

برآورد احتمال نکول مشتریان حقیقی بانک با استفاده از روش شبکه‌های عصبی
(مطالعه موردی: بانک پاسارگاد)

دکتر محمدحسین پورکاظمی^۱
دکتر الدار صداقت‌پرست^۲
رضا ده‌پناه^۳

چکیده

شناسایی عوامل اصلی نکول و استفاده از این اطلاعات در تصمیم‌گیری برای پرداخت تسهیلات، می‌تواند در کاهش هزینه‌های بانک نقش بسیار موثری داشته باشد. تحقیق حاضر با هدف شناسایی عوامل موثر بر ایجاد نکول و پیش‌بینی احتمال نکول متقاضیان حقیقی بانک پاسارگاد، با استفاده از روش شبکه‌های عصبی انجام شده است. نمونه مورد بررسی، شامل اطلاعات پرونده تسهیلات ۴۷۰ مشتری، از جامعه آماری ۲۵۳۴۲ مشتری شعب بانک پاسارگاد شهر تهران، در سال‌های ۱۳۹۲ تا ۱۳۹۳ است. نتایج اجرای مدل نشان می‌دهد که روش شبکه‌های عصبی می‌تواند با دقت ۹۲ درصد پیش‌بینی مناسبی از احتمال نکول متقاضیان داشته باشد. طبق نتایج این روش، متغیرهایی چون سوء سابقه مالی و نوع وثیقه، تاثیر زیادی بر روی پیش‌بینی داشته‌اند.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی، ریسک اعتباری، داده‌کاوی، شبکه عصبی.

طبقه‌بندی JEL: G32, G17, C81, C45.

^۱ عضو هیات علمی، دانشگاه شهید بهشتی H_pourkazemi@yahoo.com.au

^۲ عضو هیات علمی، موسسه عالی آموزش بانکداری ایران E.sedaghatparast@ibi.ac.ir

^۳ کارشناس ارشد بانکداری اسلامی Reza.dehpanah@gmail.com

مقدمه

بررسی نظام اقتصادی در سطح بین‌المللی بیانگر این حقیقت است که همواره میان سرمایه‌گذاری و سطح پیشرفت اقتصادی کشورها رابطه نزدیکی وجود دارد. به این معنی که کشورهایی با الگویی کارآمد در تخصیص سرمایه به بخش‌های مختلف اقتصادی، اغلب از پیشرفت اقتصادی و در نتیجه رفاه اجتماعی بالاتری برخوردار می‌باشند (گوتمن^۱، ۱۹۹۴).

تجهیز و تخصیص منابع سرمایه‌گذاری به فعالیت‌های اقتصادی، از طریق بازار مالی صورت می‌پذیرد که اعتبارات بانکی قسمتی از این بازار است. مهم‌ترین فعالیت بانک‌ها، جمع‌آوری منابع مالی و تخصیص آن‌ها به بخش‌های مختلف اقتصادی می‌باشد. اما باید توجه داشت که از یک طرف، همین منابع مالی تامین‌کننده نیازهای بانک از جهت اعطای تسهیلات بوده و از طرف دیگر بانک‌ها باید منابع مالی محدود خود را به صورت بهینه و به تولید کالاها و خدمات اختصاص دهند که به معنای فعالیت بنگاه در سطح کارا می‌باشد، چرا که از نظر تئوری‌های اقتصاد، کارایی نتیجه بهینه‌سازی تولید و تخصیص منابع است (شوری، ۱۳۶۶).

بنابراین بانک‌ها درصدد اعطای تسهیلات خود به شرکت‌ها و افرادی هستند که ضمن برخورداری از ریسک پایین، بتوانند بازده متناسب با سود تسهیلات اعطایی داشته باشند. این امر زمانی محقق می‌شود که بانک‌ها قادر به شناسایی مشتریان خود اعم از حقیقی و حقوقی بوده و بتوانند آن‌ها را بر اساس توانایی و تمایل نسبت به بازپرداخت کامل و به موقع تعهدات، با استفاده از معیارهای مالی و غیرمالی مناسب، طبقه‌بندی کنند؛ زیرا در چنین سیستمی تسهیلات به متقاضیانی اعطا می‌شود که از ریسک اعتباری کمتری برخوردار بوده و احتمال بازپرداخت بدهی آن‌ها در موعد مقرر بیشتر است. با توجه به این‌که این وجوه می‌توانند به‌عنوان منبع مالی برای اعطای تسهیلات بعدی مورد استفاده قرار گیرند، در این صورت نقش بسیار مهمی در افزایش سرمایه‌گذاری، رشد و توسعه اقتصادی کشور دارند (جان و ادوارد^۲، ۱۹۹۸).

¹ Gutman

² John & Edward

هدف بانک‌ها از اعطای تسهیلات، سودآوری است. مطالبات غیرجاری، در واقع مطالباتی است که به موقع بازپرداخت نمی‌شود. این عدم بازپرداخت به موقع از چند منظر سودآوری بانک را تهدید می‌کند:

- درآمدهای پیش‌بینی شده در موعد مقرر حاصل نشده و بانک با مشکل تحقق درآمدی مواجه می‌شود.
- مدیریت نقدینگی بانک با اختلال مواجه شده و در شرایطی ممکن است بانک مجبور به تأمین مالی با نرخ‌های بالا شده و یا موجب منفی شدن حساب جاری بانک نزد بانک مرکزی و اجبار به پرداخت جرایم متعلقه شود که از این منظر نیز سودآوری بانک تحت تأثیر قرار می‌گیرد.
- طبق استانداردهای حسابداری بانکی، بانک موظف است که برای مطالبات غیرجاری، ذخیره در حساب‌ها منظور نماید و این امر سهامداران را از دسترسی به سودهای بانک محروم می‌نماید.
- هر چه حجم مطالبات غیرجاری بیشتر باشد، حجم مطالبات سوخت شده نیز بیشتر خواهد بود.

بدین ترتیب، به چارچوب و سازوکاری مشخص و دقیق نیاز است تا بانک‌ها بتوانند بر طبق آن ریسک اعتباری مشتریان را بسنجند و سپس در مورد آن‌ها تصمیم مقتضی را اتخاذ نمایند. ولی با وجود اهمیت ریسک اعتباری در فعالیت‌های بانکی و موسسات مالی، به نظر می‌رسد که حرکت منسجم و سازمان یافته‌ای برای ایجاد مدل‌های ریسک اعتباری در کشور صورت نگرفته است. برای مثال در بازارهای مالی کشور، از یک سو نبود شاخص‌های ریسک اعتباری و موسسات رتبه‌بندی به وضوح احساس می‌شود و از سوی دیگر در زمینه اعطای تسهیلات به مشتریان نیز روند منسجم و منظمی برای تعیین ریسک اعتباری و رتبه‌بندی آن‌ها و تعیین سقف‌های اعتباری بر اساس شاخص‌های ریسک، ملاحظه نشده است و در حال حاضر کارشناسان و کمیته اعتباری به تعیین آن‌ها می‌پردازند. در این صورت برخورداری از یک مدل سنجش ریسک کارآمد، نه تنها تصمیم‌گیری در زمینه اعطای اعتبار و اخذ وثائق را تسهیل می‌کند، بلکه باعث خواهد شد که سیستم بانکی و

به دنبال آن کشور، از الگوی کارآمدی در تخصیص سرمایه به بخش‌های مختلف اقتصادی برخوردار شود (صفری و همکاران، ۱۳۸۹).

