دوفصلنامه محاسبات و سامانه های توزیع شده
سال هشتم، شماره۲، شماره پیاپی۱۶، صفحه ۶۹ تا ۸۷، سال ۱۴۰۴

ریسک اعتباری مشتریان بانکی:
پیشنهاد مدل‌هایی مبتنی بر یادگیری ماشین و الگوریتم های تکاملی برای پیش‌بینی و ارزیابی ریسک اعتباری جهت طبقه‌بندی مشتریان بانکی

سحر کریم‌لو سیاح
کارشناس ارشد رشته مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی و رباتیکز از دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب

چکیده

دو مورد از دغدغه‌های اصلی بانک‌ها، اعطای وام و صدور کارت اعتباری است که ریسک عدم پرداخت را در بر می‌گیرد و بانک‌ها باید سیستم‌های ارزیابی ریسک اعتباری خود را بر اساس دستورالعمل‌ها، توسعه دهند که تعدادی از بانک‌ها چنین سیستم‌هایی دارند، با این حال، آنها گاها دچار چالش و ضرر می‌شوند، زیرا به این دلیل که مدل‌هایی که استفاده می‌کنند در پیش‌بینی دقیق پیش‌فرض‌های مشتریان خوب نیستند. به طور سنتی، بانک‌ها از مدل‌های استاتیک برای مدل سازی الگوهای ریسک اعتباری استفاده می‌کردند، اما عوامل اقتصادی مستقل از نوسانات سیاسی نیستند و با تغییر فضای سیاسی، محیط اقتصادی نیز با آن متحول می‌شود. این امر به ویژه در ایران پس از تحریم‌های ۲۰۰۸-۲۰۱۶ ایالات متحده مشهود است، زیرا بسیاری از مشتریان قابل اعتماد قبلی قادر به بازپرداخت بدهی خود نبودند (یعنی مشتریان بدی شدند) و لازم است مدلهای پویا که بتواند عوامل متغیر سیاسی-اقتصادی را در خود جای دهد، ایجاد شود که می‌توان مدلهای ترکیبی برای ارزیابی ریسک اعتباری جهت طبقه بندی مشتریان بانکی مبتنی بر الگوریتم طبقه بندی و الگوریتم های تکاملی پیشنهاد داد. مدل می‌تواند دارای دو مرحله باشد که مرحله اول کار، پیش پردازش داده‌ها (جهت رفع نقض داده‌ها) مبتنی بر عملکرد انتخاب ویژگی باشد، یعنی از بین ویژگی‌های موجود در مجوعه داده ویژگی‌های مناسب انتخاب شود (این بخش برای کاهش بعد و بهبود کیفیت داده است. مرحله دوم سیستم پیشنهادی نتیجه کار و خروجی اصلی سیستم پیشنهادی یعنی طبقه‌بندی مشتریان است که به دو دسته تقسیم می‌شوند، یعنی افرادی که واجد شرایط وام گرفتن هستند و افرادی که واجد شرایط وام گرفتن، نیستند، که از تکنیک طبقه‌بندی مناسب می‌توان در این قسمت استفاده کرد. در واقع هدف اصلی این مرور پیشنهاد مدل‌هایی برای پیش‌بینی و ارزیابی ریسک اعتباری جهت طبقه-بندی مشتریان بانکی مبتنی بر یادگیری ماشین و الگوریتم های تکاملی است.

واژه‌های کلیدی: ریسک اعتباری، مشتریان بانکی، طبقه‌بندی و الگوریتم های تکاملی.

تاریخچه مقاله:
تاریخ ارسال: ۱۴۰۴/۰۸/۲۰
تاریخ اصلاحات: ۱۴۰۴/۰۹/۲۵
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱۰/۲۵
تاریخ انتشار: ۱۴۰۴/۱۱/۲۰
ایمیل نویسنده مسئول:sayah.sahar@gmail.com

۱ – مقدمه

یکی از مهم‌ترین و سرنوشت‌سازترین رویه‌های بانک‌ها، مکانیسم تخصیص وام برای تأیید درخواست‌های وام است. این فرآیند حیاتی شامل جمع‌آوری، بررسی و ارزیابی نهایی اعتبار عوامل مختلف مورد استفاده برای تعیین درخواست‌های اعتباری از منابعی مانند فرم‌های درخواست اعتبار، تبادل داده‌های بین بانکی، اطلاعات دفتر اعتباری و اطلاعات درون بانکی مربوطه است. در رویکرد ارزیابی مرسوم، بانک‌ها درخواست‌های مشتریان تجاری و/یا خرده‌فروشی را می‌پذیرند یا رد می‌کنند، که معمولاً قضاوت‌های اختیاری متخصصان تخصیص اعتبار است. تکنیک اعتباری یا به طور کلی به عنوان «کارت امتیازی» نیز روشی برای ارزیابی درخواست‌های وام است. کارت امتیازی احتمال بازپرداخت اعتبار درخواستی توسط وام گیرنده را تخمین می‌زند و به این موضوع می‌پردازد که آیا وام در هر زمانی شکست می‌خورد یا خیر. یک کارت امتیازی برنامه از نظر ریسک اعتباری بر اساس آمارهای قبلی، با طبقه‌بندی آن به عنوان خوب یا بد، ایجاد می‌شود. درخواست‌های وام‌های گذشته برای طبقه‌بندی ویژگی‌هایی که تأثیر قابل‌توجهی بر تمایز برنامه‌های ریسک اعتباری خوب و بد دارند، تجزیه و تحلیل می‌شوند. مزایای استفاده از کارت امتیازی تخصیص اعتبار را می‌توان در

تصمیم‌گیری‌های بهتر، سریع‌تر و آسان‌تر، انتخاب‌های وام منطقی‌تر، مدیریت ریسک قابل مشاهده و کاهش هزینه های تراکنش خلاصه کرد[۱]. ارزیابی ریسک اعتباری مصرف‌کننده نقش مهمی در کنترل ریسک و مدیریت شرکت‌های مالی مصرف‌کننده، مؤسسات وام کوچک، بانک‌ها و سایر مؤسسات مالی (به عنوان مثال، امتیازدهی برنامه‌ها، و امتیازدهی رفتاری) ایفا می‌کند. موسسات مالی باید مدل‌های عالی را برای حمایت از تصمیم‌گیری و به حداقل رساندن زیان‌های اقتصادی احتمالی ناشی از افزایش نکول (احتمال نکول این است که طرف قرارداد در مدت تعیین‌شده در قرارداد، به تمام یا بخشی از تعهدات‌اش، خواسته یا ناخواسته عمل نکند) مصرف کننده و نسبت وام‌های بد ایجاد کنند. برای دستیابی به این هدف، از مدل‌های امتیازدهی اعتباری برای تخمین احتمال نکول وام‌گیرنده در آینده با پیش‌بینی ریسک نکول آنها استفاده می‌شود[۲].

ریسک اعتباری، یکی از ریسک‌های اصلی بانکی است که احتمال ناتوانی یا عدم تمایل وام‌گیرنده به پرداخت تعهدات ناشی از تسهیلات را نشان می‌دهد، به این معنی که ممکن است وام‌گیرنده نتواند در بازه زمانی معینی به تعهدات خود در قبال بانک عمل کند. وام‌دهی، بانک‌ها را در معرض ریسک اعتباری قرار می‌دهد که مدیران ریسک باید از طریق استراتژی‌ها آن را مدیریت کنند. اولین قدم در مدیریت ریسک اعتباری، اندازه-گیری آن است. در بین ابعاد مختلف مدیریت ریسک، رتبه‌بندی اعتباری و امتیازدهی به عنوان یکی از ارکان اساسی مطرح است، زیرا نقش اصلی بانک‌ها در بازارهای مالی جمع‌آوری سپرده‌ها و ارائه آن در قالب خدمات بانکی به متقاضیان و از این طریق درآمدزایی و امکان رشد و توسعه اقتصادی جوامع است. طبیعی است که یک بانک در شناسایی مشتریان خود و اعطای وام به آنها مشکل داشته باشد که این باعث خسارات هنگفت می‌شود. بدهی‌های پرداخت نشده منابع بانک‌ها را محدود کرده و سودآوری آینده آنها را با مشکل مواجه می‌کند. بنابراین لازم است بانک‌ها تنها متقاضیان تسهیلات اعتباری را انتخاب کنند که اطمینان نسبی در پرداخت بدهی خود در مدت زمان تعیین شده کسب کرده باشند. در حال حاضر با توجه به بالا بودن نرخ ورشکستگی در سطح جهان به دلیل افزایش رقابت و رکود اقتصادی جهانی، استفاده از مدل‌های موثر امتیازدهی و رتبه-بندی اهمیت دو چندان یافته است. مهمترین گام در اندازه‌گیری این ریسک، جداسازی مشتریان از بانک هاست. این جدایی گاهی اوقات می‌تواند به خوشه‌بندی در خوشه‌های مختلف باشد که سطوح مختلفی از خطر را ارائه می‌دهند، یا ممکن است به شکل طبقه بندی باشد. در طول ۵۰ سال گذشته، محققان ریسک اعتباری روش‌های موثری را برای پیش‌بینی نکول یا ورشکستگی وام‌گیرنده توسعه داده‌اند. عیب اصلی روش‌های آماری دقت ناکافی آنهاست، اگرچه مزیت اصلی آنها سادگی این مدل‌ها است. مدل‌های مبتنی بر بهینه‌سازی همچنین این مزیت را دارند که همیشه بهترین راه حل را در فضای جستجو جستجو می کنند.

در راستای حل چالش‌های این زمینه هوش مصنوعی میتواند بسیار موثر واقع شود، زیرا می‌توان با اطمینان گفت که هوش مصنوعی به بخشی جدایی ناپذیر از زندگی انسان تبدیل شده است که تغییرات قابل توجهی را در نحوه عملکرد کسب و کارها در سطح جهانی به ارمغان آورده است. در اعماق صنعت مالی، پذیرش هوش مصنوعی برای بسیاری از فعالیت‌های بانکی وجود دارد که به ساده‌سازی وظایف، کاهش بار کاری بر روی کارمندان کمک می‌کند. به عنوان یک بسط برای مزایای موجود ناشی از هوش مصنوعی، روند فعلی برای پیش‌بینی واجد شرایط بودن وام برای مشتریان بانک‌ها، به‌ویژه مؤسساتی است که خدمات اصلی آنها وام دادن به خانوارها و افراد است. فعالیت‌های وام‌دهی جزء مهمی در صنعت مالی، به ویژه تامین مالی خرد و بانک های متعارف است. از طریق تسهیلات اعتباری، موسسات مالی تمایل دارند تا بیشترین درصد سود خود را کسب کنند، که به این سازمان ها کمک کرده است تا در طول چندین دهه فعالیت خود را ادامه دهند[۳].

۲ - ریسک اعتباری در بانکداری و استراتژی های مدیریت ریسک اعتباری

ریسک اعتباری، ریسک نقش مهمی در عدم قطعیت و احتمال ضرر دارد، که هر دوی آنها می‌توانند در هر معامله تجاری، در هر مکان و در هر زمان اتفاق بیفتند .از نظر مالی، ریسک عملیاتی، ریسک اعتباری، ریسک بازار و سایر ریسک‌ها همگی در ریسک تجاری گنجانده می‌شوند. احتمال اینکه وام گیرندگان به تعهدات مالی خود عمل نکنند، ریسک اعتباری نامیده می‌شود. ایجاد هویت، ارزیابی مواجهه با ریسک اعتباری، یافتن راه‌های کاهش، نظارت و نظارت بر آنها، همگی بخشی از مدیریت ریسک اعتباری هستند. همه ملت‌ها باید یک سیستم بانکی قوی داشته باشند زیرا بانک‌ها هم در اقتصاد و هم به

عنوان منابع اعتباری نقش مهمی دارند. ثبات سیستم‌های بانکی یک کشور از نظر سرمایه‌گذاری بسیار مهم است. مدیریت اعتبار یک حوزه فعال است که در آن توزیع وجوه به روش های مختلف به منظور کاهش ریسک و افزایش بازده سرمایه ضروری است. بانک‌ها با رقابت تهاجمی در بازار مواجه هستند و این وظیفه آنهاست که ریسک‌های مالی و غیرمالی مختلف را بپذیرند. به منظور تصمیم‌گیری در مورد سطح ریسکی که آنها تحمل می‌کنند، بانک‌ها باید خطرات قابل پیشگیری و غیرقابل پیشگیری را طبقه‌بندی کنند. سودآوری بانک‌ها و سایر مؤسسات مالی به طور قابل توجهی تحت تأثیر ریسک قرار دارد. به منظور کاهش ریسک اعتباری که یک ریسک اساسی تجربه شده در وظایف بانکی است، استفاده از ابزارهای مناسب برای مدیریت و کنترل این ریسک مهم است. به عنوان مثال، تمرکز وام‌ها و ارتباط ریسک بدهکار، مدیریت ریسک مرتبط با اعتبار برای ارزیابی ریسک یک وام خاص یا ریسک کل پرتفوی ضروری است. اثربخشی سیستم بانکی بر نقش مدیریت ریسک اعتباری در ارزیابی اعتبار وام گیرندگان متکی است. توانایی بازیابی وام‌ها و پیش پرداخت‌های ارائه شده به طور قابل توجهی توسط ارزیابی نادرست ریسک اعتباری مانع می‌شود. عملکرد ضعیف و شکست بانک‌ها اغلب به مدیریت ناکافی ریسک اعتباری نسبت داده می‌شود. تکیه گاه اصلی آینده‌نگری در رویه‌های بانکی در حال حاضر مدیریت ریسک است. ریسک مرتبط با اعتبار، ریسک نرخ بهره، ریسک نقدینگی، ریسک عملیاتی، ریسک سرمایه‌گذاری و ریسک استراتژی برخی از چالش‌های مهمی هستند که صنعت بانکداری در حال حاضر با آن مواجه است. این خطرات می‌تواند هم عملکرد و هم تداوم بانک را به خطر بیندازد. از نتایج تحقیقات قبلی انجام شده توسط نویسندگان مختلف مشهود است که بانک های تجاری مقادیر قابل توجهی وام را در بخش‌های مختلف برای افزایش رشد اقتصادی کلی و توسعه پایدار ارائه می دهند. مدیریت ریسک اعتباری یکی از بزرگ‌ترین چالش‌هایی است که بانک‌های تجاری هنگام انجام فعالیت‌های بانکی که باعث ایجاد سود می‌شوند، با آن مواجه هستند، بانک‌های تجاری نقش مهمی در توسعه اقتصادی دارند[۴].

