموده بودند، دو مدل شبکه‌های

عصبی مصنوعی و درخت‌های طبقه‌بندی و رگرسیونی را طراحی کرد و کارایی آنها را مورد آزمون و مقایسه قرار داد. نتایج نشان داد که مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی مدل کاراتر تشخیص داده شده و جهت به‌کارگیری در نظام مالی کشور پیشنهاد می‌شود.

کولیوند (۱۳۹۳) به بررسی و اولویت‌بندی عوامل مؤثر بر اعتبارسنجی مشتریان بانک‌ها با استفاده از روش AHP پرداخت. وی با استفاده از روش پنج سی (سرمایه، شرایط، ظرفیت بازپرداخت، وثیقه و شخصیت) به اولویت‌بندی شاخص‌های مذکور پرداخت. در شاخص بازپرداخت، مهم‌ترین مؤلفه ثبات درآمد و نسبت مجموع هزینه‌های زندگی و اقساط پرداختی به درآمد بود. مهم‌ترین مؤلفه شاخص سرمایه، ارزش روز املاک و مستغلات و ثروت خالص بود. مهم‌ترین مؤلفه شاخص شرایط، جنسیت وام‌گیرندگان و رده استخدامی، و مهم‌ترین مؤلفه شاخص وثیقه، نوع و ارزش وثیقه بوده است.

خدرلو (۱۳۹۴) در رساله «اعتبارسنجی مشتریان حقیقی در سیستم بانکی کشور و ارائه مدل لجستیک برای آن (مورد مطالعه بانک تجارت استان زنجان)»، با توجه به اسمی بودن متغیرهای پژوهش، از آزمون خی‌دو برای آزمون فرضیات و از رگرسیون لجستیک برای ارائه مدل در نرم‌افزار SPSS۲۰ استفاده کرد. در نهایت نتایج حاصل از آزمون فرضیات نشان داد که بین جنسیت، وضعیت تأهل، سن، سطح تحصیلات، مدت وام، مبلغ تسهیلات و نوع وثیقه با وضعیت اعتباری مشتریان رابطه معناداری وجود دارد.

میرشفیعی (۱۳۹۴) در پایان‌نامه خود نشان داد که عملکرد مدل ترکیبی الگوریتم ژنتیک–شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی احتمال نکول به‌مراتب رضایت‌بخش‌تر از عملکرد پیش‌بینی الگوی رگرسیون لجستیک است. درصد موارد تشخیص صحیح نکول یا عدم نکول مشتری در الگوی شبکه عصبی ۸۲ درصد بود، در حالی که این رقم برای الگوی رگرسیونی ۷۴ درصد گزارش شد. بنابراین می‌توان گفت هر دو تکنیک نتایج قابل‌قبولی داشته‌اند، ولی نتایج مدل ترکیبی الگوریتم ژنتیک–شبکه عصبی مصنوعی نسبت به رگرسیون لجستیک بسیار بهتر و قابل‌اتکاتر است.

کواسمی (۱۳۸۹) در رساله خود با هدف مدل‌سازی سنجش ریسک اعتباری و اعتبارسنجی مشتریان یکی از بانک‌های خصوصی، به روش رگرسیون لاجیت و پروبیت و مدل‌های شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه MLP و GMDH پرداخته است. بدین منظور اطلاعات مالی یک نمونه تصادفی ۴۰۰تایی از مشتریان حقوقی که از این بانک تسهیلات دریافت نموده بودند بررسی شد. نتایج تحقیق ضمن دلالت بر تأیید نظریه‌های اقتصادی و مالی در زمینه عوامل مؤثر بر ریسک اعتباری نشان می‌دهد که نتایج حاصل از مدل‌سازی شبکه‌های عصبی نسبت به مدل‌های اقتصادسنجی از قابلیت و دقت بالاتری برخوردار است.

اسدی (۱۳۹۱) در رساله «اعتبارسنجی مشتریان و اثر آن بر کاهش ریسک اعتباری آنها با استفاده از مدل‌های تحلیل ممیزی و لاجیت (مطالعه موردی: مشتریان حقیقی پست بانک استان ایلام)»، با استفاده از دو مدل تحلیل ممیزی و رگرسیون لاجیت، یک نمونه تصادفی ۲۹۴تایی از مشتریان حقیقی پست بانک استان ایلام را که طی سال‌های ۱۳۸۶ تا ۱۳۹۰ تسهیلات اعتباری دریافت نموده بودند بررسی کرد. نتایج نشان می‌دهد که مدل لوجیت ۴۹،۹۲ درصد و مدل تحلیل ممیزی ۶۶ درصد مشتریان را درست طبقه‌بندی کرده است و مدل لوجیت از عملکرد

بهتری نسبت به تحلیل ممیزی برخوردار است. نتایج مدل لوجیت حاکی از افزایش خوش‌حسابی بواسطه افزایش معدل موجودی حساب و کاهش آن در اثر افزایش مبلغ وام، نرخ بهره و مدت بازپرداخت بوده است.

قاسم‌نیا (۱۳۹۳) در رساله خود درصدد است تا با استفاده از رویکرد فراابتکاری شبکه عصبی مصنوعی به تبیین سیستم اعتبارسنجی مشتریان بانک سینا در استان مازندران بپردازد. با توجه به ادبیات موضوع و نتایج به‌دست‌آمده از نظر خبرگان، ۱۸ متغیر شناسایی شد که در قالب ۵ مؤلفه شامل اطلاعات پایه، اطلاعات مربوط به وضعیت کاری، اطلاعات مربوط به وضعیت مالی، اطلاعات مربوط به وام و اطلاعات سامانه اعتبارسنجی دسته‌بندی شدند. سپس اطلاعات متغیرهای نهایی در مورد مشتریان بانک سینا در فاصله زمانی ۱۳۸۸–۱۳۹۱ جمع‌آوری گردید و با استفاده از آنها ساختار مناسب شبکه عصبی مدل‌سازی شد. یافته‌ها نشان می‌دهد مدل شبکه عصبی پرسپترون سه‌لایه عملکرد بهتری نسبت به دیگر ساختارهای ممکن دارد و دقت آن در مقایسه با سیستم موجود اعتبارسنجی بانک سینا بهبود یافته است.

پورگنجی (۱۳۹۹) در رساله خود با عنوان «ارزیابی رفتار و اعتبارسنجی مشتریان در بستر اینشورتک» به ارزیابی رفتار و اعتبارسنجی مشتریان در این بستر پرداخته است. نتایج نشان داد که عوامل فنی و عوامل اجتماعی هر دو با ارزیابی رفتار و اعتبارسنجی مشتریان ارتباط مستقیم و معناداری دارند.