اهمیت اعطای تسهیلات در شعب بانکداری و نقش مهم آن در رشد اقتصادی و افزایش اشتغال، منجر به توسعه چندین مدل گوناگون برای ارزیابی اعتباری مشتریان متقاضی این تسهیلات شده است. اما بسیاری از این مدل‌ها، مدل‌های کلاسیک بوده و توانایی ارزیابی را به‌طور کامل و بهینه ندارند؛ بنابراین زمینه ورود مدل‌های داده‌کاوی و هوش مصنوعی به این موضوع فراهم شده است.

مبانی نظری و پیشینه تحقیق

ریسک اعتباری و اعتبارسنجی مشتریان

ریسک اعتباری از این واقعیت ریشه می‌گیرد که طرف قرارداد^۱ نتواند یا نخواهد تعهداتش را انجام دهد. به شیوه سنتی، تأثیر این ریسک با هزینه ریالی ناشی از نکول طرف قرارداد سنجیده می‌شود. زیان‌های ناشی از ریسک اعتباری ممکن است قبل از وقوع واقعی نکول از جانب طرف قرارداد، ایجاد شود. بنابراین، ریسک اعتباری را می‌توان به عنوان زیانی محتمل تعریف کرد که در اثر اعطای تسهیلات اتفاق می‌افتد و زمانی واقع می‌شود که توانایی طرف قرارداد در انجام تعهداتش تغییر کند. تغییر ارزش بازار بدهی به‌خاطر تغییر رتبه‌بندی اعتباری (یا تغییر آگاهی بازار از توانایی طرف قرارداد نسبت به انجام تعهداتش) را نیز می‌توان به‌عنوان ریسک اعتباری در نظر گرفت (ابراهیمی و همکاران، ۱۳۹۰).

اعتبارسنجی به مفهوم ارزیابی و سنجش توان بازپرداخت متقاضیان اعتبار و تسهیلات مالی و احتمال عدم بازپرداخت اعتبارات دریافتی از سوی آن‌ها می‌باشد و نظامی است که به‌وسیله آن بانک‌ها و موسسات اعتباری با استفاده از اطلاعات حال و گذشته متقاضی، احتمال عدم بازپرداخت تسهیلات توسط وی را ارزیابی نموده و به او امتیاز می‌دهند (جلیلی، ۱۳۸۸). برای امتیازدهی اعتباری، معیارهایی لازم است تا توسط این معیارها، اطلاعات غربال‌گری شوند، سپس اطلاعات مربوطه جمع‌آوری شده و به عنوان ورودی به فرآیند

^۱ Counterparty

پردازش مدل وارد می‌شوند. هر چقدر معیارهای مورد استفاده مناسب‌تر باشد و البته مدل مورد استفاده بهتر و دقیق‌تر باشد، خروجی سیستم قوی‌تر بوده و با واقعیت منطبق‌تر می‌باشد و طبق این خروجی است که می‌توان پیش‌بینی و تصمیم‌گیری درستی نسبت به اهلیت اعتباری متقاضی تسهیلات داشت. در مدل‌های اعتبارسنجی پیشرفته نیز با استفاده از مدل‌های یادگیرنده (نظیر شبکه‌های عصبی چند لایه)، می‌توان این خاصیت مهم را ایجاد نمود تا سیستم همواره در مسیر صحیح سنجش قرار داشته باشد (هوانگ^۱، ۲۰۰۶). روش‌های گسترده‌ای در حوزه‌های آمار، ریاضی، اقتصادسنجی و پژوهش عملیاتی در بانک‌ها و موسسات اعتباری در زمینه امتیازدهی اعتباری مورد استفاده قرار می‌گیرد.

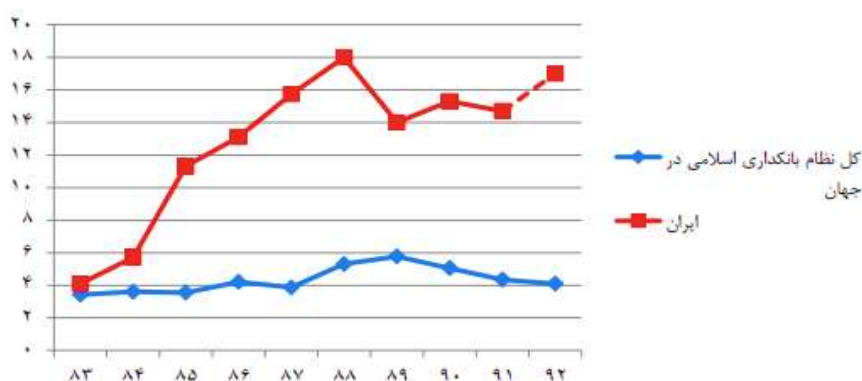
اعتبارسنجی در نظام بانکداری ایران

براساس آمار بانک جهانی، مطالبات معوق^۲ طبق استانداردها باید بین ۲ تا ۵ درصد تسهیلات اعطایی باشد و معوقات بیش از ۵ درصد تسهیلات بانکی، به‌عنوان ریسک پرخطر محسوب می‌شود. با توجه به آمار پژوهشکده پولی و بانکی این نرخ در کشورمان ۱۲/۸ درصد در سال ۱۳۹۴ ثبت شده است که نشان‌دهنده وضعیت پرریسک اعطای تسهیلات در بانک‌های ایران می‌باشد. مقایسه نسبت مطالبات غیرجاری برای ایران با سایر کشورهای دارای نظام بانکداری اسلامی، در نمودارهای ۱ و ۲ نمایش داده شده است.

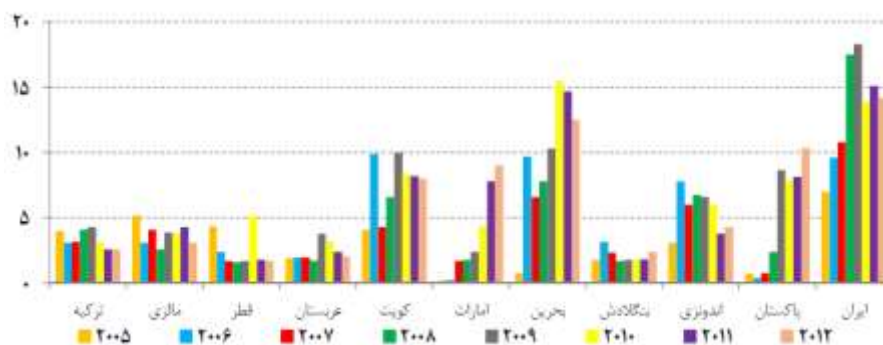
¹ Huang

² Non-Performing Loan (NPL)

نمودار ۱: مقایسه نسبت مطالبات غیرجاری بانکی به تسهیلات در ایران و جهان



نمودار ۲: متوسط نسبت مطالبات غیرجاری به مانده تسهیلات در بانک‌های اسلامی کشورهای مختلف (درصد) - بانک مرکزی ج.ا.ا. و KFHR



در سال ۱۳۹۵، میزان مطالبات غیرجاری بانک‌های کشور به حدود ۸۰ هزار میلیارد تومان رسید که ادامه این روند، خطرهای جدی برای نظام بانکی کشور و حتی کل اقتصاد ایران خواهد داشت. اگرچه NPL طی دو سال گذشته کاهش داشته و به عدد ۱۲/۸ درصد در سال ۱۳۹۴ رسیده، اما در مقایسه با استانداردهای جهانی همچنان این نرخ بالا می‌باشد که جدا از وضعیت اقتصادی، متأثر از به‌کارگیری روش‌های کمی و کیفی اعتبارسنجی ناکارا در بانک‌های کشور می‌باشد.