ریسک اعتباری در بانکداری: در بانکداری، اعتبار یک ترتیب قانونی است که به موجب آن وام گیرنده چیزی با ارزش را در حال حاضر دریافت می‌کند و متعهد می‌شود که در زمان دیگری به وام دهنده بازپرداخت کند. در مقابل، ریسک اعتباری این احتمال است که برخی از دارایی‌های یک بانک، به ویژه وام‌های آن، ارزش خود را از دست داده و احتمالاً بی ارزش شوند. این امر ناشی از شکست یا امتناع وام گیرنده از انجام مطابق با شرایط از پیش تعهد شده و توافق شده است. در بانکداری، اعتبار یک ترتیب قانونی است که به موجب آن وام گیرنده چیزی با ارزش را در حال حاضر دریافت می‌کند و متعهد می‌شود که وام دهنده را در زمان بعدی بازپرداخت کند. در مقابل، ریسک اعتباری این احتمال است که برخی از دارایی‌های بانک، به ویژه وام‌های آن، ارزش خود را از دست دهند و احتمالاً بی‌ارزش شوند. بر اساس شرایط توافق شده یا در غیر این صورت، ریسک اعتباری این احتمال است که طرف مقابل یا وام گیرنده بانکی به تعهدات خود عمل نکند، این احتمال وجود دارد که وام گیرنده به هر دلیلی پرداخت ها را متوقف کند. ماژول‌های ریسک اعتباری در بانک‌ها به شرح زیر است[۴]:

- **مخاطرات معاملاتی:** مخاطرات معاملاتی مربوط به ماهیت نامنظم سود و کیفیت اعتبار است که در نتیجه چگونه بانک معاملات وام خاص را ارزیابی می‌کند. پذیره‌نویسی، انتخاب و عملیات سه بخش خطر معامله هستند.
- **خطر ذاتی:** ریسک موجود در برخی از سرمایه‌گذاری‌های تجاری و پیشرفت‌های انجام شده در صنایع خاص ایده اصلی آن است. وام‌های ساخت‌وساز برای املاک و مستغلات قابل فروش اساساً از پولی که به مصرف کنندگان وام داده می‌شود ریسک بیشتری دارد. آسیب‌پذیری صنعت یا خط کسب‌وکار در برابر متغیرهای ریسک تاریخی، پیش‌بینی‌کننده و وام دهی با ریسک ذاتی بررسی می‌شود. موفقیت و ثبات گذشته خط صنعت یا شرکت توسط جنبه‌های تاریخی پوشش داده می‌شود. تمرکز مولفه‌های پیش‌بینی‌کننده بر صفاتی است که قابل تغییر هستند و ممکن است در آینده تأثیر مثبت یا منفی بر عملکرد داشته باشند. تمرکز بر بررسی چگونگی تأثیر شرایط و وثیقه موجود در خط یا بخش تجاری بر خطر ذاتی در جنبه‌های وام دهی است.
- **تمرکز بر وام گیرنده واحد:** اعطای وام به یک وام گیرنده، یک بخش از اقتصاد، یک منطقه واحد از کشور یا یک رشته تجاری می‌تواند منجر به ریسک تمرکز شود

که برابر با انباشته شدن خطر ذاتی و معاملاتی در سبد بانک است. برای هر یک از این تجمیع‌ها، بانک باید غلظت پرتفوی قابل قبولی را مشخص کند. هدف مهمی از طریق تنوع سبد به دست می‌آید. یک بانک به لطف آن می‌تواند از بلا جلوگیری کند. پرتفوی پرتفوی یا هدایت شده به سمت یک مکان خاص، دامنه مشکلاتی را که ممکن است یک بانک در شرایط سخت با آن مواجه شود مشخص می‌کند.

اندازه گیری ریسک اعتباری: میانگین میزان ضرر اعتباری که بانک‌ها ممکن است پیش‌بینی کنند معمولاً قابل پیش‌بینی است. این نوع تلفات به صورت زیر دسته‌بندی می‌شوند[۴]:

الف: زیان های مورد انتظار: از نظر موسسات مالی، یک ضرر ضروری است.

ب: زیان‌های غیرمنتظره: زیان‌هایی هستند که حتی در صورت انتظار بانک‌ها اتفاق می‌افتند، حتی اگر زمان و شدت آن غیرقابل پیش‌بینی باشد. اگرچه ممکن است بازار قیمت‌های کافی برای پوشش زیان‌های پیش‌بینی‌نشده را ارائه نکند، برخی از بخش‌های این زیان‌ها را می‌توان با نرخ بهره در معرض اعتبار کاهش داد. زیان احتمالی که ممکن است بانک متحمل شود در صورتی که وام گیرنده نتواند وام را بازپرداخت کند، به عنوان «زیان معوق» شناخته می‌شود.

بنابراین برای پوشش خطرات چنین زیان‌هایی، پول نقد مورد نیاز است. بانک‌ها مجبور به کاهش سرمایه هستند زیرا کاهش سرمایه منابع اقتصادی را آزاد می‌کند که می‌توان از آنها برای سرمایه‌گذاری مؤثر استفاده کرد. از سوی دیگر، احتمال ورشکستگی بانک با کاهش سرمایه افزایش می‌یابد، نمی‌تواند زیان خود را در یک سال معین پوشش دهد، به این معنی که نمی‌تواند بدهی‌های خود را با سود به اضافه سرمایه موجود بپردازد و در نتیجه بانک ورشکست می‌شود. بنابراین، بانک‌ها باید مزایا و خطرات حفظ سرمایه را به دقت بسنجند. میزان سرمایه‌ای که یک بانک باید داشته باشد را می‌توان به روش‌های مختلفی تعیین کرد. روش بازل II بر فراوانی ورشکستگی بانک ها (وضعیتی که در آن بانک در انجام تعهدات ارشد خود ناکام می ماند) متمرکز است که ناشی از زیان‌های اعتباری است که تنظیم کننده‌ها مایل به پذیرش آن هستند. کمیته بازل به دنبال ایجاد چارچوبی قابل اعتماد است و محتاطانه و به طور دقیق روش‌های مدیریت ریسک را نشان می-دهد. برای مدت طولانی، بانک‌ها از سیستم‌های درجه‌بندی داخلی برای گروه‌بندی مواجهه خود به سطوح وسیع و کیفی متمایز ریسک استفاده می‌کنند.

استراتژی های مدیریت ریسک اعتباری: بانک‌ها از راه حل‌های مدیریت ریسک اعتباری به عنوان ابزاری برای کاهش یا حذف ریسک اعتباری استفاده می‌کنند. به حداقل رساندن اثرات مخرب ریسک اعتباری از آنجا که به افزایش درآمد و تضمین بقا کمک می‌کند، یک چارچوب مدیریت ریسک اعتباری کامل ضروری است. در زیر فهرستی از ایدئولوژی‌های اصلی که استراتژی‌های مدیریت ریسک اعتباری را راهنمایی می‌کنند، آمده است. مسئول دانستن افراد از جمله ایجاد ساختار شفاف، تعیین اختیارات، حفظ نظم و انضباط و تسهیل ارتباطات در تمامی سطوح می باشد. بانک‌ها از راه حل‌های مدیریت ریسک اعتباری برای کاهش یا حذف پیامدهای منفی ریسک اعتباری استفاده می‌کنند. برای افزایش سودآوری بانک‌ها و تضمین بقا، مدیریت موثر سیستم ریسک اعتباری ضروری است. در زیر به تفکیک اصول اصلی فرآیند مدیریت ریسک اعتباری اشاره شده است[۴]:

- **انتخاب:** گام اولیه در مدیریت موفق ریسک اعتباری، انتخاب وام گیرندگان مناسب و تطبیق آنها با محصولات مناسب است. برای انجام این امر، افسران وام با تخصص و مدل‌های ارزیابی ریسک عملیاتی باید در محل باشند. از آنجا که انتخاب‌ها توسط کمیته کامل انجام می‌شود، این مرحله بسیار مهمی است. در این شرایط، وام دهندگان از اعتبار به وام گیرندگانی که در معرض خطر نکول هستند، امتناع می‌کنند یا از آنها می‌خواهند که امنیت بیشتری برای وام ایجاد کنند تا تأثیر نکول را کاهش دهند.
- **محدودیت:** با کاهش میزان زیان وام گیرنده، این استراتژی به نفع بانک است. با انجام این کار، از این احتمال که طرف مقابل به پایان معامله خود عمل نکند، جلوگیری می‌شود، که بر عملکرد مالی بانک تأثیر منفی می گذارد و معاملات خطرناک بسیار کمی برای دارنده آورده می‌شود.
- **تنوع:** در چنین سناریوهایی، بانک‌ها باید با طرف‌های متقابل مختلفی که شامل اشخاص حقیقی و حقوقی

هستند، رسیدگی کنند. این امر، جذب زیان را برای بانک‌ها آسان‌تر می‌کند و ریسک را بین تعداد بیشتری از وام‌گیرندگان تقسیم می‌کند. برای بانک‌های بزرگ و جهانی بسیار بهتر عمل می‌کند. یعنی پراکندگی یا تنوع ریسک های به کار رفته در مدیریت ریسک اعتباری.

- **افزایش اعتبار:** اگر بانکی ریسک بیش از حد مرتبط با وام گیرنده شناسایی شده را شناسایی کند، می‌تواند با اخذ یک بیمه نامه که پوششی برای هر گونه زیان احتمالی ایجاد می‌کند، این خطر را کاهش دهد. این منجر به بهبود کیفیت تسهیلات وام می‌شود و به عنوان حداقل کردن ریسک اعتباری شناخته می‌شود.

انطباق با توافق بازل: کمیته بازل در مورد نظارت بانکی روش‌هایی را گسترش می‌دهد که از طریق آن بانک می‌تواند ریسک اعتباری خود را مدیریت کند. این تصور که چیزها تغییر می‌کنند و به طور مداوم ارزیابی می‌شوند، یکی از مفاهیم راهنما، با توجه به روند اقتصادی فعلی کشور با تطبیق سیاست-های ریسک اعتباری آنها است. با معرفی کالاها و خدمات جدید می‌توان به این مهم دست یافت. کمیته بازل در مورد نظارت بانکی پیشنهاد می‌کند که بانک‌ها باید در مورد مشتریان خود دقت لازم را انجام دهند تا درک آنها از مشتری را افزایش دهند. این رویکرد می‌تواند به کاهش سطح ریسک اعتباری که بانک‌ها با آن مواجه هستند کمک کند، اما نمی‌تواند ریسک اعتباری را به طور کامل حذف کند. با این وجود، این استراتژی می‌تواند عملکرد مالی بانک‌ها را بهبود بخشد.

۳ - یادگیری ماشین و ریسک اعتباری مشتریان بانکی

ادغام تجزیه و تحلیل پیش‌بینی‌کننده در مدیریت ریسک اعتباری نشان‌دهنده یک تغییر دگرگون‌کننده در بخش بانکی است که توسط تکامل سریع فناوری‌های پردازش داده‌ها و روش‌های تحلیلی پیشرفته هدایت می‌شود. این تغییر پارادایم نه صرفاً پیشرفت تکنولوژیکی را منعکس می‌کند، بلکه پاسخی به چشم‌انداز مالی پیچیده‌تر است که با شرایط نوسان بازار و نیاز ضروری به مکانیسم‌های ارزیابی ریسک دقیق‌تر و کارآمدتر مشخص می‌شود. در هسته خود، تجزیه و تحلیل پیشگویانه از بسیاری از تکنیک‌های آماری، یادگیری ماشینی و هوش مصنوعی برای تجزیه و تحلیل داده‌های تاریخی و فعلی برای پیش‌بینی رویدادهای آینده استفاده می‌کند. در زمینه مدیریت ریسک اعتباری، این شامل تجزیه و تحلیل مجموعه داده‌های گسترده برای پیش بینی احتمال نکول وام گیرندگان در پرداخت وام است.