احمدی (۱۳۹۶) در رساله خود به اعتبارسنجی مشتریان بانک‌ها و تدوین مدلی برای سنجش آن در میان مشتریان حقوقی کوچک و متوسط پرداخته است. در این تحقیق متغیرهای مستقل و وابسته به روش داده‌های ترکیبی برای ۸۷ شرکت پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران طی سال‌های ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۴ محاسبه و تحلیل شده است. برای این کار از رگرسیون لوجیت و پروبیت با نرم‌افزار Eviews۸ بهره گرفته شده است. در برآوردهای انجام‌شده، ضرایب متغیرهای مستقل در رگرسیون لجستیک بالاتر بوده و نیکویی برازش مدل لوجیت نیز بالاتر است؛ در نتیجه می‌توان گفت در اعتبارسنجی مشتریان، مدل لوجیت نسبت به مدل پروبیت مناسب‌تر بوده و از دقت بیشتری برخوردار است.

نصرت‌الهی (۱۳۹۹) در رساله خود به طراحی سیستم بهینه اعتبارسنجی مشتریان و نقش آن بر ریسک بانکی پرداخته است. این پژوهش از نظر هدف کاربردی، از نظر داده‌ها آمیخته اکتشافی (کیفی و کمی) و از نظر روش اجرا از نوع داده‌بنیاد (مرحله کیفی) و پیمایشی مقطعی (مرحله کمی) است. جامعه آماری این مطالعه در بخش کمی و کیفی کلیه کارمندان بانک‌های شهرستان ایلام در سال ۱۳۹۹ بوده است. روش نمونه‌گیری هدفمند و از نوع گلوله‌برفی بود که بر اساس آن ۱۱ نفر به عنوان نمونه انتخاب شدند. تحلیل داده‌ها در بخش کمی با نرم‌افزار SPSS و در بخش کیفی با نرم‌افزار MAXQDA انجام شد. نتایج نشان داد درخواست مشتری، صدور کد اعتباری و استعلام سیستم بانکی از جمله شرایط علّی، اعتبارسنجی مشتری نشان‌دهنده شرایط محوری، رتبه‌بندی مشتریان از جمله عوامل زمینه‌ای، تهیه گزارش‌های کارشناسی از جمله شرایط مداخله‌ای، و اخذ اطلاعات ذی‌نفع واحد و اطلاعات مالی و غیرمالی از جمله راهبردهای تعاملی است.

علایی‌پور (۱۴۰۱) در رساله خود به بررسی عوامل مؤثر بر اعتبارسنجی مشتریان بانک سپه با استفاده از معیار C۵ می‌پردازد. در این پژوهش با استفاده از روش رگرسیون لجستیک، یک نمونه تصادفی ۳۴۳تایی شامل ۱۹۰

مشتری خوش‌حساب و ۱۵۳ مشتری بدحساب از مشتریان حقیقی که در فاصله سال‌های ۱۳۹۶ تا ۱۴۰۰ در بانک سپه شهرستان ساری تسهیلات دریافت نموده‌اند، انتخاب شده است. نتایج مدل رگرسیونی لجستیک نشان می‌دهد توان تبیین مدل با توجه به آماره مک‌فادن ۰٫۶۲ است. نتایج آزمون فرضیه‌ها نشان می‌دهد متغیرهای درآمد ماهیانه، میانگین حساب متقاضی، مبلغ وام و سابقه اعتباری بر وضعیت اعتباری مشتریان حقیقی تأثیر معنادار دارند، اما سطح احتمال متغیرهای شغل متقاضی، نرخ بهره، سررسید وام و مبلغ هر قسط بیشتر از ۰٫۰۵ است و لذا این متغیرها تأثیر معناداری بر متغیر وابسته ندارند.

رحیم‌زاده (۱۳۹۸) به کمک روش‌های مبتنی بر شبکه عصبی و فازی عصبی به اعتبارسنجی مشتریان بانک پرداخته است. مجموعه داده استخراج‌شده شامل ۸۰۰ نمونه از مشتریان است که هریک مشتمل بر ۵ ویژگی است. در مرحله نخست با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، پرسپترون چندلایه با الگوریتم پس‌انتشار خطا و شبکه عصبی LVQ، خطای حداقل مربعات (RMSE) محاسبه گردید. سپس برای به‌کارگیری منطق فازی و تعیین توابع عضویت و تعریف دامنه تغییرات این ویژگی‌ها از نظر خبرگان استفاده شد و در مرحله پایانی با سیستم‌های نروفازی، مشتریان بانک به یکی از ۸ کلاس جهت اعطای تسهیلات تخصیص یافتند.

برزگر (۱۳۹۹) در رساله خود به ارائه یک مدل امتیازدهی اعتباری ترکیبی بر اساس یادگیری جمعی می‌پردازد که احتمال نکول تسهیلات پرداختی توسط مشتریان را بررسی می‌کند. در این تحقیق از روش‌های داده‌کاوی مانند ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم، بیزین، الگوریتم ژنتیک و کی-نزدیک‌ترین همسایگی به عنوان روش‌های منفرد و از روش بگینگ به عنوان روش دسته‌جمعی استفاده شده است و معیار اصلی، دقت است. در شبیه‌سازی انجام‌شده، دقت ۹۲٫۲۱ درصد به‌دست آمده که نسبت به روش‌های بررسی‌شده بهبود مناسبی در این معیار ایجاد کرده است.

اسکندری (۱۴۰۰) در رساله خود با موضوع «طراحی مدل اعتبارسنجی مشتریان حقوقی متقاضی تسهیلات سرمایه در گردش بانک ملی ایران با استفاده از رویکرد ترکیبی یادگیری ماشین و تحلیل پوششی داده‌ها»، به دنبال طراحی مدلی برای اعتبارسنجی مشتریان حقوقی این بانک با الگوریتم‌های یادگیری ماشین و تحلیل پوششی داده‌هاست. در این پژوهش با استفاده از تکنیک‌های مختلف انتخاب ویژگی مانند مربع کای و بهره اطلاعاتی، ویژگی‌های مهم مشتریان حقوقی از میان ۴۷ شاخص (برگرفته از مطالعه پیشینه و نظرات خبرگان صنعت بانکی) انتخاب شدند و سپس از طریق الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند جنگل تصادفی، درخت تصمیم، نایو بیز و ماشین بردار پشتیبان، اعتبارسنجی داده‌های بانک ملی ایران انجام شد و الگوریتم‌ها از طریق چهار معیار دقت، صحت، پوشش و آزمون F مقایسه و ارزیابی شدند. همچنین برای دسته‌بندی بیشتر مشتریان از روش تحلیل پوششی داده‌ها استفاده شد و مشتریان از نظر کارایی اعتباری به ۸ گروه تقسیم شدند. یافته‌ها بیانگر آن است که ترکیب الگوریتم جنگل تصادفی و مربع کای با دقت ۹۷٫۹ درصد بهترین عملکرد را در میان ترکیب‌های مختلف داشته است.

گویگانی (۱۴۰۲) به ارائه یک تابع تعلق ترکیبی جدید برای ماشین بردار پشتیبان فازی جهت اعتبارسنجی مشتریان بانک‌ها پرداخته است. معیار ارزیابی در این تحقیق دقت است و الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان

استاندارد و الگوریتم‌های پایه برای مقایسه با الگوریتم پیشنهادی در نظر گرفته شده‌اند. نتایج، دقت بالاتر رویکرد پیشنهادی در اعتبارسنجی مشتریان بانک‌ها را نسبت به روش‌های مورد مقایسه نشان می‌دهد.