سیستم‌های رایج اعتبارسنجی در بانک‌های کشور استفاده مطلوبی از مدل‌های تدوین شده نمی‌کنند و همچنان از روش‌های سنتی در ارزیابی ریسک اعتباری مشتریان استفاده می‌کنند. بدین ترتیب، در این تحقیق لزوم تدوین و استفاده از مدل‌های مناسب برای پیش‌بینی علمی نکول و اعتبارسنجی، مورد تاکید قرار گرفته و با روش شبکه‌های عصبی، مدلی با خطای پیش‌بینی پایین ارائه خواهد شد.

پیشینه تحقیق

تحقیقات انجام شده در خصوص مدل‌سازی ریسک اعتباری مشتریان بانک‌ها را می‌توان به دو دسته مطالعات مربوط به مشتریان حقیقی و حقوقی تقسیم کرد. با توجه به مطالعات انجام شده سایر کشورها، روی اندازه‌گیری ریسک اعتباری مشتریان حقوقی و حقیقی، در کشور ما تمرکز محققین بر روی مشتریان حقوقی بوده است.

مالهورتا^۱ (۲۰۰۳) برای گروه‌بندی متقاضیان حقیقی تسهیلات در دو دسته، از شبکه‌های عصبی استفاده کردند و سپس نتایج را با مدل تحلیل تمایزی چندگانه مقایسه نمودند. بر طبق نتایج، مدل شبکه‌های عصبی در زمینه پیش‌بینی نکول، عملکرد بهتری نسبت به مدل تحلیل تمایزی نشان داد. آن‌ها در این تحقیق از متغیرهای جنسیت، وضعیت تاهل، تعداد فرزندان، تعداد کارت‌های اعتباری، سابقه مالی، طول دوره بازپرداخت و نوع وثیقه به‌عنوان متغیرهای مستقل استفاده کردند. مطالعه ماندالا^۲ و همکاران (۲۰۱۲)، به بررسی پرونده‌های اعتباری در یکی از بانک‌های اندونزی که کارایی ضعیفی داشت و حدود ۱۲ درصد از مشتریان در پرداخت بدهی‌هایشان دچار مشکل شده بودند، پرداخته است. آن‌ها با استفاده از مدل درخت تصمیم C5 و در نظر گرفتن متغیرهای سن، جنسیت، درآمد ماهانه، مخارج ماهانه، میزان پس‌انداز، نوع و مقدار وثیقه، توانستند با پیش‌بینی مشتریان بدحساب این مقدار را به ۵ درصد تقلیل دهند. بلانکو^۳ و همکاران (۲۰۱۳)، از مدل‌های شبکه عصبی، رگرسیون لجستیک، تحلیل تمایزی و تحلیل تمایزی درجه دوم برای اعتبارسنجی

¹ Malhorta

² Mandala

³ Blanco

متقاضیان تسهیلات استفاده کرده و با مقایسه نتایج به این نتیجه رسیدند که شبکه‌های عصبی هم دقت بیشتری در پیش‌بینی و هم خطای کمتری در گروه‌بندی به‌دست می‌دهد. آن‌ها در این تحقیق از متغیرهای سن، جنسیت، وضعیت تاهل، سطح تحصیلات، درآمد ماهیانه، تعداد افراد تحت تکفل، طول دوره بازپرداخت و مقدار تسهیلات درخواستی به‌عنوان متغیرهای مستقل استفاده کردند. بخت و التری^۱ (۲۰۱۴) نیز با در نظر گرفتن متغیرهای سن، جنسیت، درآمد کل، مقدار تسهیلات، هدف از درخواست تسهیلات، ملیت و نرخ بهره، به مقایسه دو روش رگرسیون لجستیک و شبکه‌های عصبی تابع پایه شعاعی، در پیش‌بینی ریسک اعتباری مشتریان بانک‌های اردن پرداختند.

از تحقیقات انجام شده بر روی مشتریان حقوقی نیز می‌توان به تحقیق المر و بروفسکی^۲ (۱۹۹۸) اشاره کرد که برای پیش‌بینی توانایی بازپرداخت تسهیلات از مدل شبکه عصبی چند لایه پرسپترون استفاده کردند و نتایج حاکی از این بود که قدرت پیش‌بینی مدل پرسپترون بیشتر از مدل تحلیل تمایزی بوده است.

مدرس و ذکاوت (۱۳۸۲) برای طراحی مدل‌های ریسک اعتباری، برای بانک توسعه صادرات ایران، یک نمونه ۱۲۰ تایی از مشتریان حقوقی را انتخاب و از روش‌های تحلیل تمایزی و رگرسیون لجستیک استفاده کردند. متغیرهای نسبت جاری، نسبت بدهی به مجموع دارایی‌ها، نسبت حقوق صاحبان سهام به مجموع دارایی‌ها، نسبت سود قبل از کسر مالیات به حقوق صاحبان سرمایه و نسبت سود قبل از کسر مالیات به خالص فروش، به عنوان پیش‌بینی‌کننده‌های نکول در مدل‌های تحلیل تمایزی و رگرسیون لجستیک استفاده شد. نتایج نشان داد که بر اساس متغیرهای مالی، می‌توان با دقت ۷۰ درصد مشتریان حقوقی بانک توسعه را از نظر ریسک اعتباری به خوش حساب و بد حساب دسته‌بندی کرد. از بین متغیرهای مالی استفاده شده در این تحقیق، متغیر نسبت جاری بیشترین سهم را در تفکیک مشتریان داشت.

رحمانی و اسماعیلی (۱۳۸۹) در تحقیقی به مقایسه مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی با رگرسیون لجستیک و تحلیل تمایزی، برای پیش‌بینی ریسک نکول پرداختند. آن‌ها با

^۱ Bekhet & Elleter

^۲ Elmer & Borowsky

استفاده از اطلاعات ۲۳۸۰۱ مشتری و انتخاب متغیرهای مدت بازپرداخت، مبلغ، نوع صنعت و نوع وثیقه به عنوان متغیرهای پیش‌بین به مقایسه مدل‌های رگرسیون لجستیک، تحلیل تمایزی و شبکه‌های عصبی پرداختند. نتایج این تحقیق حاکی از معنی دار بودن متغیرهای فوق در پیش‌بینی نکول است و مقایسه قدرت پیش‌بینی مدل‌ها، موید برتری شبکه‌های عصبی نسبت به رگرسیون لجستیک و تحلیل تمایزی می‌باشد.