اهمیت تجزیه و تحلیل‌های پیش‌بینی در این حوزه را نمی‌توان اغراق کرد، زیرا به طور مستقیم به ثبات و سودآوری موسسات مالی با افزایش توانایی آنها برای کاهش زیان های احتمالی مرتبط با ریسک اعتباری کمک می‌کند. از نظر تاریخی، بانک‌ها بر مدل‌های سنتی ارزیابی ریسک تکیه می‌کردند که عمدتاً بر عوامل ثابتی مانند امتیازات اعتباری، سطح درآمد و سابقه اشتغال تمرکز داشتند. در حالی که این مدل‌ها به هدف خود عمل کرده‌اند، اغلب به دلیل ناتوانی در سازگاری با ماهیت پویای بازارهای مالی و تأثیر متقابل پیچیده عوامل مؤثر بر ریسک اعتباری مورد انتقاد قرار می‌گیرند. ظهور تجزیه و تحلیل پیش‌بینی‌کننده با معرفی مدل‌هایی که قادر به تجزیه و تحلیل طیف وسیع‌تری از متغیرها، از جمله داده‌های رفتاری و معاملاتی هستند، به این محدودیت‌ها پرداخته است و در نتیجه دیدگاهی دقیق‌تر و جامع‌تر از اعتبار وام گیرنده ارائه می‌دهد. استفاده از یادگیری ماشین و تجزیه و تحلیل پیش‌بینی‌کننده در مدیریت ریسک اعتباری به‌طور تجربی برای افزایش دقت ارزیابی ریسک تایید شده است. به عنوان مثال، شبکه‌های عصبی، دسته‌ای از مدل‌های یادگیری ماشین، نشان داده شده‌اند که در پیش‌بینی احتمال نکول از مدل‌های سنتی بهتر عمل می‌کنند و در نتیجه بانک‌ها را قادر می‌سازند تا تصمیمات آگاهانه‌تری برای وام‌دهی بگیرند. به طور مشابه، استفاده از تجزیه و تحلیل داده های بزرگ اتحادیه های اعتباری و موسسات مالی کوچکتر را قادر می‌سازد تا از بینش‌های پیش-بینی‌کننده برای هدایت سودآوری و مزیت رقابتی استفاده کنند، که بر اثر دموکراتیک کننده این فناوری ها در بخش مالی تأکید می‌کند. علاوه بر این، ادغام تجزیه و تحلیل پیش‌بینی‌کننده در مدیریت ریسک اعتباری با روند گسترده‌تر صنعت به سمت تحول دیجیتال همسو می‌شود. موسسات مالی به طور فزاینده ای از پلتفرم‌ها و راه‌حل‌های دیجیتالی برای افزایش کارایی عملیاتی، بهبود تجربه مشتری و پیروی از الزامات قانونی استفاده می‌کنند. در این زمینه، تجزیه و تحلیل پیش‌بینی‌کننده به عنوان یک توانمندساز حیاتی عمل می‌کند و انتقال از فرآیندهای سنتی، دستی به چارچوب‌های تصمیم‌گیری خودکار و مبتنی بر داده را تسهیل می‌کند[۵].

روند پذیرش تحلیل پیش‌بینی در بانکداری: تکامل تحلیل‌های پیش‌بینی‌کننده در بخش بانکداری، همانطور که از مطالعات مختلف ترکیب شده است، یک تغییر پویا را نشان می‌دهد که ناشی از پیشرفت‌های تکنولوژیکی و نیازهای بازار است. این تغییر با چندین روند کلیدی مشخص می‌شود که در حال تغییر چشم‌انداز مدیریت ریسک مالی و فرآیندهای تصمیم‌گیری در بانک‌ها هستند. ادغام تجزیه و تحلیل پیش‌بینی در عملیات بانکی متنوع به طور قابل توجهی افزایش یافته است. بانک‌ها استفاده از مدل‌های پیش‌بینی را فراتر از ارزیابی ریسک سنتی گسترش می‌دهند تا حوزه‌هایی مانند تقسیم‌بندی مشتری، کشف تقلب، و ارائه محصولات شخصی‌سازی شده را در بر گیرند. این روند یکپارچه‌سازی تنها پاسخی به در دسترس بودن داده‌های بزرگ نیست، بلکه یک حرکت استراتژیک به سمت یک رویکرد جامع تر به عملیات بانکی است. کوراپاتی و همکاران [۶] این ادغام را برجسته می کند و به نقش محوری فناوری های کلان داده در توانمندسازی بانک‌ها برای پردازش و تجزیه و تحلیل حجم زیادی از داده‌ها به طور کارآمد اشاره می‌کند. به طور مشابه، گای، کیو و سان [۷] بر تأثیر تحول‌آفرین این فناوری‌ها در افزایش قابلیت‌های تحلیلی بانک‌ها تأکید می‌کنند. پیشرفت در تکنیک‌های مدل‌سازی پیش‌بینی در بخش بانکی نیز قابل توجه است. انتقال از مدل‌های آماری سنتی به الگوریتم‌های یادگیری ماشینی پیچیده‌تر، مانند شبکه‌های عصبی و روش‌های مجموعه، تغییر قابل توجهی را نشان می‌دهد. این مدل‌های پیشرفته دقت و انعطاف‌پذیری بیشتری را به ویژه در مدیریت پیچیدگی‌های داده‌های مالی مدرن ارائه می‌دهند. این تحول در تکنیک‌های مدل‌سازی نشان‌دهنده تعهد بخش بانکی به اتخاذ ابزارهای تحلیلی قوی‌تر و ظریف‌تر است. دموکراتیک کردن ابزارهای تحلیل پیش‌بینی در بانک‌ها یکی دیگر از روند برجسته است. ظهور پلتفرم‌های کاربر پسند، این ابزارها را برای طیف وسیع‌تری از پرسنل بانک‌ها قابل دسترس‌تر کرده است، که فراتر از قلمرو دانشمندان داده است. وامبا و همکاران [۸] در مورد اینکه چگونه این دموکراسی‌سازی کارکنان را در سطوح مختلف توانمند می‌سازد تا در تصمیم‌گیری مبتنی بر داده شرکت کنند و فرهنگ تحلیل محور را در بانک‌ها پرورش دهند، بحث می‌کنند. علاوه بر این، اتکای فزاینده به تجزیه و تحلیل پیش‌بینی‌کننده، ملاحظات اخلاقی و نظارتی را در خط مقدم قرار داده است. نگرانی‌ها در مورد حریم خصوصی داده‌ها، شفافیت مدل و سوگیری‌های بالقوه آشکارتر می‌شوند. همانطور که توسط لارستی و ادیلیا [۹] اشاره شده است، بانک‌ها با اجرای چارچوب‌های حاکمیتی قوی برای اطمینان از انطباق اخلاقی و همسویی با استانداردهای نظارتی پاسخ می‌دهند. رویکرد بخش بانکی به تجزیه و تحلیل پیش‌بینی‌کننده با حرکت به سمت تکنیک‌های مدل‌سازی پیشرفته، کاربرد گسترده‌تر در سراسر عملیات، دموکراتیک کردن ابزارها، و افزایش آگاهی اخلاقی و نظارتی مشخص می‌شود. این روندها، همانطور که در بررسی آشکار شد، نشان دهنده نقش رو به گسترش تحلیل‌های پیش‌بینی در بانکداری، شکل دادن به استراتژی‌های آینده و فرآیندهای تصمیم‌گیری است[۵].

۴- نقش تجزیه و تحلیل پیش‌بینی کننده در بانکداری (مدیریت ریسک اعتباری) مبتنی بر یادگیری ماشین

نقش تجزیه و تحلیل پیش‌بینی‌کننده در بانکداری در سال‌های اخیر به طور فزاینده‌ای محوری شده است، که ناشی از نیاز این بخش برای انطباق با چشم‌انداز مالی به‌سرعت در حال تغییر است. این فناوری که شامل طیف وسیعی از تکنیک‌های آماری، یادگیری ماشینی و هوش مصنوعی است، برای تجزیه و تحلیل داده های تاریخی و فعلی برای پیش بینی رویدادهای آینده استفاده می شود. در بخش بانکی، تجزیه و تحلیل پیش‌بینی‌کننده در حوزه‌های مختلفی از جمله ارزیابی ریسک اعتباری، کشف تقلب، مدیریت ارتباط با مشتری و شخصی‌سازی محصول استفاده می‌شود. یکی از کاربردهای اولیه تحلیل پیش بینی در بانکداری در مدیریت ریسک اعتباری است. با استفاده از تکنیک های یادگیری ماشینی، بانک‌ها می توانند احتمال عدم پرداخت وام را با دقت بیشتری پیش‌بینی کنند. این با تجزیه و تحلیل طیف گسترده‌ای از نقاط داده، از جمله تاریخچه مالی وام گیرندگان، الگوهای هزینه و حتی رفتار رسانه‌های اجتماعی به دست می‌آید. چنین تجزیه و تحلیل جامع بانک‌ها را قادر می‌سازد تا تصمیمات آگاهانه‌تری برای وام اتخاذ کنند، در نتیجه ریسک نکول را کاهش داده و کیفیت کلی پرتفوی وام خود را بهبود می بخشد. تجزیه و تحلیل پیش‌بینی‌کننده نیز نقش مهمی در کشف تقلب دارد. بانک‌ها از مدل‌های یادگیری ماشینی برای شناسایی الگوها و ناهنجاری‌هایی که ممکن است نشان‌دهنده فعالیت‌های متقلبانه باشند، استفاده می‌کنند. این مدل‌ها می‌توانند از انواع جدیدی

از فعالیت‌های متقلبانه بیاموزند و الگوریتم‌های خود را بر این اساس تنظیم کنند، بنابراین در طول زمان سطوح بالایی از دقت را حفظ می‌کنند. این امر به ویژه در عصر دیجیتال، که در آن ماهیت و روش‌های کلاهبرداری مالی به طور مداوم در حال تغییر است، اهمیت دارد. یکی دیگر از کاربردهای قابل توجه تجزیه و تحلیل پیش بینی در بانکداری در افزایش تجربه و تعامل مشتری است. بانک‌ها از مدل‌های پیش‌بینی برای تجزیه و تحلیل داده‌های مشتریان و پیش‌بینی نیازها و ترجیحات آنها استفاده می‌کنند. این آنها را قادر می‌سازد تا محصولات و خدمات شخصی سازی شده را ارائه دهند که رضایت و وفاداری مشتری را بهبود می‌بخشد. به عنوان مثال، با تجزیه و تحلیل الگوهای هزینه، بانک‌ها می‌توانند کارت اعتباری یا محصولات وام متناسب با نیازهای خاص مشتریان را ارائه دهند.

علاوه بر این، تجزیه و تحلیل پیش‌بینی‌کننده تأثیر قابل توجهی بر کارایی عملیاتی در بانکداری دارد. با خودکارسازی فرآیندهای تحلیلی پیچیده، بانک‌ها می‌توانند زمان و منابع مورد نیاز برای کارهایی مانند امتیازدهی اعتبار، ارزیابی ریسک و مدیریت کمپین بازاریابی را کاهش دهند. این اتوماسیون نه تنها کارایی را بهبود می‌بخشد، بلکه احتمال خطای انسانی را نیز کاهش می دهد و منجر به نتایج دقیق تر و قابل اعتمادتر می شود. پیاده‌سازی تحلیل‌های پیش‌بینی کننده در بانکداری با وجود شایستگی های متعدد، بدون چالش نیست. یکی از نگرانی های اصلی حفظ حریم خصوصی و امنیت داده‌ها است. بانک‌ها باید اطمینان حاصل کنند که داده‌های مشتریان مسئولانه و مطابق با الزامات نظارتی مدیریت می‌شوند. علاوه بر این، ادغام تجزیه و تحلیل پیش‌بینی‌کننده در سیستم‌های بانکی و جریان‌های کاری موجود اغلب نیاز به سرمایه‌گذاری قابل توجهی در فناوری و آموزش دارد[۵].