از دیگر پژوهش‌های این حوزه می‌توان به آبباز (۱۳۹۸)، محمودزاده (۱۳۹۴)، هوشدار (۱۳۹۱)، نظری (۱۳۹۷) و رضایی (۱۳۹۷) اشاره نمود.

در حوزه مدل‌های اعتبارسنجی نیز پژوهش‌های متعددی انجام شده است. کشاورز و آیتی‌گازار (۱۳۸۶) به مقایسه کارکرد مدل لاجیت و روش درخت‌های طبقه‌بندی و رگرسیونی (CART) در فرایند اعتبارسنجی متقاضیان حقیقی برای استفاده از تسهیلات پرداختند و به این نتیجه رسیدند که روش غیرپارامتری (CART) از دقت بالاتری در پیش‌بینی مشتریان خوب و بد برخوردار است. مهرآرا و همکاران (۱۳۹۰) به بررسی رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقوقی بانک پارسیان با استفاده از رگرسیون لاجیت و پروبیت و مدل شبکه‌های عصبی هوشمند پرداختند و نتایج نشان داد که عملکرد صحیح شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی به‌مراتب بهتر از الگوی لاجیت و پروبیت است. از دیگر پژوهش‌های حوزه مدل‌های اعتبارسنجی می‌توان به کریمی و همکاران (۱۳۹۴)، نبوی و همکاران (۱۳۸۹)، اخباری و رفیعی (۱۳۸۹) و فیروزیان و همکاران (۱۳۹۰) اشاره کرد.

**خلاصه یافته‌های پژوهش‌های داخلی**

| نام محقق | سال | یافته پژوهش |
|---|---|---|
| فلاح شمس | ۱۳۸۴ | مدل‌های شبکه عصبی و لوجیت برای پیش‌بینی ریسک اعتباری مناسب‌تر از مدل‌های خطی هستند. |
| جلیلی و همکاران | ۱۳۸۹ | مدل لاجیت دقت بالایی در پیش‌بینی وضعیت اعتباری دارد؛ سن و تحصیلات بی‌تأثیر بودند. |
| عزیزالهی و همکاران | ۱۴۰۱ | شاخص‌هایی مانند مبلغ وام، وثیقه ملکی، نرخ سود و تمدید وام بر ریسک اعتباری مؤثرند. |
| سرخابی | ۱۳۹۵ | نسبت‌های مالی خاص تأثیر معناداری بر بازپرداخت تسهیلات دارند. |
| انصاری | ۱۳۸۸ | شبکه‌های عصبی مصنوعی عملکرد بهتری از لوجیت در اعتبارسنجی مشتریان حقوقی دارند. |
| نسبی | ۱۳۸۹ | شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به درخت‌های تصمیم کارایی بالاتری در اعتبارسنجی دارند. |
| کولیوند | ۱۳۹۳ | روش AHP نشان داد ثبات درآمد، ارزش وثیقه و نوع شغل از عوامل مؤثر در اعتبارسنجی‌اند. |
| خدرلو | ۱۳۹۴ | جنسیت، وضعیت تأهل، مبلغ وام و نوع وثیقه با وضعیت اعتباری رابطه معنادار دارند. |
| میرشفیعی | ۱۳۹۴ | الگوریتم ترکیبی ژنتیک–شبکه عصبی عملکرد بهتری نسبت به رگرسیون لجستیک دارد. |

| نام محقق | سال | یافته پژوهش |
|---|---|---|
| کواسمی | ۱۳۸۹ | مدل‌های شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و GMDH نسبت به لاجیت دقت بیشتری دارند. |
| اسدی | ۱۳۹۱ | مدل لاجیت نسبت به تحلیل ممیزی عملکرد بهتری در پیش‌بینی خوش‌حسابی دارد. |
| قاسم‌نیا | ۱۳۹۳ | ۱۸ شاخص در ۵ مؤلفه برای اعتبارسنجی شناسایی و با شبکه عصبی مدل‌سازی شدند. |
| پورگنجی | ۱۳۹۹ | عوامل فنی و اجتماعی تأثیر معناداری در ارزیابی رفتار و اعتبارسنجی دارند. |
| احمدی | ۱۳۹۶ | مدل لاجیت در اعتبارسنجی شرکت‌های کوچک و متوسط دقت بالاتری نسبت به پروبیت دارد. |
| علایی‌پور | ۱۴۰۱ | درآمد ماهانه، میانگین حساب و سابقه اعتباری مؤثرترین شاخص‌های وضعیت اعتباری بودند. |
| رحیم‌زاده | ۱۳۹۸ | ترکیب شبکه‌های عصبی و منطق فازی برای طبقه‌بندی مشتریان مؤثر است. |
| برزگر | ۱۳۹۹ | روش ترکیبی یادگیری جمعی دقت بالای ۹۲ درصد در پیش‌بینی نکول دارد. |
| اسکندری | ۱۴۰۰ | الگوریتم جنگل تصادفی با مربع کای دقت ۹۷٫۰۹٪ در مدل اعتبارسنجی داشت. |
| گویگانی | ۱۴۰۲ | ماشین بردار پشتیبان فازی با تابع تعلق ترکیبی دقت بالاتری در اعتبارسنجی دارد. |

**ب) مطالعات خارجی**

**تکنولوژی‌های مالی (فین‌تک) و اعتبارسنجی**

شاکله فین‌تک‌ها استفاده از نرم‌افزارهای تخصصی و الگوریتم‌هایی است که به‌صورت روزافزون در کامپیوترها و گوشی‌های هوشمند به‌کار می‌روند. محققان این حوزه، فین‌تک را یک نوآوری برهم‌زننده تعریف می‌کنند که مفاهیم جدید آن در تأمین مالی جمعی، بلاکچین، پرداخت، بیمه، مدیریت دارایی، تحلیل کلان‌داده و برنامه‌نویسی کاربردی است (سیدیکویی و ریورا، ۲۰۲۲). فین‌تک‌ها کسب‌وکارهایی هستند که از فناوری برای ارائه راهکارهای مالی همراه با استفاده از اینترنت و فرآوری اطلاعات هوشمند بهره می‌برند. این نوآوری در صنعت مالی به کاهش هزینه‌ها، کارایی بیشتر، انعطاف‌پذیری و بهبود فرآیندهای کسب‌وکار منجر شده است (تاکور، ۲۰۲۰). مدل‌های کسب‌وکار فین‌تکی در مسیر ارائه خدمات شخصی‌سازی‌شده بر اساس نیازهای مشتریان و بدون لحاظ مرزهای جغرافیایی و زمانی هستند (سیدیکویی و ریورا، ۲۰۲۲). صنعت خدمات مالی همواره به‌عنوان صنعتی با وابستگی زیاد به فناوری اطلاعات شناخته شده و این مسئله به‌تدریج به ارتباطی ناگسستنی میان صنعت خدمات مالی و فناوری اطلاعات انجامیده است. نوآوری فین‌تک می‌تواند با خدمات وام‌دهی بانک‌ها ترکیب شود تا عدم تقارن اطلاعاتی بین بانک‌ها و وام‌گیرندگان را کاهش دهد، فرآیند اعتباردهی را انعطاف‌پذیرتر کند (گومبر و همکاران، ۲۰۱۷) و احتمال نکول وام‌گیرندگان را پایین آورد.