ابراهیمی و همکاران (۱۳۹۰) با استفاده از مدل‌های شبکه‌های عصبی و تحلیل پوششی داده‌ها، به اعتبارسنجی متقاضیان حقوقی تسهیلات اعتباری پرداختند. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که مدل شبکه‌های عصبی نسبت به تحلیل پوششی داده‌ها عملکرد بهتری در پیش‌بینی ریسک اعتباری و گروه‌بندی متقاضیان تسهیلات دارند. آن‌ها در این تحقیق از ۲۱ متغیر شامل نسبت بدهی جاری به فروش خالص، تسهیلات کوتاه‌مدت به فروش خالص، میزان تسهیلات دریافتی، تسهیلات کوتاه‌مدت به کل دارایی، تسهیلات کوتاه‌مدت به بدهی جاری، دارایی جاری، موجودی کالا به دارایی جاری، نسبت جاری، نسبت آبی، نسبت دارایی جاری، دارایی جاری به دارایی ثابت، گردش دارایی ثابت، گردش کل دارایی، نرخ بازده دارایی‌ها، نسبت حاشیه سود، دارایی ثابت به ارزش ویژه، بدهی جاری به ارزش ویژه، بدهی کل به دارایی کل، ارزش ویژه به دارایی کل، بدهی جاری و بدهی جاری به کل دارایی به‌عنوان متغیرهای مستقل استفاده کردند.

روش‌شناسی تحقیق

جامعه آماری و حجم نمونه

در این تحقیق از داده‌های موجود مربوط به متقاضیان حقیقی تسهیلات اعتباری در پایگاه داده شعب بانک پاسارگاد در شهر تهران، با توجه به شرایط همگون اقتصادی کشور، در سال‌های ۱۳۹۲ تا ۱۳۹۳ استفاده خواهد شد که طی بازه فوق از شعب این بانک تسهیلات دریافت نموده و بخشی از آن‌ها دچار نکول شده‌اند. جامعه آماری شامل ۲۵۳۴۲ مورد تسهیلات اعتباری اعطایی، در بازه زمانی فوق، در تمام شعب بانک پاسارگاد سطح

شهر تهران (۲۱۰ شعبه) می‌باشد. تعداد ۴۷۰ مورد به صورت تصادفی از جامعه آماری برای ورود به مدل انتخاب شده است.

تحقیق حاضر با هدف تسهیل و بهبود فرایندهای اعطای تسهیلات اعتباری و به طور کلی بهبود عملکرد بانکها انجام گرفته و از آنجا که به منظور شناخت رفتار بین متغیرها به توصیف و تحلیل روابط بین آنها پرداخته شده است، از دید ماهیت و روش، توصیفی-همبستگی است. با استفاده از شبکه‌های عصبی مدلی جهت تبیین و تحلیل رابطه بین متغیرها ارائه شده تا رفتار متغیر وابسته (احتمال نکول) پیش‌بینی شود.

شبکه‌های عصبی و داده‌کاوی

شبکه‌های عصبی مصنوعی، سیستم‌هایی بر مبنای هوش مصنوعی است که می‌کوشد، کارکرد مغز انسان را به عنوان شبکه‌ای از نرون‌های متصل به هم در فرایند تصمیم‌گیری تقلید کند. در هر یک از نرون‌ها یک معادله تبدیل تعریف شده است که می‌تواند یک مدل اقتصادسنجی یا هر مدل ریاضی دیگر مثل توابع سیگموئیدی باشند. با استفاده از این معادله سعی می‌شود که وزن هر یک از متغیرها تعیین شود، به گونه‌ای که ارتباط معنی‌داری بین بردار داده‌ها و بردار ستانده‌ها (نتایج) برقرار کند. بدین ترتیب که ابتدا وزن‌های کوچک به هر یک از متغیرها داده می‌شود و سپس با استفاده از الگوریتم بازخورد، خطاهای ضرایب تعدیل می‌شوند. این کار تا زمانی ادامه می‌یابد که خطاها به حداقل ممکن تعیین شده از سوی پژوهشگر برسد. در شبکه‌های عصبی مصنوعی از داده‌های یکسانی که در فنون اقتصادسنجی نیز به کار گرفته می‌شود، جهت اخذ تصمیم مناسب استفاده می‌شود. همچنین فرایند تصمیم‌گیری در شبکه‌های عصبی مصنوعی به روش آزمون و خطا می‌باشد (لوپز^۱، ۱۹۹۹).

به منظور پیش‌بینی علمی از فرایندهای داده‌کاوی استفاده می‌شود که فرایندی تحلیلی برای کاوش داده‌های طراحی شده است. همچنین در جستجوی الگوهای سازگار یا روابط منظم بین متغیرها و سپس تایید این یافته‌ها با استفاده از الگوهای تشخیص داده شده،

^۱ Lopez

است. داده‌کاوی از ابزارها و رویکردهایی است که در فضای مدیریت دانش سازمان‌ها به کشف دانش از پایگاه داده‌ها کمک می‌کند.

هدف نهایی داده‌کاوی، ایجاد سیستم‌های پشتیبانی تصمیم‌گیری سازمانی است. داده‌کاوی به استخراج اطلاعات مفید و دانش از حجم زیاد داده‌ها می‌پردازد و الگوهای حاوی اطلاعات را در داده‌های موجود جست‌وجو می‌کند. این الگوها و الگوریتم‌ها، می‌توانند توصیفی باشند و یا جنبه پیش‌بینی داشته باشند. داده‌کاوی توصیفی، به دنبال یافتن اگرها در فعالیت‌ها یا اقدامات گذشته است و داده‌کاوی پیش‌بینانه با نگاه به سابقه، رفتار آینده را پیش‌بینی می‌کند (لارسه^۱، ۲۰۰۴).

داده‌کاوی دیدگاه کلی از تمام بانک‌های اطلاعاتی مشتریان ارائه می‌دهد و به صاحبان کسب و کار امکان اعمال رفتار و سیاست‌های متفاوت را به هر بخش می‌دهد. در حالت ایده‌آل هر سازمان باید هر یک از مشتریانش را به‌طور کامل بشناسد و خصوصیات آن‌ها را جداگانه مورد بررسی قرار دهد که داده‌کاوی این امکان را فراهم کرده است (فرانس^۲، ۲۰۰۳).

کلمنتاین نرم‌افزاری برای داده‌کاوی است که به کاربران اجازه می‌دهد بدون برنامه‌نویسی، به کار با الگوریتم‌های آماری و داده‌کاوی بپردازند. این نرم‌افزار برای آنالیزهای آماری به‌صورت سرور و کلاینت استفاده می‌شود و در واقع به‌وسیله آن می‌توان محاسبات بسیار پیچیده را به‌صورت متمرکز انجام داد. دستورات لازم برای پردازش داده‌ها به‌صورت آیکون انتخاب می‌شوند و سپس برای پردازش توسط سیستم به‌صورت خودکار به کدهای برنامه‌نویسی تبدیل می‌شوند (نیسبت و همکاران^۳، ۲۰۰۹).

