



## طراحی سیستم هشدار سریع برای ریسک اعتباری مشتریان حقیقی و حقوقی بانک با

### استفاده از مدل‌های شبکه عصبی، تابع احتمال بقا و ماشین بردار پشتیبان

رویادرخشانی<sup>۱</sup>

میرفیض فلاح<sup>۲</sup>

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۱/۰۹/۲۱ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۱۰/۱۱ حسین جهانگیرنیا<sup>۳</sup>

رضا غلامی جمکرانی<sup>۴</sup>

حمیدرضا کردلویی<sup>۵</sup>

#### چکیده

ریسک اعتباری احتمال کوتاهی مشتری نسبت به انجام تعهدات، طبق شرایط توافق شده است. به عبارت دیگر ناطمینانی در مورد دریافت عایدات آتی سرمایه گذاری را ریسک می‌گویند که در بانک‌ها از اهمیت بالایی برخوردار است. هدف این مقاله برآورد ریسک اعتباری مشتریان حقیقی و حقوقی بوده است. در این مطالعه از اطلاعات آماری ۴۰۰ مشتری حقیقی و ۷۵۰۰ مشتری حقوقی استفاده شده است. در این راستا نتایج مدل شبکه عصبی و مدل ناشی از ماشین بردار پشتیبان مورد مقایسه قرار گرفته است. نتایج بدست آمده بیانگر این بوده است که مولفه‌های در نظر گرفته شده در این مطالعه بر اساس ویژگی‌های شتخصیتی، مالی و اقتصادی اثرات معناداری در احتمال نکول مشتریان و محاسبه ریسک اعتباری داشته است. همچنین نتایج این مطالعه نشان داد اعمال سیاست‌های کنترلی در ابتدای دوره بازپرداخت تسهیلاتی که بیشترین احتمال نکول را با طول عمر و بازپرداخت بالا دارند پیشنهاد می‌دهد. مقایسه نتایج حاصل از دقت پیش بینی بیانگر قدرت بالاتر توضیح دهندگی مدل ماشین بردار پشتیبان و استفاده از تابع احتمال بقا نسبت به مدل شبکه عصبی ساده برای هر دو گروه از مشتریان بوده است.

#### کلمات کلیدی

ریسک اعتباری، رتبه بندی اعتباری، نسبت‌های مالی، مدل شبکه عصبی، ماشین بردار پشتیبان.

طبقه بندی JEL: H80, H81, C45, B23

۱- گروه مالی و حسابداری، واحد قم، دانشگاه آزاد اسلامی، قم، ایران. roya.derakhshani@gmail.com

۲- گروه مدیریت مالی، واحد تهران مرکزی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران و عضو گروه پژوهشی مخاطرات مالی نوین. fallahshams@gmail.com

۳- گروه مالی و حسابداری، واحد قم، دانشگاه آزاد اسلامی، قم، ایران. hoesin\_jahangirnira@yahoo.com

۴- گروه مالی و حسابداری، واحد قم، دانشگاه آزاد اسلامی، قم، ایران. fiaccqomiau@gmail.com

۵- گروه مدیریت مالی، واحد اسلامشهر، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران و عضو گروه پژوهشی مخاطرات مالی نوین. hamidreza.kordlouie@gmail.com

## مقدمه

افزایش رقابت بین موسسات مالی و اقتصادی در بازارهای داخلی و جهانی، روز به روز ضرورت تقویت و اصلاحات سیستمی در شرکت‌های مالی و اقتصادی در سرتاسر دنیا را افزایش می‌دهد. بانک‌ها نیز از این امر مستثنی نیستند. از آنجایی که سودآوری به عنوان یکی از مهمترین اهداف واحدهای اقتصادی است و این امر ارتباط تنگاتنگی با میزان ریسک‌های گوناگون دارد، مدیریت ریسک به عنوان یک اولویت در بهینه‌سازی ساز و کارهای بانکی قرار گرفته است.<sup>۱</sup>