تحقیق وانگ و همکاران (۲۰۲۱) نشان می‌دهد که توسعه فین‌تک سودآوری را افزایش داده و اساسی‌ترین نیاز یک بانک برای یکپارچگی گسترده فین‌تک و تقویت پاسخگویی، حرفه‌ای بودن و فراگیر بودن آن، داشتن زیرساخت سخت‌افزاری و نرم‌افزاری است. سنیو و اوسابوتی (۲۰۲۰) از موبایل‌بانک به‌عنوان نوآوری مالی نام برده و در پژوهش خود نشان داده‌اند که عملکرد کسب‌وکارها رابطه معناداری با قصد استفاده از خدمات موبایل‌بانک دارد. هودولا (۲۰۲۲) تغییراتی را در وام‌دهی سنتی بانکی به دلیل ظهور وام‌دهی فین‌تک کشف کرد و همبستگی میان اعتبار متعارف و اعتبار فین‌تک خودکار را تحلیل نمود تا نشان دهد پلتفرم‌های وام‌دهی فین‌تک می‌توانند مکمل یا جایگزین اعتبار بانکی سنتی باشند. نگوین و همکاران (۲۰۲۱) رابطه میان اعتبار فین‌تک، قوانین بانک و عملکرد بانک را با استفاده از مجموعه داده‌های ۷۳ کشور از سال ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۸ و با لحاظ اثر تعدیل‌کننده مقررات بانکی بررسی کردند. نتایج نشان داد که وام‌های فین‌تک سودآوری بانک را کاهش می‌دهند، در حالی که عملکرد مرتبط با مدیریت ریسک را بهبود می‌بخشند؛ فین‌تک با بانک‌ها رقابت می‌کند و بخشی از درآمدهای آنها را می‌گیرد، اما از نظر ثبات نیز به بانک‌ها سود می‌رساند.

**مطالعات اعتبارسنجی**

استینکرز و گووتس (۱۹۸۹) نشان دادند که معیارهای اعتبارسنجی سنتی بر ویژگی‌های اجتماعی–اقتصادی تمرکز دارند؛ ویژگی‌هایی شامل درآمد، وضعیت تأهل، ملیت، جنسیت، تعداد فرزندان، سن، حرفه، بخش شغلی، وضعیت مسکن، نوع اشتغال، مدت‌زمان حضور در شغل فعلی و ویژگی‌های خاص وام مانند مدت، مبلغ و هدف آن. در مطالعه‌ای بنیادی، توماس (۲۰۰۹) بیان کرد که در اعتبارسنجی، داده‌ها از دو منبع جمع‌آوری می‌شوند: داده‌های مرتبط با درخواست و داده‌های تراکنشی. نمونه‌هایی از این داده‌ها شامل سن، درآمد، هدف وام، آدرس فعلی، تعداد افراد تحت تکفل، وضعیت تأهل، تعداد حساب‌های بانکی و کارت‌های اعتباری نگهداری‌شده (Banasik et al., ۱۹۹۹; Thomas, Edelman, & Crook, ۲۰۱۷)، مدت‌زمان همکاری با بانک و دسته‌بندی اشتغال (Thomas, Banasik, & Crook, ۲۰۰۱)، نوع اقامت/مالکیت خانه (Banasik et al., ۱۹۹۹; Freedman & Jin, ۲۰۱۷)، سابقه اعتباری (در صورت وجود هرگونه معوقه یا نکول قبلی) و نسبت بدهی به درآمد (Freedman & Jin, ۲۰۱۷) است.

از سوی دیگر، لئو و کروک (۲۰۱۶) نشان می‌دهند که وام‌دهندگان به آماری که از تراکنش‌های موجود در حساب‌های مشتریان به‌دست می‌آید توجه دارند؛ آماری مانند میانگین موجودی، حداکثر پرداخت اعتباری، تعداد دفعاتی که از حد اعتبار فراتر رفته‌اند، میانگین ارزش تراکنش‌ها، تعداد برداشت‌های نقدی و تغییرات حد اعتبار. علاوه بر داده‌های درخواست و تراکنش‌ها، وام‌دهندگان به داده‌های آژانس‌های مرجع اعتبار (CRA) مانند دفاتر اعتباری نیز تکیه می‌کنند.

ملک‌پیربازاری (۲۰۱۵) در مطالعه خود، داده‌های درخواست را در قالب درآمد سالانه، مدت اعتبار، معوقات، مدت‌زمان اشتغال، مالکیت خانه، استعلام‌ها، مبلغ وام، هدف وام، حساب‌های باز، تعداد کل حساب‌ها و مدت‌زمان آنها شناسایی کرده است. علاوه بر این، داده‌های تراکنشی را از طریق محاسبه نسبت بدهی به درآمد (DTI)، نسبت

درآمد به پرداخت، نرخ استفاده از اعتبار و نسبت اعتبار چرخشی به درآمد شناسایی کرده است. در نهایت، امتیاز اعتباری FICO به‌عنوان یک معیار خارجی در فرآیند اعتبارسنجی به‌کار می‌رود.

توماس و همکاران (۲۰۰۱) و گوئو و همکاران (۲۰۱۶) به این موضوع پرداخته‌اند که وام‌دهندگان برای تعیین احتمال نکول (PD) فرد به دسته‌بندی یا امتیاز تکیه می‌کنند و ارزیابی‌ها عمدتاً بر امتیاز معروف FICO متمرکز است. امتیاز FICO که توسط شرکت Fair Isaac Corporation محاسبه می‌شود، بر اساس پنج مؤلفه اصلی است: تاریخچه پرداخت، میزان بدهی‌ها، طول تاریخچه اعتباری، ترکیب اعتباری و اعتبار جدید. با این حال، قانون‌گذاران در کمیسیون تجارت فدرال و دفتر حمایت مالی مصرف‌کننده در ایالات متحده استفاده از جنسیت، سن، نژاد و مذهب را در اعتبارسنجی ممنوع کرده‌اند.