متغیرهای تحقیق

متغیر وابسته در این تحقیق احتمال نکول متقاضیان تسهیلات می‌باشد. از ۴۷۰ داده استفاده شده برای آموزش و تست این مدل، تعداد ۱۱۰ نفر دارای وضعیت نکول بودند.

¹ Larose

² France

³ Nisbet, Elder, & Minor

همان طور که جدول ۱ نشان می‌دهد، برخی متغیرها از نوع کیفی، برخی از نوع طبقه‌بندی شده و ترتیبی و برخی از نوع کمی هستند. به عبارت دیگر متغیرهای ورودی مدل، ترکیبی از متغیرهای پیوسته و گسسته هستند و شبکه‌های عصبی این قابلیت را دارد که انواع متغیرها را پذیرفته و خروجی‌های مورد نیاز را پس از تحلیل در لایه‌های مختلف ارائه نماید.

جدول ۱: متغیرهای به‌کار رفته در مدل

ردیف	نام متغیر	توضیح متغیر	نام متغیر در مدل	مقادیر متغیر
۱	مدت زمان بازپرداخت	مدت زمان در نظر گرفته شده برای بازپرداخت تسهیلات می‌باشد.	Repay Period	۱، ۳، ۶، ۱۲، ۲۴، ۳۶، ۴۸، ۶۰، ۱۲۲ (مقادیر به ماه می‌باشند)
۲	درآمد	درآمد ماهانه فرد تسهیلات گیرنده در مقطع اعطای تسهیلات می‌باشد.	Income	بازه ۵۴۰.۰۰۰ الی ۱۰.۰۰۰.۰۰۰ تومان
۳	سن	سن تسهیلات گیرنده در مقطع اعطای تسهیلات	Age	بازه ۲۵ الی ۸۳ سال
۴	جنسیت	جنسیت فرد تسهیلات گیرنده	Gender	مرد، زن
۵	مبلغ تسهیلات	مبلغ تسهیلات پرداخت شده	Credit Amount	بازه ۴۰۰.۰۰۰ تومان الی ۳.۲۷۵.۰۰۰.۰۰۰ تومان
۶	نوع وثیقه	نوع وثیقه استفاده شده	Collateral type	سند، سپرده، سفته، قرارداد
۷	وضعیت تاهل	وضعیت تاهل فرد تسهیلات گیرنده در مقطع اعطای تسهیلات	Marital Status	مجرد، متاهل
۸	سابقه مالی	سابقه مالی گیرنده تسهیلات مبنی بر دارا بودن سابقه چک برگشتی و تعهدات غیر جاری و یا عدم دارا بودن سوء سابقه مالی	Financial record	دارد (نشان دهنده سوء ندارد (نشان دهنده عدم سوء سابقه مالی)
۹	نوع شغل	نوع شغل گیرنده تسهیلات	Job Type	دارای ۳ مقدار کارمند، کارمند دولتی، آزاد
۱۰	نحوه بازپرداخت	نحوه بازپرداخت تسهیلات اخذ شده	Repay Type	اقساطی، یک‌جا پرداخت
۱۱	نوع تسهیلات	نوع تسهیلات اخذ شده بر حسب نوع عقد	Credit Type	مشارکت مدنی، مضاربه، جعاله، فروش اقساطی، قرض الحسنه
۱۲	افراد تحت تکفل	تعداد افراد تحت تکفل فرد تسهیلات گیرنده در مقطع اعطای تسهیلات	Dependents	۰، ۱، ۲، ۳، ۴ و بیشتر

منبع: یافته‌های تحقیق

یافته‌های تحقیق

به کارگیری روش شبکه‌های عصبی

همان‌طور که پیش‌تر اشاره شد، پس از پالایش^۱ داده‌ها و متغیرها در نهایت ۴۷۰ داده شامل ۱۲ متغیر مستقل تحت عناوین مدت زمان بازپرداخت، درآمد، سن، جنسیت، مبلغ تسهیلات، نوع وثیقه، وضعیت تاهل، سوء سابقه مالی، نوع شغل، نحوه بازپرداخت، نوع تسهیلات و افراد تحت تکفل، به‌عنوان ورودی‌های مدل انتخاب شدند. نتایج انتخاب مشخصه‌ها برای پیش‌بینی احتمال نکول متقاضیان تسهیلات نشان می‌دهد که تمامی متغیرهای انتخاب شده، صلاحیت لازم برای پیش‌بینی احتمال نکول را دارا هستند و ورودشان به مدل بلامانع است.

در فرایند پیش‌بینی توسط شبکه‌های عصبی، معمولاً مجموعه‌ای از داده‌ها به‌عنوان ورودی در اختیار شبکه عصبی قرار می‌گیرد تا شبکه با تخمین رفتار سیستم مورد پیش‌بینی، عمل برون‌یابی را برای آینده انجام دهد. معمولاً بین ۷۰ تا ۸۰ درصد داده‌ها را به‌عنوان داده‌های آموزش شبکه در نظر می‌گیرند و مابقی را به‌عنوان داده‌های آزمایش به مدل وارد می‌کنند که این مقادیر به‌صورت تصادفی از مجموع داده‌ها توسط مدل انتخاب می‌شوند. در این پژوهش ۸۰ درصد داده‌ها به‌عنوان داده‌های آموزش و ۲۰ درصد مابقی به‌عنوان داده‌های آزمایش در نظر گرفته شدند. اغلب رویکردهای شبکه عصبی برای مسئله پیش‌بینی، از یک شبکه چند لایه پیش‌خور و از الگوریتم پس انتشار خطا یا الگوریتم‌های بهبود یافته و اصلاح شده آن استفاده می‌کند. در این تحقیق از شبکه‌های پرسپترون چند لایه با آموزش شبکه پس انتشار خطا از نوع تابع سیگموئید استفاده می‌شود. در شبکه‌های عصبی متغیرهای مستقل با وزن‌دهی که در لایه‌های میانی انجام می‌شود، می‌توانند به پیش‌بینی متغیر وابسته بپردازند. در حقیقت دقت پیش‌بینی تا حدود زیادی به نوع ترکیب و تعداد لایه‌های میانی شبکه بستگی دارد. تاکنون هیچ فرمول و روشی برای تعیین ترکیب و تعداد بهینه لایه‌های میانی تعیین نشده است و این مقادیر باید با استفاده از آزمون و خطا تعیین شوند. در نهایت این لایه‌ها باید به نحوی انتخاب شوند که خطای پیش‌بینی حداقل و

¹ Filtration

در نتیجه دقت پیش‌بینی حداکثر شود. تحقیق حاضر دارای ویژگی‌هایی می‌باشد که در جدول ۲ آورده شده است. در نمودار ۳ شبکه عصبی مورد استفاده در تحقیق با ۳ لایه پنهان ترسیم شده است. لازم به ذکر است که این اعداد از طریق آزمایش و خطا به دست آمده‌اند.