دیدگاه تاریخی مدیریت ریسک اعتباری: چشم انداز تاریخی مدیریت ریسک اعتباری در بانکداری دیدگاه جامعی از تکامل استراتژی‌ها و روش‌های به کار گرفته شده توسط موسسات مالی برای کاهش ریسک های مرتبط با وام ارائه می‌دهد. این تحول با نقاط عطف قابل توجهی مشخص شده است که منعکس کننده واکنش بخش بانکی به شرایط اقتصادی در حال تغییر، چشم اندازهای نظارتی و پیشرفت های تکنولوژیکی است. مدیریت ریسک اعتباری با توجه به نقش حیاتی آن در تضمین ثبات مالی و سودآوری، سنگ بنای عملیات بانکی بوده است. رویکردهای اولیه برای مدیریت ریسک اعتباری عمدتاً دستی و مبتنی بر قضاوت و تجربه بانکدار بود. وام دهندگان به دانش شخصی وام‌گیرندگان و وثیقه به عنوان ابزار اصلی کاهش ریسک متکی بودند. با این حال، با رشد صنعت بانکداری و افزایش حجم معاملات، این روش‌های سنتی ناکافی بودند و نیاز به رویکردهای پیچیده‌تر و سیستماتیک‌تری داشتند. معرفی امتیازدهی اعتباری در اواسط قرن بیستم پیشرفت قابل توجهی را در مدیریت ریسک اعتباری نشان داد. این روش بر اساس تجزیه و تحلیل آماری داده‌های تاریخی، ابزار عینی‌تر و قابل سنجش‌تری برای ارزیابی ریسک وام گیرنده ارائه کرد. مدل‌های امتیازدهی اعتباری، مانند امتیازFICO ، به طور گسترده مورد استفاده قرار گرفت و امروزه به عنوان یک ابزار اساسی در ارزیابی ریسک اعتباری باقی مانده است. علیرغم اثربخشی، این مدل‌ها دارای محدودیت‌هایی هستند، به ویژه در توانایی آن‌ها برای انطباق با شرایط بازار که به سرعت در حال تغییر است و طیف وسیعی از عوامل خطر را در نظر می‌گیرند. بحران‌های مالی اواخر قرن بیستم و اوایل قرن بیست و یکم بر نیاز به چارچوب‌های مدیریت ریسک اعتباری پویاتر و جامع‌تر تأکید کرد. این رویدادها به هم پیوستگی بازارهای مالی جهانی و پتانسیل بروز خطرات سیستمیک از انباشت ریسک های اعتباری فردی را برجسته کرد. در پاسخ، نهادهای نظارتی در سراسر جهان مقررات سخت‌گیرانه‌تر و الزامات سرمایه‌ای مانند توافقنامه بازل را برای افزایش انعطاف‌پذیری بخش بانکی اجرا کردند. این مقررات بانک‌ها را بر آن داشت تا مدل‌های پیچیده‌تری برای مدیریت ریسک ایجاد کنند که بتواند نکول‌ها را بهتر پیش‌بینی کند و تأثیر بالقوه سناریوهای مختلف اقتصادی را بر پرتفوی اعتباری ارزیابی کند.

ظهور کلان داده ها و پیشرفت در فناوری محاسباتی مدیریت ریسک اعتباری را بیشتر متحول کرده است. بانک‌ها اکنون به حجم وسیعی از داده‌ها، از جمله منابع داده غیرسنتی مانند رسانه‌های اجتماعی و داده‌های معاملاتی دسترسی دارند که می‌تواند بینش عمیق‌تری در مورد رفتار وام گیرندگان ارائه دهد. الگوریتم‌های یادگیری ماشین و هوش مصنوعی توسعه مدل‌های پیش‌بینی‌کننده‌ای را امکان‌پذیر کرده‌اند که می‌توانند این داده‌ها را در زمان واقعی تجزیه و تحلیل کنند و ارزیابی دقیق‌تر و آینده‌نگرتری از ریسک اعتباری ارائه دهند. این فناوری‌ها همچنین اتوماسیون فرآیندهای تصمیم‌گیری

اعتباری، بهبود کارایی و دقت را تسهیل کرده‌اند. با وجود این پیشرفت‌ها، مدیریت ریسک اعتباری همچنان با چالش‌هایی مواجه است. پیچیدگی فزاینده محصولات مالی، ظهور پلتفرم‌های وام‌دهی جدید، و محیط نظارتی در حال تحول نیازمند نوآوری و سازگاری مداوم است. علاوه بر این، اتکا به مدل‌های پیچیده نگرانی‌هایی را در مورد ریسک مدل، شفافیت فرآیندهای تصمیم‌گیری و پتانسیل سوگیری‌های سیستمی ایجاد می‌کند[۵].

اهمیت تحلیل ریسک اعتباری: تجزیه و تحلیل ریسک اعتباری نقش‌های محوری در صنایع تجاری، مالی، خرده فروشی و بیمه ایفا می‌کند. تکنیک‌ها و فن‌آوری‌های جدید برای کمک به توسعه فرآیند تحلیل بهتر و شناسایی مشکلات احتمالی بسیار مهم هستند. اعطای وام به متقاضیان یک نگرانی اساسی برای بانک‌های تجاری در سراسر جهان است. این سازمان‌های مالی اعتبار مشتریان خود را به دقت ارزیابی می‌کنند تا در صورت نکول، از زیان قابل توجه جلوگیری کنند. رقابت شدید بازار آنها را وادار می‌کند که متقاضیان "خوب" را از متقاضیان "بد" جدا کنند. در نتیجه، امتیازدهی اعتباری به دلیل اثربخشی آن به عنوان ابزاری برای ارزیابی ریسک اعتباری، به عنوان یک موضوع تحقیقاتی محبوب در بین محققان و موسسات مالی مطرح شده است. با توجه به، موسسات مالی و تحلیلگران اعتباری می‌توانند از توسعه تکنیک‌های مبتنی بر یادگیری ماشین در آینده سود بیشتری ببرند. استفاده از داده‌های کمی و عملیاتی برای تعیین دقیق‌تر دسته‌بندی ریسک اعتباری که مشتریان آن‌ها در آن قرار می‌گیرند، امکان ارزیابی دقیق‌تری از اعتبار مشتری را فراهم می‌کند. برای درک بهتر و نظارت بر پرتفوی وام بانک‌ها و پیگیری مؤثر سیاست‌های اعتباری، دسته‌بندی ویژگی‌های مشتریان و انتساب آنها به دسته‌های ریسک اعتباری متمایز مفید است. مطالعات اخیر بر روی استراتژی مجموعه متمرکز شده است که مدل‌های مختلف یادگیری ماشین را برای امتیازدهی اعتباری ترکیب می‌کند. یکی از رویکردهایی که بیشتر مورد استفاده قرار می‌گیرد، ساخت تصمیمات طبقه‌بندی اجماع بر اساس نتایج مدل های یادگیری ماشین فردی است. کلان داده‌ها را می‌توان با استفاده از تجزیه و تحلیل داده‌ها کاوش و تجزیه و تحلیل کرد، که می‌تواند به بانک‌ها کمک کند تا ریسک‌ها را کاهش دهند و تصمیمات سرمایه گذاری بهتری با بازده قابل اعتماد اتخاذ کنند. همچنین میتوان با استفاده از چندین مدل مالی مختلف نتایج دقیق‌تری را بر اساس سناریوهای مختلف از جمله الزامات سرمایه‌گذاری به همراه داشت، سپس می‌توان تمام خروجی‌ها را به ذینفعان ارائه کرد و احتمال کاهش یا اجتناب از ریسک را افزایش داد. در واقع یادگیری ماشین عامل مهمی است که بر بخش خدمات مالی تا حد زیادی تأثیر می گذارد. علاوه بر این، آنها نحوه استفاده از یادگیری ماشین و هوش مصنوعی در صنعت خدمات مالی بریتانیا را مورد بررسی قرار دادند .آنها محیط AI/ML کنونی بریتانیا را بررسی کردند و به این نتیجه رسیدند که امتیازدهی اعتباری، پیش‌بینی مشکلات مالی، مشاوره رباتیک و تجارت الگوریتمی حوزه‌هایی هستند که یادگیری ماشین تأثیر قابل‌توجهی داشته است. آنها همچنین خاطرنشان کردند که کاربردهای یادگیری ماشین برای پیش‌بینی پیش‌فرض‌های بازار اعتباری محبوب‌تر می‌شوند. یادگیری ماشین ممکن است برای ارزیابی ویژگی‌های شخصیت و شهرت هنگام پیش‌بینی الگوهای پرداخت آینده استفاده شود[۱۰].

اثربخشی تحلیل پیش‌بینی‌کننده در مدیریت ریسک اعتباری: اثربخشی تجزیه و تحلیل پیش بینی در مدیریت ریسک اعتباری در بخش بانکی، همانطور که از ادبیات ترکیب شده است، پیشرفت‌های قابل توجهی را در هر دو جنبه عملیاتی و استراتژیک نشان می‌دهد. یافته‌های حاصل از مطالعات مختلف، بینش‌هایی را در مورد اینکه چگونه تحلیل‌های پیش‌بینی‌کننده ارزیابی ریسک و فرآیندهای تصمیم‌گیری در بانک‌ها را تغییر می‌دهد، ارائه می‌کند. لئو، شارما و مدولتی [۱۱] اتکای فزاینده به مدل‌های یادگیری ماشینی در مدیریت ریسک بانکی را برجسته می‌کنند. این مدل‌ها، که قادر به پردازش مجموعه داده‌های پیچیده و بزرگ هستند، درک دقیق‌تری از عوامل ریسک اعتباری ارائه می‌دهند که منجر به تصمیم‌گیری آگاهانه‌تر برای وام‌دهی می‌شود. این مطالعه بر دقت و کارایی افزایش یافته ارزیابی ریسک که توسط این مدل های پیش بینی پیشرفته تسهیل می شود، تأکید می کند. شاکیا و سمایاس [۱۲] نقش تحول آفرین تجزیه و تحلیل پیشرفته در بانکداری را مورد بحث قرار می‌دهند. آنها خاطرنشان می‌کنند که ادغام تجزیه و تحلیل پیش‌بینی به رویکردی پویاتر برای مدیریت ریسک کمک کرده است و بانک‌ها را قادر می‌سازد تا سریعتر به تغییرات بازار و ریسک‌های نوظهور واکنش نشان دهند. این

چابکی قابلیت‌های کلی مدیریت ریسک بانک‌ها را افزایش می-دهد و آنها را با ماهیت سریع بازارهای مالی مدرن همسو می-کند. ون تیل و ون رایج [۱۳] تأثیر تجزیه و تحلیل پیش‌بینی‌کننده بر ریسک اعتباری در بانکداری خرد را بررسی می‌کنند. یافته‌های آن‌ها نشان می‌دهد که استفاده از تجزیه و تحلیل پیش‌بینی‌کننده به پیشرفت‌های قابل توجهی در شناسایی و مدیریت ریسک‌های اعتباری منجر شده است. بانک‌هایی که از این فناوری‌ها استفاده می‌کنند، کاهش نرخ‌های نکول و افزایش دقت ارزیابی‌های اعتبار را گزارش کرده‌اند. شیائولی و نونگ [۱۴] استفاده از تجزیه و تحلیل داده‌های بزرگ را در ارتباط با مدل‌های پیش بینی برای مدیریت ریسک اعتباری بررسی می‌کنند. آنها دریافتند که این ترکیب بینش عمیق‌تری در مورد رفتار مشتری به بانک ها ارائه می‌دهد و به توسعه پروفایل های ریسک دقیق‌تر کمک می‌کند. علاوه بر این، این مطالعه نشان می‌دهد که بانک‌هایی که این فناوری‌ها را اجرا می‌کنند، بهبودهایی را در کارایی عملیاتی و عملکرد مالی تجربه کرده‌اند[۵].

۵- کارهای مرتبط در پیش‌بینی و ارزیابی ریسک اعتباری جهت طبقه‌بندی مشتریان بانکی مبتنی بر یادگیری ماشین و الگوریتم های تکاملی

در مقاله‌ای یک رویکرد تجربی مبتنی بر یادگیری ماشین برای ارزیابی ریسک اعتباری پیشرفته ارائه شد که نویسندگان مقاله معتقدند، موسسات مالی و تنظیم کننده ها به طور فزاینده ای به تجزیه و تحلیل داده های مقیاس بزرگ، به ویژه یادگیری ماشینی، برای تصمیم گیری های اعتباری متکی هستند. این مقاله ده الگوریتم یادگیری ماشین را با استفاده از مجموعه داده ای از بیش از ۲.۵ میلیون مشاهدات از یک موسسه مالی ارزیابی می‌کند. همچنین مدل‌های کلیدی آماری و یادگیری ماشینی را در امتیازدهی اعتبار خلاصه کرده و یافته‌های تحقیق فعلی را بررسی می‌کند. نتایج نشان می‌دهد که مدل‌های مجموعه، به‌ویژه تقویت گرادیان شدید[1]، از الگوریتم‌های سنتی مانند رگرسیون لجستیک در طبقه‌بندی اعتبار بهتر عمل می‌کنند. محققان و کارشناسان در موضوع ریسک اعتباری می‌توانند از این کار به عنوان یک مرجع عملی استفاده کنند زیرا مراحل مهم پردازش داده ها، تجزیه و تحلیل داده‌های اکتشافی، مدل سازی و معیارهای ارزیابی را پوشش می‌دهد[۱۵].