مؤسسه اکسپریان (۲۰۱۳) قیمت‌گذاری مبتنی بر ریسک را معرفی کرده است که در آن از تحلیل‌های زمانی یا سری‌های زمانی استفاده می‌شود؛ به‌گونه‌ای که به هر وام‌گیرنده بر اساس تاریخچه اخیر و پیش‌بینی‌های مالی وی یک پیشنهاد شخصی داده می‌شود. در مطالعه‌ای تکمیلی، روسلی (۲۰۱۳) نشان داد وام‌گیرندگانی که ریسک پایینی دارند با نرخ درصد سالانه (APR) پایین‌تر، دوره معافیت طولانی‌تر و حد اعتباری بالاتری مواجه می‌شوند. با این حال، مک‌اوی و چاکرابورتی (۲۰۱۴) نشان می‌دهند که عدم وجود تاریخچه اخیر و پیش‌بینی‌های مالی برای افراد بدون حساب بانکی باعث می‌شود وام‌دهندگان نرخ‌ها و هزینه‌های بالاتری برای وام‌ها تعیین کنند. در نتیجه، وام‌گیرندگان منطقی و خوش‌حساب از درخواست وام منصرف می‌شوند و چنین شرایطی تنها افراد ریسک‌پذیر را جذب می‌کند؛ همین موضوع باعث شده است که استفاده از داده‌های جایگزین برای درک رفتار وام‌گیرندگان و پیش‌بینی وضعیت مالی آنها مورد توجه قرار گیرد.

### مطالعات رفتار مالی

معیارهایی که در بخش پیشین مورد بحث قرار گرفت، توسط براکت و گلدن (۲۰۰۷) به‌عنوان معیارهای «سنتی» در نظر گرفته شده‌اند. ردراپ (۲۰۱۷) در مطالعه خود گزارش داده است که دفاتر اعتباری مانند FICO، Experian و CRISP از داده‌های غیرسنتی استفاده می‌کنند. استنگو و زینمن (۲۰۰۶) معیارها را به سه دسته تقسیم کرده‌اند: دسته اول ویژگی‌های وام مانند اندازه وام، مدت‌زمان و محصول یا خدمت خریداری‌شده با وام؛ دسته دوم ویژگی‌های خانوار مانند ویژگی‌های جمعیتی؛ و در نهایت دسته سوم مربوط به رفتار وام‌گیرنده است که نشان‌دهنده نحوه مدیریت نقدینگی و پول نقد است.

ونگ و همکاران (۲۰۱۱) بیان کرده‌اند که متغیرهای جمعیتی قدرت توضیح‌دهی کمتری نسبت به متغیرهای مبتنی بر نگرش‌ها و شخصیت دارند. در پژوهشی دیگر، سوزا و همکاران (۲۰۱۶) استدلال کرده‌اند که با وجود مناسب بودن معیارهای مالی مانند موجودی حساب و داده‌های درخواست مانند وضعیت تأهل مطلوب، حوادث ناگهانی مانند طلاق، بیکاری یا بیماری می‌تواند به مشکلات مالی منجر شود. این شرایط را می‌توان با بررسی رفتار وام‌گیرندگان از طریق داده‌های «جایگزین» پیش‌بینی کرد. پیش از بررسی معیارهای رفتاری به‌کاررفته در اعتبارسنجی، رفتارهای مالی و پیامدهای آن بر بخش مالی بررسی می‌شود. سیمون (۱۹۵۹) «مالی رفتاری» را

علمی تعریف می‌کند که چگونگی مواجهه مغز فرد با موقعیت‌های مختلف برای رسیدن به یک تصمیم مالی را مطالعه می‌کند. اهمیت این علم زمانی بالا رفت که اقتصاددانان دریافتند افراد همیشه در محیط‌های پیچیده به‌طور منطقی عمل نمی‌کنند.

همین درک از رفتار غیرمنطقی وام‌گیرندگان، توجه پژوهشگران را بیش‌ازپیش به سمت داده‌های رفتاری و جایگزین معطوف کرد. با این حال، مؤسسه اکسپریان (۲۰۱۳) خاطرنشان می‌کند که قیمت‌گذاری مبتنی بر ریسک — که پیش‌تر به آن اشاره شد — زمانی خوب عمل نمی‌کند که اطلاعات قابل‌اعتمادی برای تفکیک وام‌گیرندگان خوب از بد وجود نداشته باشد؛ به همین دلیل، وام‌دهندگان در بریتانیا به منابع دولتی مانند داده‌های مالیاتی HMRC، مالیات شورا، اطلاعات بازپرداخت اجاره و آمار اداره ملی آمار (ONS) علاقه نشان داده‌اند (FCA, ۲۰۱۸). با این حال، در عصر تحلیل کلان‌داده، منابع و ویژگی‌های بسیاری وجود دارند که تمایز میان وام‌گیرندگان بد و خوب را ممکن می‌سازند.

فیتزجرالد (۲۰۱۸) بیان می‌کند که بانک‌ها و وام‌دهندگان به‌طور کلی در حال بررسی استفاده از داده‌های خارجیِ فراتر از داده‌های عددی ساختارمند هستند و علاوه بر تحلیل داده‌های رفتاری جمع‌آوری‌شده به‌صورت داخلی، به منابع متغیر مختلفی مراجعه کرده‌اند تا رفتار مشتریان و ریسک اعتباری آنها را برآورد کنند. برخی پژوهش‌ها نیز نشان داده‌اند که وام‌دهندگان از بررسی اینکه افراد هر چند وقت یک‌بار باتری تلفن خود را شارژ می‌کنند تا ترسیم تراکنش‌های کارت اعتباری روی نقشه، از چنین داده‌هایی برای تخمین عملکرد خوب یا بد یک متقاضی وام استفاده کرده‌اند. این مطالعات مثال‌هایی از داده‌های غیرمتعارف ارائه داده‌اند که از زمینه‌های غیرمالی مانند آمار دولتی، پرداخت قبوض خدمات عمومی، تراکنش‌های کارت‌های وفاداری سوپرمارکت و داده‌های جغرافیایی به‌دست آمده‌اند.

کروپا و همکاران (۲۰۱۳) به موردی اشاره کرده‌اند که فروشگاهی که لوازم خانگی را به‌صورت اقساطی می‌فروشد، از مجموعه داده‌هایی دارای ویژگی‌های رفتاری استفاده کرده است؛ ویژگی‌هایی مانند فاصله طی‌شده تا فروشگاه، زمان درخواست تحویل و اینکه تحویل به آدرس مسکونی خریدار باشد یا آدرسی دیگر. بسیاری از وام‌دهندگان بر دسترسی به داده‌های رفتاری در قالب‌های غیرساختاری مانند رونوشت‌های چت، صدا، بازخورد و نظرات متنی مشتریان در فروشگاه‌های الکترونیکی و داده‌های پلتفرم‌های رسانه‌های اجتماعی نیز تأکید کرده‌اند. این داده‌ها توسط شرکت‌های وام‌دهنده و پلتفرم‌های وام‌دهی همتا به همتا (P۲P) مانند Prosper، Lenddo، Zopa، Financiera Confianza و بسیاری دیگر مورد توجه قرار گرفته‌اند.