جدول ۲: مشخصات شبکه‌های عصبی به کار رفته در تحقیق

مقادیر	مشخصات	مقادیر	مشخصات
۱	تعداد نرون‌های لایه خروجی	۱	تعداد لایه‌های ورودی
پس انتشار خطا از نوع سیگموئید	نوع تابع کار و آموزش شبکه	۱۲	تعداد نرون‌های لایه ورودی
۰/۳	نرخ یادگیری	۳	تعداد لایه‌های پنهان
۳۰۰	تعداد تکرار	۵-۸-۶	تعداد نرون‌های لایه پنهان

منبع: یافته‌های تحقیق

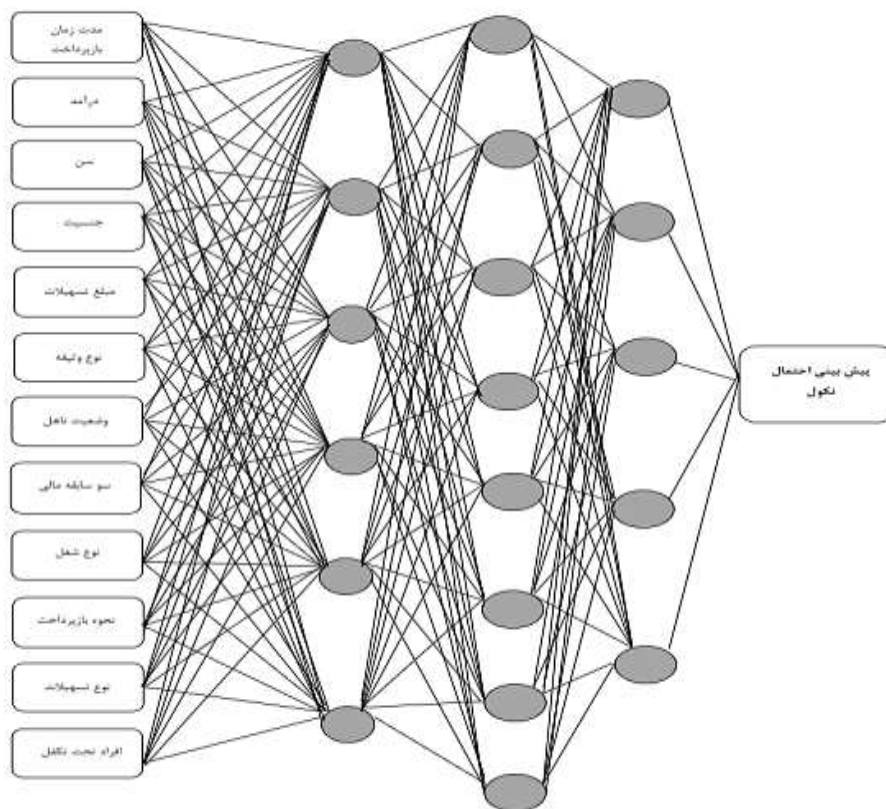
در جدول ۳ اطلاعات مربوط به دقت پیش‌بینی وضعیت متقاضیان تسهیلات و یا به عبارتی قدرت پیش‌بینی مدل و همچنین تعداد مواردی که صحیح یا غلط پیش‌بینی شده‌اند، آورده شده است. دقت این مدل ۹۲ درصد برای داده‌های آزمایش می‌باشد.

جدول ۳: دقت مدل برای داده‌های آموزش و آزمایش

داده‌های آزمایش	داده‌های آموزش	قدرت پیش‌بینی قد
۰/۹۲	۰/۸۶	دقت پیش‌بینی
۸۷	۳۲۴	تعداد پیش‌بینی‌های صحیح
۷	۵۲	تعداد پیش‌بینی‌های نادرست
۹۴	۳۷۶	تعداد کل رکوردها

منبع: یافته‌های تحقیق

نمودار ۳: شبکه عصبی مورد استفاده در تحقیق



طبق اطلاعات جدول ۳، مدل قادر است با دقت ۹۲ درصد پیش‌بینی کند که یک فرد متقاضی تسهیلات در صورت اعطای تسهیلات دچار نکول می‌شود یا خیر؟ پس از آموزش مدل شبکه عصبی، بر اساس اطلاعات ۳۷۶ متقاضی تسهیلات، عملکرد پیش‌بینی الگو برای ۹۴ مشتری (داده‌های آزمایش) در دوره تست (خارج از دوره آموزش) نیز نشان داده شده است.

تعیین ضرایب متغیرهای اثرگذار در پیش‌بینی

جدول ذیل مقدار دقیق ضریب تاثیر هر یک از متغیرها را نشان می‌دهد.

جدول ۴: ضریب تاثیر هر یک از متغیرهای تحقیق (به درصد)

نام متغیر مستقل	میزان اثرگذاری	نام متغیر مستقل	میزان اثرگذاری
سوء سابقه مالی	۱۵/۷۲	وضعیت تاهل	۸/۷۱
درآمد	۱۴/۰۳	دوره بازپرداخت	۴/۶
نوع وثیقه	۱۳/۱۳	جنسیت	۴/۵۴
مبلغ تسهیلات	۹/۹۸	تعداد افراد تحت تکفل	۴/۰۲
نحوه بازپرداخت	۹/۷۸	نوع تسهیلات	۳/۶۹
سن	۹/۲۶	نوع شغل	۲/۵۳

همان‌طور که در جدول ۴ مشاهده می‌شود، بر اساس آموزش صورت گرفته توسط مدل، متغیر سوء سابقه مالی بیشترین تاثیرگذاری را در پیش‌بینی احتمال نکول دارد و بعد از آن متغیرهای میزان درآمد و نوع وثیقه دارای تاثیرگذاری بیشتری نسبت به بقیه متغیرها در پیش‌بینی متغیر وابسته هستند. همچنین متغیرهای نوع تسهیلات و نوع شغل دارای کمترین تاثیرگذاری روی پیش‌بینی مدل هستند.

تجزیه و تحلیل یافته‌های تحقیق

عدم تعهدات معوق و چک برگشتی و به عبارتی عدم سوء سابقه مالی، با احتمال نکول تسهیلات رابطه معکوس دارد، به این معنی که مشتریان دارای عدم سوء سابقه مالی، در بازپرداخت تسهیلات دریافتی متعهد بوده و مشتریانی که دارای سوء سابقه مالی بوده‌اند، با احتمال بیشتری تسهیلات پرداختی به آنان با نکول مواجه می‌شود. نکول معمولاً در درآمدهای پایین اتفاق می‌افتد که این امر می‌تواند ناشی از قدرت بازپرداخت مشتری دارای درآمدهای بالا باشد. از این رو تناسب میان درآمد متقاضی و تسهیلات درخواستی و یا به عبارتی کشش اعتباری متقاضی از اهمیت زیادی برخوردار می‌باشد. وثیقه سپرده دارای