در مقاله‌ای یک مدل تبدیل ارزیابی ریسک اعتباری برای بررسی سیستماتیک برنامه های کاربردی هوش مصنوعی و یادگیری ماشین ارائه شد. نویسندگان مقاله معتقدند که ارزیابی ریسک اعتباری یکی از مهمترین جنبه های فرآیندهای تصمیم گیری مالی است. این مطالعه مروری سیستماتیک از متون مربوط به کاربرد تکنیک‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در ارزیابی ریسک اعتباری، ارائه بینش‌هایی در مورد روش‌شناسی، نتایج و تکنیک‌های تحلیل رایج ارائه می‌کند. این بررسی با پوشش مطالعات از مناطق و کشورهای مختلف، بر ارزیابی ریسک اعتباری مبتنی بر هوش مصنوعی از دیدگاه مصرف‌کننده و شرکت متمرکز است. این بررسی با استفاده از چارچوب پریسما، مقدمات، تصمیمات و نتایج و معیارهای ورود دقیق، تمرکز جغرافیایی، روش‌شناسی، نتایج و تکنیک‌های تحلیلی را تحلیل می‌کند. این مجموعه گسترده‌ای از مجموعه داده‌ها و رویکردها، از روش‌های آماری سنتی گرفته تا تکنیک های پیشرفته هوش مصنوعی یادگیری و یادگیری عمیق را بررسی می‌کند و بر تاثیر آنها بر بهبود شیوه‌های وام‌دهی و اطمینان از عدالت برای وام گیرندگان تاکید می‌کند. بخش بحث به طور انتقادی مشارکت ها و محدودیت های مقالات تحقیقاتی موجود را ارزیابی می‌کند و بینش‌های جدید و پوشش جامع ارائه می‌دهد. این بررسی دامنه بین‌المللی تحقیقات در این زمینه را با مشارکت کشورهای مختلف که دیدگاه‌های متنوعی را ارائه می‌دهند، برجسته می‌کند. این بررسی سیستماتیک درک چشم‌انداز در حال تحول ارزیابی ریسک اعتباری را افزایش می‌دهد و بینش‌های ارزشمندی را در مورد کاربرد، چالش‌ها و فرصت‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در این حوزه مالی مهم ارائه می‌دهد. با مقایسه یافته‌ها با مقالات نظرسنجی موجود، این بررسی بینش‌ها و مشارکت‌های جدید را شناسایی می‌کند و آن را به منبعی ارزشمند برای محققان، پزشکان و سیاست‌گذاران صنعت مالی تبدیل می‌کند[۱۶].

در مقاله‌ای یک مدل ارزیابی ریسک اعتباری پویا با تکنیک‌های داده‌کاوی، که شواهدی از بانک های ایرانی بود، ارائه شد. در این مقاله، مدلی پیشنهاد می‌شود که می‌تواند عوامل مرتبط با بحران‌های سیاسی-اقتصادی را در خود جای دهد.

[1] XGBoost

قضاوت انسانی از فرآیند ارزیابی مشتری حذف می‌شود. آنها از یک سیستم استنتاج فازی برای ایجاد یک پایه قاعده با استفاده از مجموعه ای از پیش بینی کننده های عدم قطعیت استفاده کرده است. ابتدا، یک سیستم استنتاج فازی مبتنی بر شبکه تطبیقی را با استفاده از داده‌های ماهانه از مجموعه داده پروفایل مشتری آموزش داده شد. سپس، با استفاده از عوامل جدید تعریف شده و قوانین اساسی آنها، دور دوم ارزیابی در یک سیستم استنتاج فازی آغاز می‌شود. بنابراین، مدلی ارائه شده که هم نسبت به عوامل سیاسی-اقتصادی انعطاف‌پذیرتر است و هم می‌تواند نتایجی را ارائه دهد که حداکثر با موقعیت‌های زندگی واقعی سازگار است. مقایسه بین پیش‌بینی مدل پیشنهادی و یک وام غیرجاری واقعی، تفاوت کمی بین آنها را نشان می‌دهد. متخصصان ریسک اعتباری نیز نتایج را تایید می‌کنند. نوآوری عمده این تحقیق تهیه جدول مشتریان بد به صورت ماهانه و ایجاد مدلی پویا بر اساس جدول است. آخرین مدل ایجاد شده برای ارزیابی مشتریان از این پس استفاده می‌شود، بنابراین کل فرآیند ارزیابی مشتری نیازی به تکرار ندارد. آنها ادعا می‌کنند که این مدل جایگزین خوبی برای مدل های استاتیکی است که در حال حاضر استفاده می‌شود زیرا می‌تواند از مدل‌های سنتی به ویژه در مواجهه با بحران اقتصادی بهتر عمل کند [۱۷].

در مقاله‌ای یک مدل هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در ارزیابی ریسک اعتباری جهت افزایش دقت و تضمین انصاف ارائه شد. نویسندگان مقاله معتقدند که ارزیابی ریسک اعتباری به یکی از دغدغه‌های اصلی در امور مالی مدرن در رابطه با تصمیمات آگاهانه وام دهی تبدیل شده است. اگرچه مطالعات متعددی از رگرسیون لجستیک سنتی و تکنیک‌های تحلیل متمایز خطی استفاده کرده‌اند، اما به طور فزاینده‌ای به ابزارهای ناکافی در محیط پیچیده و غنی از داده امروزی تبدیل شده‌اند. چنین مدل هایی اغلب با مجموعه داده های بزرگ و روابط غیر خطی دست و پنجه نرم می کنند، بنابراین قدرت پیش‌بینی و سازگاری آنها کاهش می‌یابد. هوش مصنوعی و یادگیری ماشین دو مورد از خلاقانه‌ترین رویکردها را برای مدل‌سازی ریسک اعتباری ارائه می‌کنند. این مقاله به بررسی چند مدل یادگیری ماشین بکار رفته برای بهبود دقت و کارایی ارزیابی ریسک اعتباری، از جنگل‌های تصادفی و ماشین‌های بردار پشتیبان گرفته تا شبکه‌های عصبی می‌پردازد. در مقایسه با مدل‌های سنتی‌تر، مدل‌های هوش مصنوعی می‌توانند دقت پیش‌بینی را با استفاده از انبوهی از اطلاعات ساختاریافته و بدون ساختار، از جمله منابع اطلاعاتی جایگزین مانند فعالیت‌های رسانه‌های اجتماعی و تاریخچه معاملات، افزایش دهند. با این حال، علی‌رغم مزایای قابل‌توجه، چالش‌هایی در مورد استفاده از هوش مصنوعی در ارزیابی ریسک اعتباری از جمله مبهم بودن مدل، سوگیری، و انطباق با مقررات وجود دارد. ماهیت چنین "جعبه سیاه"، به ویژه برای الگوریتم‌های یادگیری عمیق، می‌تواند تفسیرپذیری آنها را محدود کند و انطباق مقررات و منطقی تصمیم‌گیری را پیچیده کند. برای حل مشکلات ناشی از این ماهیت «جعبه سیاه»، تکنیک‌های هوش مصنوعی قابل توضیح، یعنی مقادیر شپلی[1] و مدل آگنوستیک محلی[2]، برای افزایش شفافیت مدل‌ها و افزایش اعتماد ذینفعان به سیستم‌های پشتیبانی برای تصمیم‌گیری پیاده‌سازی شده‌اند. هدف این بررسی ارزیابی کاربردهای فعلی هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در ارزیابی ریسک اعتباری، سنجش نقاط قوت و محدودیت‌های مدل‌های مختلف، و بحث در مورد ملاحظات اخلاقی و چالش‌های قانونی مرتبط با پذیرش آنها توسط مؤسسات اعتباری است[۱۸].

۶- پیشنهاد مدلهایی برای پیش‌بینی و ارزیابی ریسک اعتباری جهت طبقه‌بندی مشتریان بانکی مبتنی بر یادگیری ماشین و الگوریتم های تکاملی

کسب‌وکارها به سمت تصمیم‌گیری بر اساس داده‌های تاریخی گرایش دارند. با توجه به اینکه شرکت‌هایی که بر استراتژی‌های مبتنی بر داده تأکید دارند، داده‌های خود را به عنوان دارایی‌های ارزشمند شرکتی در نظر می‌گیرند، به طور فعال راه‌هایی را برای استفاده از آن برای کسب مزیت رقابتی نسبت به رقبای خود بررسی می‌کنند. در طول دوران کلان‌داده و یادگیری ماشینی، شرکت‌های بزرگ در زمینه‌های مختلف، مانند تولید، فناوری اطلاعات، بازاریابی، لجستیک، امور مالی، بانکداری و بخش‌های فروش آنلاین، به طور فزاینده‌ای به سمت تجزیه و تحلیل آماری آگاهانه به عنوان راه پیش رو روی می‌آورند. تمرکز آنها بر درک و تعریف رفتار مصرف‌کننده برای افزایش بازده سرمایه‌گذاری است. بازاریابی هدف اساساً در بخش بانکداری مهم است، زیرا به عنوان یک کانال استراتژیک برای ارتباط شخصی‌سازی شده با مشتریان عمل می‌کند. در عین

[1] Shapley

[2] LIME

حال، بازاریابی هدف و پیش‌بینی مشتری جنبه‌های مهمی از موفقیت کسب‌وکار هستند و به یک مجموعه داده واقعی نیاز دارند. داده‌های دنیای واقعی می‌توانند هر شکلی داشته باشند و حتی ممکن است متغیرهای هدف نامتوازنی داشته باشند.

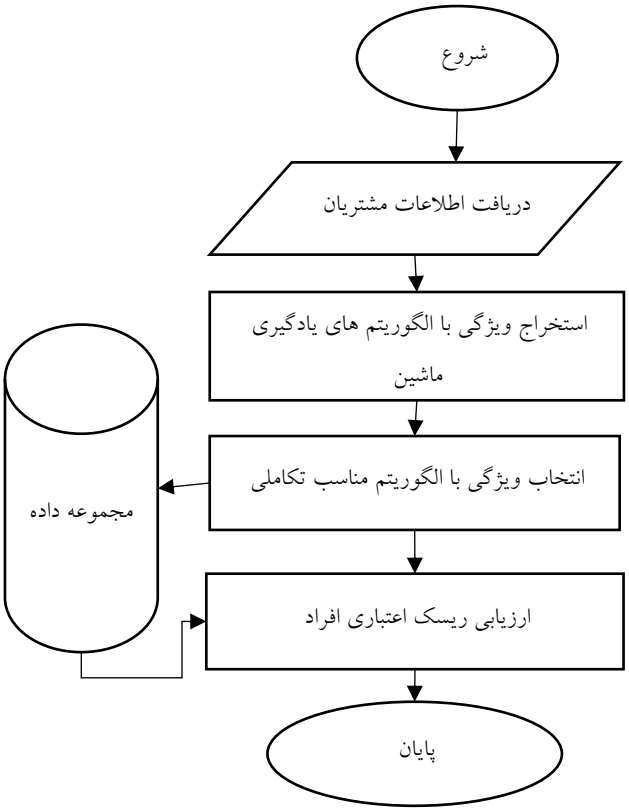
بانک‌ها برای درک پیش‌بینی، پیش‌بینی و رفتار خرید مشتری برای بازاریابی هدف به داده‌ها نیاز دارند. قبل از تمدید وام یا سایر محصولات اعتباری، مدیریت بانک پیش‌بینی می‌کند که وام بازپرداخت می‌شود یا به طور کامل پرداخت نمی‌شود. سناریوی دیگر این است که آیا مشتری ممکن است در طول یک کمپین بازاریابی به محصول جدید علاقه‌مند باشد یا خیر. در این حالت، دو نتیجه ممکن برای متغیر هدف ("بله" یا "خیر") وجود دارد. بانک می‌تواند از الگوریتم‌ها و تکنیک‌های یادگیری ماشین برای شناسایی دسته با آموزش بر روی برخی از داده‌های تاریخی برای پیش‌بینی یا پیش‌بینی نتیجه بعدی استفاده کند. علاوه بر این، ممکن است سناریوهای متعددی برای کمپین‌های بازاریابی وجود داشته باشد که نیاز به پیش‌بینی بر اساس مجموعه داده‌های تاریخی نامتوازن یا کج مشتریان یا کمپین‌های بازاریابی قبلی دارند. علاوه بر این، نتایج تجزیه و تحلیل داده‌ها و الگوریتم‌های یادگیری نظارت شده، مدیران را قادر می‌سازد تا بخش‌های مختلف را برای ارائه محصولات جدید یا ارائه وام تمدید شده هدف قرار دهند. با این حال، دسترسی محدود به مجموعه داده‌های دنیای واقعی و وجود متغیرهای هدف نامتوازن برای طبقه‌بندی، کاستی‌های تحقیقاتی را برجسته می‌کند.

طبقه‌بندی مجموعه داده‌های نامتعادل مبتنی بر بازار به تعیین اهمیت طبقه اکثریت یا اقلیت بستگی دارد. یک مجموعه داده نامتعادل، چولگی قابل توجهی در توزیع کلاس نشان می‌دهد، به طوری که دو یا چند کلاس در مقایسه با سایرین، نمونه‌های کمتری دارند. در حوزه یادگیری ماشین خودکار، این عدم تناسب، موانعی را در طول آموزش و ارزیابی مدل ایجاد می‌کند که احتمالاً منجر به پیش‌بینی‌های مغرضانه و کاهش اثربخشی در کلاس‌های اقلیت می‌شود.