روسلی (۲۰۱۳) نشان می‌دهد که برخی وام‌دهندگان محتاط، ایده تخمین معیارهای سنتی با استفاده از نمایه‌هایی را که در داده‌های رفتاری یافت می‌شوند ستوده‌اند تا متغیر تحت بررسی را تطبیق داده یا تکمیل کنند. برای مثال، هنگام بررسی سن، بسیاری از وام‌دهندگان دریافتند که مدل‌های سنتی وام‌گیرندگان جوان‌تر را مستثنی می‌کنند؛ از این رو وام‌دهندگانی مانند SoFi و NeoFinance مدل‌هایی طراحی کرده‌اند که می‌توانند پیش‌بینی کنند کدام جوانان در آینده درآمد بالایی خواهند داشت و در نتیجه این مدل‌ها به فراگیری مالی کمک کرده‌اند.

به‌طور مشابه، Affirm داده‌های متا را از فیس‌بوک و جیمیل برای تأیید سابقه فرد در مجموعه‌داده‌های ملی جمع‌آوری می‌کند.

در مطالعه ماسوتین (۲۰۱۵) در شبکه‌های اجتماعی، معیارهای رفتاری پیشنهادی برای محاسبه اعتبارسنجی شامل وضعیت تأهل (دسته‌بندی‌شده بر اساس طبقه‌بندی‌هایی مانند عاشقانه، نامزد، پیچیده و غیره)، دیدگاه‌های سیاسی، سن، جنسیت، تعداد روزهای سپری‌شده از آخرین بازدید، تعداد روزهای سپری‌شده از اولین پست، تعداد محل‌های کار، تعداد اشتراک‌ها، تعداد پست‌های دارای عکس، تعداد پست‌های دارای ویدیو، تعداد فرزندان، رویدادهای مهم زندگی و ویژگی‌های اصلی شخصیتی (مانند خلاقیت و شوخ‌طبعی) بوده است. برادبری (۲۰۱۱) پیشنهاد می‌کند که وام‌دهندگان می‌توانند از پلتفرم‌های حرفه‌ای شبکه‌های اجتماعی مانند LinkedIn برای بررسی سابقه اشتغال متقاضی استفاده کنند و حتی با انجام تمرینی به نام «کراس پثینگ»، همکاران یک فرد را که در همان دوره زمانی در همان شرکت کار می‌کنند بررسی کرده و سوابق مالی و تاریخچه آنها را ارزیابی نمایند.

## جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

با توجه به مرور نظام‌مند مطالعات داخلی و خارجی، می‌توان نتیجه گرفت که توسعه فناوری، به‌ویژه در قالب فین‌تک‌ها، نقش چشمگیری در تحول شاخص‌های اعتبارسنجی ایفا کرده است. سیر این تحول نشان می‌دهد که ادبیات اعتبارسنجی در نخستین گام بر مدل‌های پارامتریک کلاسیک مانند رگرسیون لجستیک و تحلیل تفکیکی استوار بود؛ مدل‌هایی که عمدتاً بر داده‌های ساختاریافته‌ای نظیر سوابق مالی، درآمد، وثایق و اطلاعات جمعیت‌شناختی تکیه داشتند. با آشکار شدن محدودیت این مدل‌ها در شناسایی روابط غیرخطی و پیچیده، پژوهش‌ها به سمت روش‌های غیرپارامتری و یادگیری ماشین مانند درخت تصمیم، شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه حرکت کردند که توان شناسایی الگوهای پنهان را داشتند. در گام بعد، مدل‌های ترکیبی و تجمیعی همچون جنگل تصادفی و الگوریتم‌های بیز و ژنتیک با بهره‌گیری هم‌زمان از چند الگوریتم، هم پایداری و هم دقت پیش‌بینی را ارتقا دادند و در کنار متغیرهای مالی و جمعیت‌شناختی، داده‌های تراکنشی و رفتاری را نیز وارد تحلیل کردند. سرانجام، با ورود فین‌تک‌ها و تحلیل کلان‌داده، روند پژوهش‌ها به سمت بهره‌گیری از داده‌های جایگزین و رفتار دیجیتال مشتریان حرکت کرد.

یکی از مهم‌ترین آثار فناوری، ورود داده‌های رفتاری و اجتماعی به مدل‌های اعتبارسنجی است؛ داده‌هایی که از فعالیت‌های برخط کاربران در شبکه‌های اجتماعی، تعاملات آنها در پلتفرم‌های دیجیتال و حتی عادات استفاده از تلفن همراه و ایمیل استخراج می‌شوند. این داده‌ها توانسته‌اند اطلاعات مفیدی درباره ریسک نکول و میزان تعهد کاربران به بازپرداخت وام‌ها ارائه دهند. به بیان دیگر، فناوری امکان دسترسی به منابع داده‌ای جایگزین را فراهم کرده که دقت، انعطاف‌پذیری و فراگیری مالی مدل‌های اعتبارسنجی را افزایش داده است.

در سطح کاربرد، این تحول را می‌توان به‌وضوح در توسعه خدمات اعتباری توسط کسب‌وکارهای برخط داخلی مانند دیجی‌پی و اسنپ‌پی مشاهده کرد؛ شرکت‌هایی که با تکیه بر داده‌های بستر دیجیتال خود و مدل‌های تحلیل داده نوین به اعتباردهی و امتیازدهی مشتریان مشغول‌اند. این حرکت نه‌تنها شیوه‌های سنتی بانک‌محور را به

چالش کشیده، بلکه موجبات طراحی خدمات مالی شخصی‌سازی‌شده، تسهیل دسترسی به اعتبار برای مشتریان فاقد سابقه بانکی و در نهایت رشد فراگیری مالی را فراهم آورده است.

بنابراین، آینده اعتبارسنجی در گرو پذیرش و بهره‌برداری هوشمندانه از تکنولوژی‌های نوین و بازاندیشی در شاخص‌ها و داده‌های مورد استفاده در این فرآیند است. سیاست‌گذاران، کسب‌وکارها و مؤسسات مالی باید با در نظر گرفتن این دگرگونی، چارچوب‌های جدیدی برای ارزیابی ریسک اعتباری طراحی کنند که هم‌راستا با واقعیت‌های دیجیتال امروز باشد.

## فهرست منابع


آبباز، مژگان. (۱۳۹۸). *شناسایی آثار مشترک زمان و نوع صنعت بر مدل‌های اعتبارسنجی (مطالعه موردی: مشتریان حقوقی یک بانک ایرانی)* [پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه خوارزمی].

احمدی مطلق چوبری، فاطمه. (۱۳۹۶). *اعتبارسنجی مشتریان حقوقی کوچک و متوسط بانک‌ها با استفاده از مدل لوجیت و پروبیت* [پایان‌نامه کارشناسی ارشد، مؤسسه آموزش عالی کوشیار].

اخباری، م.، و مخاطب رفیعی، ف. (۱۳۸۹). کاربرد سیستم‌های استدلال عصبی–فازی در رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقوقی بانک‌ها. *مجله تحقیقات اقتصادی*، (۹۲)، ۱–۲۱.

اسدی، سعید. (۱۳۹۱). *اعتبارسنجی مشتریان و اثر آن بر کاهش ریسک اعتباری آنها با استفاده از مدل‌های تحلیل ممیزی و لاجیت (مطالعه موردی: مشتریان حقیقی پست بانک استان ایلام)* [پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه آزاد اسلامی واحد کرمانشاه].