کمترین ریسک و نکول می‌باشد و بعد از آن قرارداد لازم الاجرا، سند ملکی و سفته در رتبه‌های بعدی قرار دارند. وثیقه سفته، با توجه به اینکه در کشور ما دارای قدرت اجرایی بالایی نمی‌باشد و به علت هزینه‌های مترتب بر صدور اجرائیه سفته، بانک‌ها رغبتی به اقدام بر روی آن ندارند، باعث شده تسهیلات‌گیرندگان در قبال سفته با آگاهی از این ضعف در بازپرداخت‌های خود دچار کوتاهی شده و نکول را رقم زنند. در رتبه بعد نیز سند ملکی قرار دارد که علی‌رغم اینکه وثیقه‌ای با ریسک کم به شمار می‌آید، اما با توجه به رکود اقتصادی در بخش مسکن، بسیاری از تسهیلات‌گیرندگان از روی عمد تسهیلات خود را بازپرداخت نمی‌کنند تا بانک بر روی سند ملکی اجرائیه صادر کرده و مشکلات فروش ملک را به عهده بگیرد که این امر باعث شده بانک‌ها به نوعی تبدیل به بنگاه معاملات مسکن شوند. نکول معمولاً در تسهیلات با مبلغ بالا اتفاق می‌افتد. تناسب میان مبلغ تسهیلات اعطایی و سطح درآمد و قدرت بازپرداخت مشتری فاکتور مهمی در نکول و یا عدم نکول می‌باشد. تسهیلاتی که به صورت اقساطی اعطا می‌شوند، بیشتر دچار نکول خواهند شد. تسهیلاتی که به صورت اقساطی اعطا می‌شوند، دارای بازپرداخت ۱۲ ماهه و بیشتر خواهند بود و از آنجایی که نرخ تورم سالانه کشورمان متغیر بوده و معمولاً فرد تسهیلات‌گیرنده در تسهیلات اقساطی نمی‌تواند پیش‌بینی صحیحی از وضع درآمدی خود در آینده و هزینه‌های پیش‌رو داشته باشد که این مهم می‌تواند منجر به عدم توان مشتری در بازپرداخت اقساط تعیین شده و در نهایت نکول گردد. در مقابل تسهیلات یک‌جا پرداخت چون معمولاً در بازه ۳ تا ۶ ماهه اعطا می‌گردند فرد متقاضی درک صحیحی از میزان بدهی خود در ۳ یا ۶ ماه آینده داشته و می‌تواند برنامه‌ریزی دقیقی جهت بازپرداخت تسهیلات انجام دهد.

افراد با سن کمتر از ۵۰ سال بیشتر دچار نکول می‌شوند، که این امر می‌تواند ناشی از عدم ثبات مالی در سنین پایین باشد. در سنین بالا فرد کشش مالی بهتری نسبت به دوران جوانی دارد که این مهم منجر به کاهش احتمال نکول در سنین بالا می‌شود. افراد مجرد بیشتر از افراد متأهل دچار نکول می‌شوند که این امر می‌تواند ناشی از عدم ثبات در سطح درآمدی افراد مجرد و عدم تعهد این قشر باشد. افراد متأهل با توجه به اینکه معمولاً تعهد بیشتری نسبت به افراد مجرد دارند، پیش‌بینی صحیح‌تری از درآمد و هزینه‌های خود داشته و احتمال نکول کمتری نسبت به افراد متأهل خواهند داشت.

معمولاً مردان بیشتر از زنان دچار نکول خواهند شد. دلیل این امر شاید بار مالی باشد که مردان در خانواده به دوش می‌کشند و اغلب زنان معمولاً فارغ از این مسئولیت مالی، بازپرداخت تسهیلات را با درآمدهای خود سنجیده و پیش‌بینی دقیق‌تری برای ایفای تعهدات پذیرفته شده دارند که این امر احتمال نکول زنان تسهیلات‌گیرنده را کاهش می‌دهد. افراد بدون فرزند و دارای ۲ فرزند، بیشتر از بقیه دچار نکول می‌شوند. افراد بدون فرزند چون بخش وسیعی از این تعداد را افراد مجرد و دارای سنین پایین تشکیل می‌دهند، استقلال مالی و ثبات درآمدی ندارند، معمولاً در بازپرداخت‌ها دچار نکول می‌شوند و از طرفی افراد دارای ۲ فرزند نیز با توجه به اینکه از نظر هزینه بار مالی بر دوش دارند، معمولاً در بازپرداخت‌هایشان دچار نکول می‌شوند. در طرف مقابل افراد دارای ۴ فرزند معمولاً در رده سنی بالاتری قرار می‌گیرند و فرزندانشان معمولاً به استقلال مالی رسیده‌اند و از طرفی خود افراد نیز در سنین بالا معمولاً در وضعیت ثبات مالی قرار دارند و از هزینه‌های فرزندان فارغ شده‌اند، لذا در بازپرداخت‌هایشان مشکلات کمتری داشته و کمتر نکول می‌کنند.

تسهیلات با دوره بازپرداخت بالاتر معمولاً بیشتر دچار نکول می‌شوند که علت این امر در رابطه با متغیر نوع بازپرداخت توضیح داده شده است. از طرفی در بازپرداخت‌های یک‌جا معمولاً در قالب تسهیلات مضاربه اعطا می‌شود که این تسهیلات در ارتباط با متقاضیان دارای جواز کسب می‌باشد. این دسته از متقاضیان با توجه به نوع کارشان که بازرگانی می‌باشد، معمولاً از دوره بازگشت سرمایه خود اطلاع داشته و بر مبنای آن دوره‌های بازپرداخت ۳ ماهه و یا ۶ ماهه را برای بازپرداخت انتخاب می‌کنند، در نتیجه کمتر دچار نکول می‌شوند.

عقد مشارکت مدنی بیشتر از سایر عقود دچار نکول می‌شود. این امر می‌تواند ناشی از موارد اعطای این عقد باشد. مشارکت مدنی احداث بنا در ملک شریک می‌باشد که با توجه به وضعیت رکود مسکن در سال‌های ۹۲ و ۹۳ و عدم فروش و یا تکمیل واحدها، فرد تسهیلات‌گیرنده قادر به بازپرداخت آن نمی‌باشد و یا مشارکت مدنی تولیدی که جهت تامین سرمایه در گردش واحدهای تولیدی اعطا می‌شود، با توجه به تحریم‌ها و وضعیت نابسامان اقتصادی حاکم در بازه مورد بررسی، کارگاه‌های تولیدی دارای وضعیت نامطلوبی از جهت تولید و بازار فروش بوده و پیش‌بینی تسهیلات‌گیرنده در فروش و بازگشت سرمایه

جهت بازپرداخت تسهیلات پیش‌بینی درستی نبوده است و همچنین مشارکت‌مدنی خرید لوازم و ابزار کار نیز دچار چنین وضعیتی می‌باشد. از طرف دیگر از آنجایی که در این عقد، بانک شریک فرد تسهیلات‌گیرنده می‌باشد، در زمان انعقاد عقد، فرد تسهیلات‌گیرنده به علت عدم صداقت در اعلام میزان سودی که از محل این مشارکت به‌دست خواهد آورد، آینده این تسهیلات و بازپرداخت آن را با مشکل مواجه خواهد کرد. اما عقود قرض‌الحسنه با توجه به ماهیت و کمیت آن معمولاً کمتر دچار نکول شده است و یا عقد فروش اقساطی به‌علت این‌که با امضای قرارداد کالای مورد معامله به رهن بانک در می‌آید معمولاً کمتر دچار نکول شده است.