در مرحله برنامه‌ریزی، هدف بررسی تعریف می‌شود، سوالات تحقیق مشخص و یک پروتکل بررسی تدوین می‌گردد. هدف از بررسی در روش پیشنهادی، شناسایی مدل بهینه برای طبقه‌بندی داده‌های نامتوازن است. برای دستیابی به این هدف، یک بررسی سیستماتیک از مطالعات مرتبط موجود انجام می‌شود و تکنیک‌ها و مدل‌های طبقه‌بندی مختلف توصیه‌شده برای ارزیابی عملکرد پیاده‌سازی می‌شوند. این امر به شناسایی مدل بهینه به عنوان راه‌حلی برای مسئله تحقیق کمک می‌کند. سوالات تحقیق ما بر اساس تکنیک‌های تحلیل داده‌ها، تکنیک‌های پیش‌پردازش داده‌ها، طبقه‌بندی‌کننده‌ها و معیارهای ارزیابی عملکرد تدوین شده‌اند. هدف، ارائه یک راه‌حل ایده‌آل با استفاده از بهترین تکنیک‌های تحلیل داده‌ها و پیش‌پردازش داده‌ها برای شناسایی طبقه‌بندی‌کننده با بهترین عملکرد برای مجموعه داده‌های نامتوازن است. پروتکل بررسی شامل شناسایی مطالعات بالقوه مرتبط از نتایج جستجو بر اساس یک رشته جستجو است. مرحله اجرا شامل انتخاب مطالعات مرتبط، انجام ارزیابی‌های کیفی این مطالعات و استخراج داده‌های ارزشمند از آنها است. غربالگری بر اساس معیارهای ورود و خروج انجام می‌شود. سپس مقالات باقی‌مانده انتخاب‌شده پس از غربالگری دقیق مطالعات را به طور کامل تجزیه و تحلیل می‌کنیم. در مرحله سوم، گزارش تهیه می‌شود و نکات برجسته کلیدی رفلکس تک عدسی[1] بررسی شده ارزیابی می‌شوند. فلوچارت روش پیشنهادی در شکل۱ نشان داده شده است.

این شکل مراحل مختلف در چارچوب پیشنهادی را نشان داده است. روش پیشنهادی با پرداختن به چالش‌های ذکر شده قبلی، پویایی‌ها و ویژگی‌های فعلی شرکت‌های کوچک و خرد را ارزیابی می‌کند. با شروع از اطلاعات مالی، اطلاعات خرد رفتاری شرکت‌ها، اطلاعات اعتبار عمومی و دسترسی شخص ثالث به اطلاعات، این روش مجموعه داده معتبر را گردآوری می‌کنیم که هر کدام شامل ۲۰ عنصر اطلاعاتی متمایز هستند. از نظر روش‌شناسی، این تحقیق چارچوبی یکپارچه ایجاد می‌کند که اصلاح داده‌های نامتوازن، تأکید بر ویژگی‌های استراتژیک و روش‌های پیشرفته یادگیری ماشین را با هم ترکیب می‌کند. با کاهش ابعاد داده‌ها و ایجاد یک مدل یادگیری ماشین متناسب، نه تنها دقت پیش‌بینی افزایش می‌یابد، بلکه اعتبار شرکت‌های کوچک و خرد را از طریق امتیاز اعتباری می توان کمّی کرد (شکل ۱ را ببینید).

[1] SLR: Single Lens Reflex



شکل ۱: فلوچارت روش پیشنهادی

نوآوری‌های بالقوه روش پیشنهادی به شرح زیر است: (۱) تنوع مجموعه داده‌ها: مجموعه داده‌ها به دلیل منحصر به فرد بودن، شامل اطلاعات مالی، اطلاعات خرد رفتاری شرکت‌ها، اطلاعات اعتبار عمومی و دسترسی شخص ثالث به اطلاعات، متمایز است. این مجموعه داده جامع، ارزیابی دقیق‌تری از ریسک‌های اعتباری مرتبط با شرکت‌های کوچک و خرد را تسهیل می‌کند. در روش های پیشنهادی، تمرکز بر ابعاد اطلاعاتی متنوع شرکت‌های کوچک و خرد و ارزیابی ریسک اعتباری آنها از دیدگاه‌های مختلف ضروری است. (۲) روش‌شناسی نوآورانه: با استفاده از الگوریتم‌های پردازش نمونه نامتوازن، به چالش‌های نمونه‌های کلاس اقلیت کم‌نمایندگی‌شده می‌توان پرداخت. علاوه بر استفاده از الگوریتم تکاملی مناسب، از طریق طبقه‌بندی‌کننده‌های پیشرفته یادگیری ماشین، عوامل تعیین‌کننده حیاتی مؤثر بر کاهش اعتبار شرکت‌های کوچک و خرد را می‌توان مشخص کرد. با به‌کارگیری این رویکرد ، یک مدل کارت امتیازدهی مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توان طراحی کرد که ریشه در این عوامل مهم توصیف‌کننده دارد. این استراتژی مدل، چشم‌انداز جدیدی را به‌ویژه در پرداختن به چالش‌های تحلیل داده‌های با ابعاد بالا، ارائه می‌دهد. استفاده از چنین رویکرد مدل ترکیبی، کاهش ابعاد را تسهیل کرده و پیچیدگی تخمین پارامتر را ساده می‌کند. (۳) ارتباط عملی: یافته‌های پژوهش فراتر از مشارکت‌های نظری، کاربردهای قابل توجهی در دنیای واقعی ارائه می‌دهند. آنها به عنوان منبعی ارزشمند برای نهادهایی که در تقویت رشد قوی شرکت‌های کوچک و خرد، افزایش مکانیسم‌های هشدار ریسک اعتباری و بهینه‌سازی کارایی تأمین مالی نقش دارند، عمل می‌کنند. علاوه بر این، این تحقیقات می‌تواند بر نوآوری مدل بر اساس شناسایی ویژگی‌های مهم تمرکز کند.

۷- مروری بر الگوریتم‌های مناسب طبقه‌بندی مشتریان بانکی

در کلیه آزمایش‌ها از تست صحت به روش K-Fold با K=10 استفاده شده است. در این نوع اعتبارسنجی داده ها به K زیرمجموعه افراز می شوند. از این K زیرمجموعه، هر بار یکی برای اعتبارسنجی و K-1 تای دیگر برای آموزش بکار میروند. این روال K بار تکرار می شود و همه داده ها دقیقا یکبار برای آموزش و یکبار برای اعتبارسنجی بکار می روند. در نهایت میانگین نتیجه این K بار اعتبارسنجی به عنوان یک تخمین نهایی برگزیده می شود. البته می توان از روش های دیگر برای ترکیب نتایج استفاده کرد. بطور معمول از ۱۰-Fold استفاده می شود. برای ارزیابی از الگوریتم‌های طبقه‌بندی زیر استفاده می‌شود[۱۹]:

K نزدیکترین همسایه: جستجوی نزدیکترین همسایه، که همچنین با نامهای جستجوی مجاورت، جستجوی همسانی یا جستجوی نزدیک ترین نقطه شناخته می‌شود، یک مسئله بهینه سازی برای پیدا کردن نزدیک‌ترین نقطه‌ها در فضاهای متریک است. مسئله بدین صورت است که: مجموعه S شامل تعدادی نقطه در یک فضای متریک مانند M و نیز یک نقطه‌ی پرس و جوی q∈M داده شده است، هدف پیدا کردن نزدیک ترین نقطه در S به q است. در بسیاری از موارد، فضای M بصورت یک فضای اقلیدسی d-بعدی و فاصله بین نقاط با معیار فاصله اقلیدسی، فاصله منهتن یا دیگر فاصله‌های متریک سنجیده می‌شود. جستجوی k نزدیکترین همسایه، K همسایه نزدیک‌تر به نقطه پرس‌وجو را برمی‌گرداند. این روش معمولاً در تجزیه و تحلیلِ پیش‌بینی، به منظور تخمین و یا دسته‌بندی

یک نقطه بر اساس اجماع همسایگان آن استفاده می‌شود. گراف k نزدیکترین همسایه گرافیست که در آن هر نقطه در گراف K نزدیک ترین همسایگان خود متصل است. برای ارزیابی از KStar استفاده شده که بهینه‌ترین مقدار K را انتخاب می‌نماید[۲۰].

جی۴۸[1]: یکی دیگر از الگوریتم‌های دسته‌بندی درخت تصمیم است. درخت تصمیم از مجموعه ای از قوانین ساده تشکیل شده است. درخت های تصمیم غیر پارامتری هستند زیرا نیاز به هیچ تخمینی از توزیع متغیرهای هر کلاس ندارند. درخت تصمیم از یک درخت برای ساخت یک مدل پیش بینی (تخمین) استفاده می‌کند که مشاهدات درباره یک آیتم را به نتیجه‌گیری‌هایی درباره مقدار هدف آن آیتم نگاشت می‌کند. درخت تصمیم یکی از رویکردهای پیش بینانه است که در آمار و داده‌کاوی و یادگیری ماشین استفاده می شود. به مدل های درخت که در آنها متغیرهای هدف می توانند مجموعه متناهی از مقادیر داشته باشند درختهای دسته‌بندی می‌گویند. در ساختار درخت‌ها، برگ‌ها نشان دهنده لیبل‌های کلاس و شاخه‌ها نشان دهنده ارتباط ویژگی‌هایی هستند که به این کلاس لیبل‌ها منتج می‌شود. در هر نود درخت یک سوال وجود دارد و هر داده تستی که وارد شود نود سوال را می پرسد و با توجه به سوال تصمیم میگیرد داده به سمت چپ درخت برود یا به سمت راست و به این ترتیب وارد یک نود دیگر شده و در آنجا باز هم سوالی پرسیده می شود که در حرکت داده به چپ یا به راست تصمیم گیرنده است. بنابراین از داده های آموزشی برای ساخت درخت استفاده می کنیم. و در نهایت در برگ سطح آخر در یک کلاس قرار می‌گیرد[۲۰].

بهینه‌سازی متوالی کمینه[2]: ماشین بردار پشتیبان الگوریتم طبقه بندی بوده و به عنوان یکی از بهترین تکنیک های دسته بندی و پیش بینی و تشخیص داده پرت شناخته می شود و برخلاف الگوریتم های خوشه بندی در دسته یادگیری با نظارت محسوب می شود و دو فاز آموزش و تست دارد. ماشین بردار پشتیبان ابتدا توسط آقای وپنیک برای تفکیک و دسته بندی داده هایی که جدایی پذیر خطی بودند ساخته شد ولی بعدها توسط خود ایشان و آقای کورتس برای حالت غیر خطی هم تعمیم داده شد. در واقع ماشین بردار پشتیبان برای اینکه داده های غیر خطی را از هم تفکیک کند باید از کرنل های مختلف استفاده کند. برای این کار دیگر در فضای دو بعدی کار نمی کند بلکه داده‌ها به فضایی با ابعاد بیشتر نگاشت داده می‌شوند تا بتوان آنها را در این فضای جدید بصورت خطی تفکیک نمود. در واقع ایده اصلی ماشین بردار پشتیبان این است که ابر صفحه‌هایی در فضا ترسیم کند که عمل تمایز نمونه‌های مختلف داده را بطور بهینه انجام دهند. ابرصفحه ای را که بیشترین حاشیه جداسازی را دارد پیدا می‌کند و نزدیک‌ترین داده‌های آموزشی به ابر صفحه جداکننده بردارهای پشتیبان نامیده می‌شوند. در مواقعی که داده‌ها جدایی پذیر خطی نیستند متغیرهای کمبود تعریف می‌شوند که نشان دهنده تعداد نمونه‌هایی هستند که غلط ارزیابی شده‌اند. زمانی که فضای ویژگی را به ابعاد بالاتر می‌بریم تا بتوانیم داده‌ها را جدایی‌پذیر خطی کنیم انجام محاسبات در این ابعاد می تواند بسیار پیچیده و پر هزینه باشد برای غلبه بر این مشکل از هسته[3] استفاده می‌کنیم. ماشین بردار پشتیبان نسبت به شبکه های عصبی تئوری قوی تری داشته و در مقایسه با شبکه های عصبی نسبت به بیش‌برازش[4] مقاوم تر است. برای ذخیره مدل پیش بینی فضای کمتری نیاز دارد و به نتایج خوانا تر و یک تفسیر هندسی دست پیدا می‌کند. از الگوریتم‌های اجرا شده بردار پشتیبان تصمیم در وکا[5] متد بهینه‌سازی متوالی کمینه است[۲۰].

الگوریتم مبتنی بر نظریه بیز[6]: تئوری بیز یکی از روش‌های آماری برای رده‌بندی به شمار می‌آید. در این روش کلاس‌های مختلف، هر کدام به شکل یک فرضیه دارای احتمال در نظر گرفته می‌شوند. هر رکورد آموزشی جدید، احتمال درست بودن فرضیه‌های پیشین را افزایش و یا کاهش می‌دهد و در نهایت، فرضیاتی که دارای بالاترین احتمال شوند، به عنوان یک کلاس در نظر گرفته شده و برچسبی بر آن‌ها زده می‌شود. این تکنیک با ترکیب تئوری بیز و رابطه سببی بین داده‌ها، به طبقه‌بندی می‌پردازد[۲۰].