اسکندری، نوید. (۱۴۰۰). *طراحی مدل اعتبارسنجی مشتریان حقوقی متقاضی تسهیلات سرمایه در گردش بانک ملی ایران با استفاده از رویکرد ترکیبی یادگیری ماشین و تحلیل پوششی داده‌ها* [پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه خوارزمی].

امیرکواسمی، شبنم. (۱۳۸۹). *طراحی الگوی اعتبارسنجی مشتریان بانکی و نقش آن در کاهش ریسک اعتباری بانک‌ها (مطالعه موردی بانک اقتصاد نوین)* [پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه علامه طباطبائی].

امیری گویگانی، سجاد. (۱۴۰۲). *ارائه تابع تعلق فازی ترکیبی برای ماشین بردار پشتیبان فازی جهت اعتبارسنجی مشتریان بانک‌ها* [پایان‌نامه کارشناسی ارشد، مؤسسه آموزش عالی جاوید، جیرفت].

انصاری، سارا. (۱۳۸۸). *اعتبارسنجی مشتریان حقوقی بانک پارسیان با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی* [پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه الزهرا].

برزگر، شقایق. (۱۳۹۹). *ارائه مدلی برای اعتبارسنجی مشتریان با استفاده از روش‌های ترکیبی داده‌کاوی* [پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه علامه محدث نوری].

خدرلو، بیت‌اله. (۱۳۹۴). *اعتبارسنجی مشتریان حقیقی در سیستم بانکی کشور و ارائه مدل لجستیک برای آن (مورد مطالعه بانک تجارت استان زنجان)* [پایان‌نامه کارشناسی ارشد، مؤسسه آموزش عالی کار خرمدره].

رحیم‌زاده، مهین. (۱۳۹۸). *اعتبارسنجی مشتریان بانک با استفاده از روش‌های مبتنی بر عصبی فازی* [پایان‌نامه کارشناسی ارشد، مؤسسه آموزش عالی اترک، قوچان].

رضایی فرمانی، یزدان. (۱۳۹۷). *اعتبارسنجی مشتریان در مدیریت ریسک بانک آینده شهر کرمانشاه* [پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه پیام نور استان کرمانشاه].

عزیزاللهی، سیروس؛ معدن‌چی‌زاج، مهدی؛ محسنی، قاسم؛ و حسینی شکیب، مهرداد. (۱۴۰۱). به‌کارگیری رویکرد تلفیقی دلفی فازی – رگرسیون لجستیک چندگانه در شناسایی و ارزیابی ریسک اعتباری مشتریان حقیقی بانک ملت. *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، *۱۳* (۵۳)، ۱۷۳–۱۹۰.

علائی‌پور لاچین درسی، غفار. (۱۴۰۱). *بررسی عوامل مؤثر بر اعتبارسنجی مشتریان بانک سپه با استفاده از معیار C5* [پایان‌نامه کارشناسی ارشد، مؤسسه آموزش عالی ادیب، مازندران].

علی‌پور گنجی، ویدا. (۱۳۹۹). *ارزیابی رفتار و اعتبارسنجی مشتریان در بستر اینشورتک* [پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه علوم و فنون مازندران].

فرحناک سرخابی، فرهاد. (۱۳۹۵). *بررسی تأثیر شاخص‌های اعتبارسنجی بر عملکرد اعتباری مشتریان حقوقی بانک اقتصاد نوین* [پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تبریز].

فلاح شمس، م. (۱۳۸۴). طراحی و تبیین مدل ریسک اعتباری در نظام بانکی کشور (صص ۴۳۰–۴۴۰). [نام نشریه/همایش و دوره در منبع اصلی ذکر نشده و نیازمند تکمیل است.]

فیروزیان، م.، جاوید، د.، و نجم‌الدینی، ن. (۱۳۹۰). کاربرد الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی ورشکستگی و مقایسه آن با مدل Z آلتمن در شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران. *بررسی‌های حسابداری و حسابرسی*، *۱۸* (۶۵)، ۹۹–۱۱۴.

قاسم‌نیا عربی، نرجس. (۱۳۹۳). *تبیین سیستم اعتبارسنجی مشتریان بانک جهت کاهش ریسک مطالبات معوق (شاهد تجربی: شعب بانک سینا در استان مازندران)* [پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه مازندران].

کریمی، ز.، [و دیگر نویسندگان]. (۱۳۹۴). عوامل مؤثر بر ریسک اعتباری مشتریان بانک‌های تجاری (مطالعه موردی: بانک تجارت شهر نکا، استان مازندران). *اقتصاد پولی و مالی*، ۲۲ (۱۰). [فهرست کامل نویسندگان و شماره صفحات نیازمند تکمیل است.]

کشاورز حداد، غ.، و آیتی گازار، ح. (۱۳۸۶). مقایسه کارکرد مدل لاجیت و روش درخت‌های طبقه‌بندی و رگرسیونی در فرآیند اعتبارسنجی متقاضیان حقیقی برای استفاده از تسهیلات بانکی. *پژوهش‌های اقتصادی رشد و توسعه پایدار*، *۷*، ۷۱–۹۷.

کولیوند، کبری. (۱۳۹۳). *اولویت‌بندی عوامل مؤثر بر اعتبارسنجی مشتریان بانک سینا و صادرات با استفاده از روش تحلیل سلسله‌مراتبی (AHP)* [پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده مدیریت]. [نام دانشگاه نیازمند تکمیل است.]

لطف‌اله نسبی، پریسا. (۱۳۸۹). *مقایسه کارکرد مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی و درخت‌های طبقه‌بندی و رگرسیونی در فرایند اعتبارسنجی مشتریان سیستم بانکی* [پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه بوعلی سینا].

محمد جلیلی، محمد؛ خدایی وله‌زاقرد، محمد؛ و کنشلو، مهدیه. (۱۳۸۹). اعتبارسنجی مشتریان حقیقی در سیستم بانکی کشور. *مطالعات کمی در مدیریت، ۱*(۳)، ۱۲۷–۱۴۸.

محمودزاده، آرمان. (۱۳۹۴). *کاهش ریسک اعتباری مشتریان بانک با استفاده از تکنیک‌های انتخاب ویژگی و الگوریتم‌های خوشه‌بندی* [پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه سمنان].

مهرآرا، م.، موسایی، م.، تصوری، م.، و حسن‌زاده، آ. (۱۳۹۰). رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقوقی بانک پارسیان. *مدل‌سازی اقتصادی*، ۳(۳)، ۱۲۱–۱۵۰.

میرشفیعی، عطیه‌السادات. (۱۳۹۴). *کاربرد تکنیک‌های داده‌کاوی در اعتبارسنجی مشتریان بانکی (مطالعه موردی مشتریان یک بانک خصوصی در شعب استان مازندران)* [پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه مازندران].