افراد دارای شغل آزاد بیشتر از کارمندان بخش خصوصی و کارمندان دولت دچار نکول می‌شوند. این امر می‌تواند ناشی از نوع شغل افراد باشد، چرا که در شغل‌های آزاد نوسان درآمدی زیاد می‌باشد، اما کارمندان با توجه به حقوق ثابت دریافتی و پیش‌بینی درست از هزینه‌ها می‌توانند مدیریت بهتری داشته باشند و کارمندان دولت نیز به‌علت نامه کسر از حقوقی که در زمان دریافت تسهیلات ارائه می‌کنند، معمولاً در بازپرداخت‌ها حساسیت بیشتری نسبت به کارمندان بخش خصوصی نشان می‌دهند و نکول آن‌ها کمتر می‌باشد.

بحث و نتیجه‌گیری

تسهیلات و سودی که بابت آن عاید بانک‌ها می‌شود، منبع اصلی کسب درآمد بانک‌ها می‌باشد و به‌طور مستقیم با EPS بانک‌ها در ارتباط است. علی‌رغم اهمیت ریسک اعتباری در فعالیت‌های بانکی و موسسات مالی، به نظر می‌رسد که حرکت منسجم و سازمان یافته‌ای برای ایجاد مدل‌های ریسک اعتباری در کشور صورت نگرفته است. برای مثال، در بازارهای مالی کشور از یک سو نبود شاخص‌های ریسک اعتباری و موسسات رتبه‌بندی آن‌ها به وضوح احساس می‌شود و از سوی دیگر در زمینه اعطای تسهیلات به مشتریان نیز روند منسجم و منظمی برای تعیین ریسک اعتباری و رتبه‌بندی آن‌ها و تعیین سقف‌های اعتباری بر اساس شاخص‌های ریسک، ملاحظه نشده است و در حال حاضر کارشناسان و کمیته اعتباری به‌صورت سنتی به تعیین آن‌ها می‌پردازند. این امر باعث شده نرخ نکول در

کشورمان در مقایسه با استانداردهای جهانی و کشورهای اسلامی که بانکداری اسلامی را به اجرا در آورده اند عدد بالایی را به خود تخصیص دهد و باعث شده سرمایه بانک‌ها که در قالب تسهیلات به مشتریان اعطا شده، بدون بازگشت باقی بماند. در این تحقیق از روش شبکه‌های عصبی به‌عنوان روشی با دقت بالا در پیش‌بینی احتمال نکول متقاضیان تسهیلات استفاده شده است. با ورود ۴۷۰ داده مربوط به ۱۲ متغیر مستقل به مدل و تعیین ۸۰ درصد داده‌ها به‌عنوان داده‌های آموزش و ۲۰ درصد به‌عنوان داده‌های تست مشخص گردید، متغیر سوء سابقه مالی بیشترین تاثیر را در امر پیش‌بینی داشته است. پس از آن متغیرهای درآمد، نوع وثیقه، مبلغ تسهیلات، نحوه بازپرداخت، سن، وضعیت تاهل، دوره بازپرداخت، جنسیت، تعداد افراد تحت تکفل، نوع تسهیلات و نوع شغل به‌ترتیب در رتبه‌های بعد قرار گرفتند. در نهایت با بررسی داده‌های تست و مقایسه خروجی آن با وضعیت واقعی مشخص شد که این مدل می‌تواند با دقت ۹۲ درصد متقاضیان خوش‌حساب و بدحساب را از هم تشخیص دهد. طبق نتایج این روش، متغیرهایی چون سوء سابقه مالی و نوع وثیقه تاثیر زیادی بر روی پیش‌بینی داشته‌اند، از این رو در اعطای تسهیلات می‌بایست حساسیت بیشتری نسبت به این دو شاخص قائل شد.

منابع و مأخذ

الف - منابع فارسی

جلیلی، محمد (۱۳۸۸): *نظام جامع سنجش اعتبار، راهکار عملیاتی در توسعه نظام تامین مالی کشورها*، اولین کنفرانس بین‌المللی توسعه نظام تامین مالی در ایران، تهران، مرکز مطالعات تکنولوژی دانشگاه صنعتی شریف.

صفری، سعید، مرضیه ابراهیمی شقاقی و مرتضی طاهری فرد (۱۳۹۰): *مدیریت ریسک اعتباری در نظام بانکی رویکرد مقایسه‌ای تحلیل پوششی داده‌ها و شبکه عصبی*، دومانه‌نامه علمی پژوهشی دانشور رفتار-مدیریت و پیشرفت، دانشگاه شاهد، سال هجدهم، دوره ۱، شماره ۴۷ (ویژه‌نامه شماره ۲)، ۱۲۱-۱۴۰.

عیسی زاده، سعید و حامد منصوری گرگری (۱۳۹۲): *مقایسه کارایی مدل‌های کلاسیک و شبکه‌های عصبی در برآورد ریسک و ظرفیت اعتباری مشتریان شواهدی از بانک تجارت*، دوفصل‌نامه اقتصاد پولی، مالی (دانش و توسعه سابق) دوره جدید، سال بیستم، شماره ۵، ۱۱۴-۸۷.

محمدیان حاجی کرد، امین، ملیحه اصغرزاده زعفرانی و مصطفی امام دوست (۱۳۹۵): *بررسی ریسک اعتباری مشتریان حقوقی با استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان و مدل هیبریدی الگوریتم ژنتیک مطالعه موردی بانک تجارت*، مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار شماره ۲۷، ۳۲-۱۷.

ب - منابع انگلیسی

Attigeri, Girija V and Pai, Manohara M.M. and Pai, Radhika M (2016): *Credit Risk Assessment using Machine Learning Algorithms*, International Conference on Internet Economics and Psycho-Informatics, 20/08/2016, Bandung.

- Bekhet, H., Eletter, S. (2012): *Credit risk management for the Jordanian commercial banks: a business intelligence approach*, Aust. J. Basic Appl. Sci, 6(9), 188–195.
- Blanco, A., Mejias, R., Lara, J., and Rayo, S., (2013): *Credit scoring models for the microfinance industry using neural networks: evidence from Peru*, Exp. Syst. Appl., 40 (1), 356–364.
- Grace, Asogbon Mojisola and Samuel Oluwarotimi Williams (2016): *Comparative Analysis of Neural Network and Fuzzy Logic Techniques in Credit Risk Evaluation*, International Journal of Intelligent Information Technologies (IJIT) 12(1).
- Huang J. (2006): *Two-stage genetic programming (2SGP) for the credit Rating model*, Applied mathematics and computation, 174:1039-1053.
- Larose, D. T., (2004): *Discovering knowledge in data: An introduction to data mining*, New Jersey: John Wiley & Sons Inc., Hoboken.
- Leong, Chee Kian. (2016): *Credit Risk Scoring with Bayesian Network Models, Computational Economics*, March 2016, Volume 47, Issue 3, pp 423–446.
- Malhorta, R., Malhorta, K., (2003): *Evaluating consumer loans using neural networks*, Omega 31 (2), 83–96.
- Mandala, G. N. N., Nawangpalupi, C. B., and Praktikto, F. R., (2012): *Assessing credit risk: an application of data mining in a rural bank*, Procedia Economics and Finance, 4, 406–412.
- Nisbet, R., Elder, J., Miner, G., (2009): *Handbook of Statistical Analysis and Data Mining Applications*, Burlington, MA: Academic Press (Elsevier).
- Quinlan, J. R., (1992): *Learning with continous classes*, World Scientific, 343-843.