بگینگ[7]: از بگینگ در ایجاد تخمینهای مختلف استفاده شده و اصولاً میتوان از تکنیک فوق به منظور ارزیابی دقت تخمینهای بکار گرفته شده در روشهای داده کاوی از طریق نمونه برداری با جایگزینی از داده‌های آموزشی استفاده نمود. در

[1] J48
[2] J48
[3] kernel
[4] ovarfitting
[5] Weka
[6] Bayes and Bayesian Networks
[7] **Bagging**

این تکنیک فرض بر آنست که مجموعه‌داده های آموزشی نماینده جامعه تحت بررسی بوده و انواع حالات تحقق یافته جامعه را میتوان از این مجموعه داده شبیه سازی نمود. بنابراین با استفاده از دوباره نمونه گیری توسط به کارگیری مجموعه داده‌های مختلف تنوع مورد نیاز حاصل خواهد شد و زمانی که یک نمونه جدید وارد هرکدام از کلاسه بندها می‌شود، توافق اکثریتی به‌کار گرفته می‌شود تا کلاس مورد نظر تشخیص داده شود. چسباندن آرای کوچک[1] یک روش از بگینگ است که عموماً برای مجموعه داده‌های حجیم طراحی شده است. این مجموعه داده‌ها به زیرمجموعه‌های کوچکتری تقسیم می‌شوند که به منظور آموزش دسته‌کننده‌های گوناگون به‌کار می‌رود. در این حالت دو نوع مختلف آرا[2] و ایوتس[3] وجود دارند که اولین مقدار زیرمجموعه‌هایی به صورت تصادفی ایجاد می‌کند و دومین مقدار زیرمجموعه‌های متوالی بر پایه اهمیت این نمونه‌ها ایجاد می‌کند. نمونه‌های مهم هم آن نمونه‌هایی هستند که موجب افزایش تنوع در مجموعه داده می‌شوند. استفاده از توزیع موزون داده‌های ضعیف و سخت است که باعث ساخت مجموعه داده می‌شود. داده‌های سخت توسط دسته کننده‌های out-of-bag شناسایی می‌شوند، به طوری که زمانی یک نمونه "سخت" در نظر گرفته می‌شود که توسط گروه[4] به صورت اشتباه کلاسه بندی شده است. این داده‌های سخت همیشه به مجموعه داده‌های بعدی اضافه می‌شوند در حالی که داده‌های آسان شانس کمی برای داخل شدن به مجموعه داده‌ها را دارند[۲۰].

۸- مروری بر الگوریتم‌های تکاملی مناسب برای انتخاب و استخراج ویژگی

الگوریتم بهینه‌سازی شیر: در طول دهه ی گذشته، حل مسائل بهینه سازی پیچیده با الگوریتم‌های فرا ابتکاری، توجه زیادی را بین کارورزان و محققان به خود جلب کرده است. از این‌رو، الگوریتم‌های فرا ابتکاری زیادی در طول سالهای گذشته توسعه یافته اند. بسیاری از این الگوریتمها از پدیده های مختلف طبیعت الهام میگیرند. یک الگوریتم مبتنی بر جمعیت جدید، الگوریتم بهینه سازی شیر، معرفی شده است. سبک زندگی ویژه‌ی شیرها و مشخصات همکاری آنها، انگیزه‌ی اصلی ایجاد این الگوریتم بهینه سازی بوده است. برخی مسائل معیار از آثار انتخاب شده اند و راه حل الگوریتم ارائه شده با راه حلهای برخی از فرا ابتکارات معروف و از همه جدیدتر برای این مسائل مقایسه شده اند. نتایج بدست آمده، عملکرد بالای الگوریتم ارائه شده را در مقایسه با سایر الگوریتمهای بکار رفته در این مقاله، تایید می‌کند.

الگوریتم ژنتیک[5]: الهامی از علم ژنتیک و نظریهٔ تکامل داروین است و بر اساس بقای برترین‌ها یا انتخاب طبیعی استوار است. یک کاربرد متداول الگوریتم ژنتیک، استفاده از آن بعنوان تابع بهینه‌کننده است. الگوریتم ژنتیک ابزار سودمندی دربازشناسی الگو، انتخاب ویژگی، درک تصویر و یادگیری ماشینی است. در الگوریتم‌های ژنتیکی نحوه تکامل ژنتیکی موجودات زنده شبیه‌سازی می‌شود. در هر مرحله از اجرای الگوریتم ژنتیکی یک دسته از نقاط فضای جستجو مورد پردازش‌های تصادفی قرار می‌گیرند. به این صورت که به هر نقطه دنباله‌ای از کاراکترها نسبت داده می‌شود و بر روی این دنباله‌ها عملگرهای ژنتیکی اعمال می‌شود. سپس دنباله‌های بدست آمده دیکد می‌گردد تا نقاط جدیدی در فضای جستجو بدست آید. در آخر براساس این که تابع هدف در هر یک از نقاط چه مقدار باشد، احتمال شرکت نمودن آنها در مرحله بعد تعیین می‌گردد[۲۱, ۲۲].

الگوریتم باز پخت فلزات[6]: الگوریتم باز پخت فلزات[7]، یک الگوریتم برای مسائل بهینه‌سازی است که از طبیعت الهام گرفته شده است. پیدایش این الگوریتم در سال‌های ۱۹۸۳ و ۱۹۸۵ شروع شد. الگوریتم شبیه‌سازی باز پخت فلزات برای رسیدن ماده جامد به حالتی که در آن به خوبی مرتب شده و انرژی آن کمینه باشد، استفاده می‌شود. در این روش ماده را در دمای بالا قرار داده و با کم کردن تدریجی دما، آن را در حالتی که مرتب و دارای انرژی کمینه باشد، قرار می‌دهند[۲۳, ۲۴].

الگوریتم تکاملی فرهنگی[8]: این الگوریتم توسط رینولدز[9] در سال ۱۹۹۴ مطرح شد. این الگوریتم از تکامل فرهنگ انسان ها و تأثیر پذیری افراد یک جامعه از آن و اثر آن در ایجاد نسل های آینده الهام گرفته شده است. این الگوریتم

[1] Pasting small votes
[2] Rvotes
[3] Ivotes
[4] ensemble
[5] Genetic Algorithm
[6] Simulated Annealing
[7] Simulated Annealing
[8] Cultural Algorithm
[9] Reynolds

از حوزه دانش برای فرآیند جستجو استفاده می‌کند. اضافه شدن حوزه دانش در بهبود کارائی الگوریتم های تکاملی مؤثر است و فرآیند جستجو را هوشمندانه تر می‌کند. در واقع، اضافه شدن حوزه دانش مکانیزمی برای کاهش فضای جستجو از طریق هرس کردن قسمت‌های نامناسب آن می‌باشد. این الگوریتم دارای دانش‌های مختلفی در فضای باور خویش است که به امر جستجو کمک می کند. در واقع یک سیستم دوگانه وراثتی است، که دو فضای جستجو را ارائه می‌دهد[۲۵].

الگوریتم انبوه ذرات[1]: این الگوریتم توسط کندی و ابرهارت در ۱۹۹۵ ارایه شد و یکی از روش‌های بهینه‌سازی تکاملی است که مبتنی بر هوش جمعی است. ایده‌ی الگوریتم انبوه ذرات از رفتار اجتماعی حیوانات مثل دسته‌ی پرندگان یا ماهی‌ها الهام گرفته شده‌است.

بسیاری از مسائل در جهان واقعی، می‌تواند به یک مسئله بهینه‌سازی تبدیل شود و قابل حل باشد که الگوریتم‌های بهینه‌سازی بسیاری برای حل مسائل بهینه سازی تاکنون معرفی شده‌است که هرکدام دارای نقاط قوت و نقاط ضعفی می باشد. یکی از این الگوریتم‌ها، الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات می‌باشد که بیشتر در حل مسائل بهینه سازی پیوسته به کار رفته‌است[۲۶].

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات یک الگوی هوش ازدحامی قدرتمند و گسترده است که توسط کندی و ابرهارت در سال ۱۹۹۵ برای حل مسائل بهینه سازی معرفی شده‌است. الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات در بسیاری از مسائل بهینه سازی مورد استفاده قرار گرفته‌است. الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات حساس به شراط اولیه می‌باشد[۲۷].

الگوریتم ایمنی مصنوعی[2]: در اواسط دهه ۱۹۸۰ مقالاتی توسط فارمر[3]، پاکارد[4] در مورد شبکه‌های ایمنی ظاهر شد و تنها در اواسط دهه ۱۹۹۰ بود که الگوریتم ایمنی مصنوعی به درستی به یک زمینه تبدیل شد. اولین کتاب در سیستم ایمنی مصنوعی توسط داسگوپتا در سال ۱۹۹۹ ویرایش شد. سیستم‌های ایمنی مصنوعی رده‌ای از الگوریتم‌های تکاملی هستند که از سیستم ایمنی بدن جانداران الهام گرفته شده‌اند. از میان الگوریتم های تکاملی ارائه شده در سال‌های اخیر الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی با الهام گرفتن از سیستم ایمنی بدن موجودات زنده، روش مناسب را برای حل مسائل بهینه‌سازی عمومی پیدا می‌کند. الگوریتم‌هایی که در سیستم ایمنی مصنوعی طراحی شده‌اند ایمنی تخصصی را مدل کرده‌اند و این الگوریتم برای حل طیف گسترده‌ای از مسائل کامپیوتری مورد استفاده قرار گرفته‌اند. سیستم ایمنی بدن سازوکاری است که با تکثیر به موقع سلول‌های تدافعی آنتی‌بادی، مانع رشد و تکثیر سلول‌های بیماری‌زای آنتی‌ژن در بدن می‌شود[۲۸].

کلونی هوشمند زنبور[5]: کلونی هوشمند زنبور، الگوریتم جستجو مبتنی بر جمعیت است در سال ۲۰۰۵ توسط کارابوگا ارائه شد سپس در همان سال توسط دکتر فام و دکتر افشین قنبرزاده توسعه یافت. این الگوریتم یک الگوریتم بهینه‌سازی ساده و مبتنی بر جمعیت است که در آن جمعیت راه‌حل در هر تکرار به‌روزرسانی می‌شود. از این الگوریتم در بسیاری از مشکلات جزئی بهینه‌سازی استفاده شده است. الگوریتم کلونی هوشمند زنبور به شبیه‌سازی رفتار کاوشی این گروه از زنبورها می‌پردازد، به‌گونه‌ای‌که هر منبع غذا یک راه‌حل احتمالی برای مشکل بهینه‌سازی ارائه می‌کند و کیفیت منبع بیانگر برازش راه‌حل مربوطه است[۲۹].

الگوریتم کرم شب‌تاب[6]: الگوریتم کرم شب‌تاب توسط ژین‌شی‌یانگ[7] در سال ۲۰۰۸ بر مبنای رفتار و الگوهای چشمک زن کرم‌های شب‌تاب در طبیعت ارائه گردید[۳۰, ۳۱]. FA یک از روش‌های هوشمندی گروهی و یک نوع الگوریتم متاهیوریستیک ، الهام گرفته شده از طبیعت و تصادفی است که تقریبا در همه زمینه‌های بهینه‌سازی، مهندسی و نیز مسائل ان‌پی-سخت[8] به کار گرفته شده‌است. این الگوریتم متعلق به گروه الگوریتم‌های تصادفی است بدین معنا که یک نوع جستجوی تصادفی برای رسیدن به مجموعه‌ای از راه‌حل‌ها به کار برده می‌شود. الگوریتم کرم شب‌تاب در پایین‌ترین سطح خود بر تولید راه‌حل‌ها درون یک فضای جستجو تمرکز می‌کند و بهترین راه‌حل را برای بقا انتخاب می‌نماید. جستجوی تصادفی از گیر افتادن در دام بهینه محلی اجتناب می‌کند. برای الگوریتم‌های متاهیوریستیک اکتشاف به معنی فرآیند کشف راه حل‌های گوناگون درون فضای جستجو است در حالی‌که بهره-

[1] Particle swarm optimization
[2] Artificial Immune Systems
[3] Reynolds
[4] Packard
[5] Artificial bee colony algorithm
[6] Firefly Algorithm
[7] Xin She Yang
[8] NP-hard

برداری به معنی تمرکز فرآیند جستجو درون بهترین راه‌حل‌های همسایگی است. کرم شب‌تاب یک الگوریتم جمعیت محور است.

الگویتم فاخته: یکی از جدیدترین و قویترین روش های بهینه سازی تکاملی ، الگوریتم بهینه سازی فاخته می باشد که توانایی بیشتری در پیدا کردن نقاط بهینه سراسری دارد. این الگوریتم رفتار پرنده فاخته در لانه سازی و تخم گذاری را برای حل مسائل بهینه سازی شبیه سازی می کند. الگوریتم فاخته با الهام از روش زندگی پرنده ای به نام فاخته است که در سال ۲۰۰۹ توسط شین او یانگ و دب ساوش توسعه یافته است این الگوریتم توسط پرواز لوی[1] شبیه سازی شده است. الگوریتم فاخته بعد ها در سال ۲۰۱۱ توسط رامین رجبیون به طور کامل با جزئیات بیشتر مورد بررسی قرار گرفت[۳۲].