نبوی چاشمی، س. ع.، احمدی، م.، و مهدوی فرح‌آبادی، ص. (۱۳۸۹). پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از مدل لاجیت. *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، (۲)، ۵۵–۷۹.

نصرت‌الهی، محمدجواد. (۱۳۹۹). *سیستم بهینه اعتبارسنجی مشتریان و نقش آن بر ریسک بانکی* [پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه پیام نور استان کرمانشاه].

نظری، عبداله. (۱۳۹۷). *طراحی مدل سنجش اعتبار مشتریان حقیقی بانک‌ها* [رساله دکتری، دانشگاه تهران].

هوشدار مهجوب، رحمت. (۱۳۹۱). *خوشه‌بندی اعتباری مشتریان برای ارائه تسهیلات متناسب (مطالعه موردی: کارگزاری سرمایه‌گذاری ملی ایران)* [پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه قم].

Banasik, J., Crook, J. N., & Thomas, L. C. (1999). Not if but when will borrowers default. *Journal of the Operational Research Society, 50*(12), 1185–1190.

Bradbury, D. (2011). Data mining with LinkedIn. *Computer Fraud & Security, 2011*(10), 5–8.

Brockett, P. L., & Golden, L. L. (2007). Biological and psychobehavioral correlates of credit scores and automobile insurance losses: Toward an explication of why credit scoring works. *Journal of Risk and Insurance, 74*(1), 23–63.

Experian. (2013). *Risk-based pricing: When does it work and when does it not?* https://www.experian.co.uk

Financial Conduct Authority. (2018). *Assessing creditworthiness in consumer credit*.

Fitzgerald, R. (2018). *How LenddoEFL uses data and personality analyses to increase access to financial services in emerging economies*. CardRates. https://www.cardrates.com/news/lenddoefl-helps-emerging-economies-access-financial-services/

Freedman, S., & Jin, G. Z. (2017). The information value of online social networks: Lessons from peer-to-peer lending. *International Journal of Industrial Organization, 51*, 185–222.

Gomber, P., Koch, J. A., & Siering, M. (2017). Digital finance and FinTech: Current research and future research directions. *Journal of Business Economics, 87*(5), 537–580.

Guo, G., Zhu, F., Chen, E., Liu, Q., Wu, L., & Guan, C. (2016). From footprint to evidence: An exploratory study of mining social data for credit scoring. *ACM Transactions on the Web, 10*(4), 1–38.

Hodula, M. (2022). Does fintech credit substitute for traditional credit? Evidence from 78 countries. *Finance Research Letters, 46*, 102469. https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.102469

Kruppa, J., Schwarz, A., Arminger, G., & Ziegler, A. (2013). Consumer credit risk: Individual probability estimates using machine learning. *Expert Systems with Applications, 40*(13), 5125–5131.

Leow, M., & Crook, J. (2016). A new mixture model for the estimation of credit card exposure at default. *European Journal of Operational Research, 249*(2), 487–497.

Malekipirbazari, M., & Aksakalli, V. (2015). Risk assessment in social lending via random forests. *Expert Systems with Applications, 42*(10), 4621–4631.

Masyutin, A. (2015). Credit scoring based on social network data. *Business Informatics, 3*(33).

McEvoy, M. J., & Chakraborty, T. (2014). *Enabling financial inclusion through alternative data*. World Economic Forum.

Nguyen, L., Tran, S., & Ho, T. (2021). Fintech credit, bank regulations and bank performance: A cross-country analysis. *Asia-Pacific Journal of Business Administration, 14*(4), 445–466.

Redrup, Y. (2017, December 12). *How email and smartphone data could help you get a loan*. Australian Financial Review. https://www.afr.com/technology/

Rusli, E. M. (2013, April 1). Bad credit? Start tweeting. *The Wall Street Journal*.

Senyo, P. K., & Osabutey, E. L. (2020). Unearthing antecedents to financial inclusion through FinTech innovations. *Technovation, 98*, 102155. https://doi.org/10.1016/j.technovation.2020.102155

Siddiqui, Z., & Rivera, C. A. (2022). FinTech and FinTech ecosystem: A review of literature. *Risk Governance and Control: Financial Markets & Institutions, 12*(1), 63–73.

Simon, H. A. (1959). Theories of decision-making in economics and behavioral science. *The American Economic Review, 49*(3), 253–283.

Sousa, M. R., Gama, J., & Brandão, E. (2016). A new dynamic modeling framework for credit risk assessment. *Expert Systems with Applications, 45*, 341–351.

Stango, V., & Zinman, J. (2006). *How a cognitive bias shapes competition: Evidence from consumer credit markets* [Working paper]. Tuck School of Business, Dartmouth College.

Steenackers, A., & Goovaerts, M. (1989). A credit scoring model for personal loans. *Insurance: Mathematics and Economics, 8*(1), 31–34.

Thakor, A. V. (2020). Fintech and banking: What do we know? *Journal of Financial Intermediation, 41*, 100833. https://doi.org/10.1016/j.jfi.2019.100833

Thomas, L. C. (2009). *Consumer credit models: Pricing, profit and portfolios*. Oxford University Press.

Thomas, L. C., Banasik, J., & Crook, J. N. (2001). Recalibrating scorecards. *Journal of the Operational Research Society, 52*(9), 981–988.

Thomas, L. C., Edelman, D. B., & Crook, J. N. (2017). *Credit scoring and its applications* (2nd ed.). SIAM.

Wang, L., Lu, W., & Malhotra, N. K. (2011). Demographics, attitude, personality and credit card features correlate with credit card debt: A view from China. *Journal of Economic Psychology, 32*(1), 179–193.

Wang, R., Liu, J., & Luo, H. (2021). Fintech development and bank risk taking in China. *The European Journal of Finance, 27*(4–5), 397–418.

*Financial Economics*
*Vol. (16) Issue (61) Spring 2027*

# The Impact of Technological Development on the Evolution of Credit Scoring Indicators

**Amirhossein Erza**
Assistant Professor, Department of Finance and Banking, Faculty of Management and Accounting, Allameh Tabataba'i University, Tehran, Iran
(Corresponding Author)

**Saman Haghighi**
PhD Candidate, Department of Finance and Banking, Faculty of Management and Accounting, Allameh Tabataba'i University, Tehran, Iran

**Abstract**
Since the establishment of the banking system, credit scoring has consistently been discussed in academic circles as one of the challenges in the lending process. With the advent of technology, new parameters have emerged to explain credit-scoring models. For instance, certain studies indicate that analyzing behavioral indicators of online business customers on platforms such as Facebook, Instagram, and Twitter has, to a considerable extent, explained their commitment to debt repayment. Given the rapid expansion of online business lending platforms in the country, identifying appropriate creditworthiness indicators and developing credit-scoring models for these businesses have increasingly become important issues for regulators and businesses. Considering the significance of this topic, this study systematically reviews domestic and international research in the field of credit scoring, with a specific focus on online businesses.
**Keywords:** Credit Scoring, Online Businesses, Lending, FinTech, LendTech