الگوریتم کوسه ماهی[2]: یکی از آبزیان نسبتاً بزرگ است. اقیانوس ها بیش از ۲۰ هزار گونه از ماهی‌ها را در خود جای داده‌اند که از این تعداد به ۳۸۵ گونه، کوسه هستند. مدت-ها پیش از به وجود آمدن دایناسورها، کوسه‌ها فرمانروای آب‌ها بودند. آنها نخستین بار بیش از ۴۰۰ میلیون سال پیش شکل گرفتند و در ۱۰۰ میلیون سال اخیر به ندرت دستخوش تغییر و دگرگونی شده‌اند. کوسه‌ها دستگاه‌هایی هستند که برای شکار تنظیم شده‌اند. آنها که متکی به حس شنوایی ویژه‌اشان برای گرفتن شکار هستند، می‌توانند لرزش صدا را در فاصله ای بیش از ۳۰۰۰ پا تشخیص دهند. کوسه‌ها به ویژه به لرزش‌های با بسامد پایین که از سوی شکار پخش می‌شوند، حساسند. لرزش صدای بلندگوها که مانند صدای ماهی زخمی است، کوسه‌ها را به حالت دیوانگی و از خود بیخودشدگی می‌برد. هر چه که کوسه به شکار نزدیک‌تر می‌شود، حس بویایی‌اش بیشتر به کار می‌افتد کوسه‌ها می‌توانند یک قطره خون را در ۲۵ گالن آب تشخیص دهند. آب، درون سوراخ‌های بینی کوسه‌ها که در بخش زیرین حلزونی شکل گرفته‌است جاری می‌شود. همچنین کوسه‌ها منافذی کوچک برای جذب سیگنال‌های الکتریکی، که در هنگام حرکت جانوران ایجاد می‌شود، دارند. این منفذها مانند یک حس اضافی می‌مانند که به کوسه‌ها در یافتن شکار یاری می‌رساند، حتی اگر این موجود در زیر شن‌ها پنهان شده باشد. در این بخش روند یافتن غذا(طعمه) توسط کوسه به مدل ریاضی تبدیل شده و از آن به عنوان الگوریتم بهینه‌سازی مورد استفاده قرار می‌گیرد. این الگوریتم اولین بار توسط اویس عابدینی و همکاران در سال ۲۰۱۴ ارائه گردید[۳۳].

۹- نتیجه گیری

هدف اصلی این مدلهای پیشنهادی، ارتقای فرآیند ارزیابی ریسک اعتباری برای شرکت‌های کوچک و خرد است که یک اقدام نوآورانه در این زمینه محسوب می‌شود. برای دستیابی به این هدف، یک مجموعه داده جامع شامل ابعاد مختلفی مانند اطلاعات مالی، اطلاعات خرد رفتاری شرکت‌ها، اطلاعات اعتبار عمومی و دسترسی شخص ثالث به اطلاعات، جمع‌آوری می‌شود. می‌توان از تکنیک‌های پردازش نمونه نامتوازن برای دستیابی به نمایش عادلانه‌تر نمونه‌های طبقه اقلیت استفاده کرد. متعاقباً، می‌توان از یک طبقه‌بندی‌کننده یادگیری ماشین برای تشخیص عوامل بحرانی که بر اعتبار این شرکت‌ها تأثیر منفی می‌گذارند، به کار گرفت. در این مدلهای پیشنهادی یک مدل کارت امتیازدهی با الگوریتم های مناسب یادگیری ماشین را می توان بر اساس این عوامل شناسایی شده توسعه داد تا ارزیابی ریسک اعتباری دقیق‌تر و ظریف‌تری را برای شرکت‌های کوچک و خرد ارائه شود. از این مدلها سه نتیجه اصلی به دست می‌آید: اولاً، ادغام الگوریتم‌های تکاملی با الگوریتم‌های یادگیری ماشین مزایای عملکردی خاصی را در مدیریت مجموعه داده‌های نامتوازن نشان می‌دهد. ثانیاً، اطلاعات مالی قابل اعتماد همچنان در قلب عوامل تعیین‌کننده ریسک حیاتی قرار دارد. ثالثاً، مدل کارت امتیازدهی شبکه‌های عصبی کانولوشن مبتنی بر ویژگی‌های قابل توجه، به طور مؤثر دقت ارزیابی ریسک اعتباری را افزایش می‌دهد. این بینش‌ها، مشارکت‌های نظری و پیامدهای عملی برای ارزیابی ریسک اعتباری شرکت‌های کوچک و خرد ارائه می‌دهند. اگر با دقت به موضوع این مقاله پرداخته شود مبتنی بر ترکیب الگوریتم‌های تکاملی و الگوریتم‌های طبقه‌بندی یادگیری ماشین می‌توان بهترین و جدیدترین مدل‌ها را برای پیش‌بینی و ارزیابی ریسک اعتباری جهت طبقه‌بندی مشتریان بانکی ارائه داد.

۱۰- منابع

1. Salihu, A. and V. Shehu, Data mining based classifiers for credit risk analysis. Managing Global Transitions, 2020. 18(2): p. 147-167.

2. Zhang, X. and L. Yu, Consumer credit risk assessment: A review from the state-of-the-art classification algorithms, data traits, and learning

[1] levy

[2] Shark

Risk and Financial Management, 2023. 16(12): p. 496.
16.Roy, J. and L. Vasa, Transforming credit risk assessment: A systematic review of AI and machine learning applications. Journal of Infrastructure, Policy and Development, 2025. 9(1): p. 9652.
17.Moradi, S. and F. Rafiei, A dynamic credit risk assessment model with data mining techniques: evidence from Iranian banks. Financ Innov 5: 15. 2019.
18.Wang, Z., Artificial Intelligence and Machine Learning in Credit Risk Assessment: Enhancing Accuracy and Ensuring Fairness. Open Journal of Social Sciences, 2024. 12(11): p. 19-34.
19.Gu, Z., Lv, J., Wu, B., Hu, Z., & Yu, X. (). , Credit risk assessment of small and micro enterprise based on machine learning. Heliyon, 10(5). 2024.
20.Islam, M.A., Uddin, M. A., Aryal, S., & Stea, G. , An ensemble learning approach for anomaly detection in credit card data with imbalanced and overlapped classes. Journal of Information Security and Applications, 78, 103618., 2023.
21A.M.D.G., Genetic Algorithm Parameter Optimization using Taguchi Robust Design for Multi-response Optimization of Experimental and Historical Data. International Journal of Computer Applications (0975 – 8887) Volume 127 – No.5, October 2015, 2015.
22.Xin-she, Nature-inspierd Metacheuristic Algorithm. Published in 2010 by Luniver Press Frome, BA11 6TT, United Kingdom www.luniver.com, 2010.
23.JONATHAN ROSE, W.K., AND JURGEN WOLF, Temperature Measurement and Equilibrium Dynamics of Simulated Annealing Placements. IEEE TRANSACTIONS ON COMPUTER-AIDED DESIGN. VOL. 9. NO. 3, MARCH 1990 253, 1990
24.Kirkpatrick S, G.C.D., Vecchi M.P., Optimization by Simulated Annealing. Science, New Series, Vol. 220, No. 4598, May 13, pp. 671-680, 1983.
25.Wu Y, G.X., Huang XL, Zenger K. , A Cultural Particle Swarm Optimization Algorithm. In2010 Sixth International Conference on Natural Computation 2010 Aug 10 (Vol. 5, pp. 2505-2509). IEEE., 2010.
26.A., U.A.a.M., discrete particle swarm optimization method for feature selection in binaryclassification problems. European Journal of Operational Research 206,pp: 528–539. , 2010.
methods. Expert Systems with Applications, 2024. 237: p. 121484.
3. Obunadike, C., Machine learning for credit risk analysis across the United States. Copyright © 2024 Author(s) retain the copyright of this article., 2024.
4. Oyetola, O., et al., Credit Risk and its Management in the Banks: A Conceptual Review. 2023.
5. Addy, W.A., et al., Predictive analytics in credit risk management for banks: A comprehensive review. GSC Advanced Research and Reviews, 2024. 18(2): p. 434-449.
6. Koorapati, K., et al., Towards a unified ontology for IoT fabric with SDDC. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2022. 34(8): p. 6077-6091.
7. Gai, K., M. Qiu, and X. Sun, A survey on FinTech. Journal of Network and Computer Applications, 2018. 103: p. 262-273.
8. Wamba, S.F., et al., Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. Journal of business research, 2017. 70: p. 356-365.
9. Edilia, S. and N.D. Larasati, Innovative approaches in business development strategies through artificial intelligence technology. IAIC Transactions on Sustainable Digital Innovation (ITSDI), 2023. 5(1): p. 84-90.
10.Chang, V., et al., Credit Risk Prediction Using Machine Learning and Deep Learning: A Study on Credit Card Customers. Risks, 2024. 12(11): p. 174.
11.Leo, M., S. Sharma, and K. Maddulety, Machine learning in banking risk management: A literature review. Risks, 2019. 7(1): p. 29.
12.Shakya, S. and S. Smys, Big data analytics for improved risk management and customer segregation in banking applications. Journal of IoT in Social, Mobile, Analytics, and Cloud, 2021. 3(3): p. 235-249.
13.Van Thiel, D. and W.F.F. Van Raaij, Artificial intelligence credit risk prediction: An empirical study of analytical artificial intelligence tools for credit risk prediction in a digital era. Journal of Risk Management in Financial Institutions, 2019. 12(3): p. 268-286.
14.Xiaoli, W. and N. Nong, Evaluating big data strategies for risk management in financial institutions. Journal of Computational Social Dynamics, 2021. 6(3): p. 34-45.
15.Suhadolnik, N., J. Ueyama, and S. Da Silva, Machine learning for enhanced credit risk assessment: An empirical approach. Journal of

How to cite: S.karimloo sayah,. Credit Risk of Bank Customers: Proposed Models for Predicting and Assessing Credit Risk for Classifying Bank Customers Based on Machine Learning and Evolutionary Algorithms, Journal of Distributed Computing and Systems (JDCS), Vol 8, Issue 2, Page 69-87, 2026

Credit Risk of Bank Customers: Proposed Models for Predicting and Assessing Credit Risk for Classifying Bank Customers Based on Machine Learning and Evolutionary Algorithms

[1]S.karimloo sayah
[1] Islamic Azad University, Jonoob Tehran Branch

Abstract

Two of the main concerns of banks are lending and credit card issuance, which involve the risk of non-payment, and banks must develop their credit assessment systems based on guidelines, developers of such systems from banks. However, they always end up in trouble and at a loss because the models they use get good at accurately predicting the properties of the assumptions. Traditionally, static models are used to model credit bank patterns, but economic factors are independent of political fluctuations; as the political atmosphere changes, the economic environment also changes with it. This is especially evident in Iran after the 2008-2016 US sanctions, as it is highly likely that they were unable to repay their debts (i.e. became bad customers). It is necessary to create dynamic models that incorporate various political-economic factors, which can be combined to propose hybrid models for credit assessment relative to bank classification based on classification algorithms and proposed algorithms. The model can have two stages, the first stage of which is data preprocessing (to eliminate data defects) resulting from the feature selection function, that is, selecting the appropriate features from among the existing features in the feature set. The second stage of the proposed system is the result of the work and the main output of the proposal, namely the classification of customers, who are divided into two categories, namely those who are eligible to

27.Kar S, D.S.K.a.M.M., Gene selection from microarray gene expression data for classification of cancer subgroups employing PSO and adaptive K-nearest neighborhood technique. Expert Systems with Applications 42 612–627., 2015.
28.Xuanwu, volutionary Algorithm and its Application in Artificial Immune System. Second International Symposium on Intelligent Information Technology Application, 2008.
29.Mishra, A., Agarwal, C. , Sharma, A Optimized gray-scale image watermarking using DWT–SVD and firefly algorithm. Expert Systems with applications, 41 , 7858–7867 2014.
30.X, Y., Firefly algorithms for multimodal optimization. Zeugmann T, editors. Proceedings fifth symposium on stochastic algorithms, foundations and applications .Lecture notes in computer science, vol. 5792; 2009. p. 169–78., 2009.
31.X, Y., Firefly algorithm, stochastic test functions and design optimization. Int J Bio-Inspired Comput 2010;2(2):78–84., 2010.
32.R, R., Cuckoo Optimization Algorithm. Cookies are used by this site. For more information, visit the cookies page. Copyright © 2011 Elsevier B.V. or its licensors or contributors. ScienceDirect ® is a registered trademark of Elsevier B.V., 2011.
33.OVEIS ABEDINIA, N.A., AND ALI GHASEMI., A New Metaheuristic Algorithm Based on Shark Smell Optimization. DOI 10.1002/cplx.21634 Published online 2 December 2014 in Wiley Online Library (wileyonlinelibrary.com), 2014.

سحر کریم‌لو سیاح: کارشناس ارشد رشته مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی و رباتیک از دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب می باشد.
نشانه رایانامه ایشان:
sayah.sahar@gmail.com

روش ارجاع: س. کریم‌لو سیاح. ریسک اعتباری مشتریان بانکی: پیشنهاد مدل‌هایی مبتنی بر یادگیری ماشین و الگوریتم های تکاملی برای پیش‌بینی و ارزیابی ریسک اعتباری جهت طبقه‌بندی مشتریان بانکی. دو فصلنامه محاسبات و سامانه های توزیع شده، سال هشتم، شماره۲، شماره پیاپی۱۶، صفحه ۶۹ تا ۸۷، سال ۱۴۰۴.

borrow and those who have the conditions to qualify for borrowing, where appropriate classification techniques can be used in this part. In fact, the main objective of this review is to propose models for credit prediction and assessment in terms of bank classification based on machine learning and developmental algorithms.

Key words: credit, banking, classification and development algorithms