به طور کلی حصول اطمینان در به انجام رساندن هر نوع فعالیتی از شاخصه‌های اصلی انگیزشی شروع آن فعالیت می‌باشد. اگر این نکته را بخواهیم در قالب بانکی مطرح کنیم می‌توان گفت بانک‌ها درصدد اعطای تسهیلات به شرکت‌ها و موسسات و نهادهای تولیدی و خدماتی هستند که ضمن برخورداری از ریسک کم و محدود بتوانند بازدهی مناسب و فزاینده‌ای برای بانک داشته باشند.<sup>۲</sup> این امر زمانی محقق می‌شود که نظام بانکی بتواند اطلاعات دقیق و روشنی از فضای فعالیت تولیدی و خدماتی اقتصاد کشور داشته و هم زمان قادر به شناسایی مشتریان اعتباری خود اعم از حقیقی و حقوقی باشد. تا بتواند آن‌ها را بر اساس توانایی نسبت به باز پرداخت تسهیلات اخذ شده و تعهدات خود در زمان مقرر با معیارهای مالی و غیر مالی مناسب مورد ارزیابی، رتبه‌بندی و طبقه‌بندی خود قرار دهد. اگر انجام پروسه اعطای تسهیلات توسط بانک تا بازپرداخت آن توسط مشتریان به صورت صحیح طی شود می‌توان با منابع حاصل از این سرمایه‌گذاری‌ها همزمان هم تولید ثروت نمود و هم تولید مولد کشور را افزایش می‌دهد به طور کلی هم در معیارهای خرد و هم در معیارهای کلان اقتصاد کشور تاثیر مثبت خواهد داشت و حتی می‌تواند منجر به خلق پول گردد و از این منابع می‌توان به عنوان بازگشت سرمایه در اقتصاد کشور به صورت مجدد مورد بهره‌برداری در قالب اعطای تسهیلات جدید قرار داد که می‌تواند موجب به ثمر رساندن فعالیت مشتریان گردد و هم به سود نظام بانکی است و هم اقتصاد کشور را به رشد و توسعه سوق می‌دهد (اسکندری و روحی، ۱۳۹۵).

موسسات مالی و بانک‌هایی که خواستار بدست آوردن سود بیشتر هستند در عین حال با مخاطرات بیشتری مواجه می‌باشند، که از جمله آن‌ها ریسک اعتباری، ریسک نقدینگی، ریسک بازار و ریسک راهبردی یا عملیاتی می‌باشند که در این میان ریسک اعتباری و مدیریت آن از جایگاه و اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. مدیریت ریسک اعتباری در بانک‌ها و موسسات مالی و شرکت‌های بیمه جز با اعتبارسنجی دقیق و صحیح مشتریان ممکن نیست. با وجود اهمیت بسیار بالای ریسک اعتباری در فعالیت بانک‌ها و موسسات مالی، به نظر می‌رسد حرکت منسجم و سازمان‌یافته‌ای برای ارزیابی ریسک

## طراحی سیستم هشدار سریع برای ریسک.../درخشانی، فلاح، جهانگیرنیا، غلامی جمکرانی و کردلوبی

اعتباری در کشور صورت نگرفته است. از سوی دیگر در زمینه اعطای تسهیلات اعتباری به مشتریان نیز روند منظم و منسجمی برای تعیین ریسک اعتباری و در نتیجه درجه بندی مشتری از این نظر و همچنین تعیین سقف های اعتباری براساس شاخص های ریسک ملاحظه نمی شود (ناجی اصفهانی و رستگار، ۱۳۹۷). اگرهم شاخصی برای تعیین احتمال نکول مشتری در نظر گرفته شود براساس تشخیص کارشناسان واحدهای اعتباری بوده که شکل شفاف و تعریف شده ای ندارد. در حالی که نه تنها استفاده از اینگونه شاخص های درجه بندی برای ریسک اعتباری در کشورهای توسعه یافته امر رایجی است بلکه این امر در کشورهای در حال توسعه نیز فراوان دیده می شود به طوریکه ریسک اعتباری شرکت ها و افراد را ارزیابی و منتشر می کنند. بنابراین در این مطالعه برای به حداقل رساندن ریسک اعطای تسهیلات به مشتریان حقیقی و حقوقی، به بررسی و ارزیابی ریسک اعتباری این دسته از مشتریان با استفاده از روش شبکه عصبی و نیز روش ماشین بردار پشتیبان پرداخته می شود.

ساختار مقاله حاضر از پنج بخش تشکیل شده است. در ادامه و در بخش دوم به بررسی ادبیات نظری تحقیق و مروری بر مطالعات پیشین پرداخته می شود. در بخش سوم روش شناسی تحقیق و مدل های مورد استفاده تشریح خواهد شد. در بخش چهارم مدل تجربی برآورد شده و در نهایت پس از گزارش نتیجه به ارائه پیشنهادات پرداخته می شود.

### **ادبیات تحقیق**

#### **مبانی نظری تحقیق**

بانک یک نهاد اقتصادی است که وظیفه هایی مانند دریافت سپرده های خرد و ارایه تسهیلات، عملیات مالی، اعتباری و اسنادی، معامله ارز، نقل و انتقال وجوه، قبول امانات و نگهداری از اشیای قیمتی مشتریان، انجام وکالت خریدی و فروش، انجام وظیفه وصایت و قیومیت، را بر عهده دارد. وظایف بانک مرکزی عبارتست از انتشار اسکناس و تنظیم حجم نقدینگی در گردش، نگهداری فلزات گرانبها و ارزهای متعلق به دولت، نگهداری ذخایر قانونی و موجودی نقدی بانک های تجاری، انجام دادن عملیات تصفیه حساب بین بانک ها، صندوقداری و نمایندگی مالی برای عملیات بانکی دولت، ایجاد امکانات اعتباری برای بانک های تجاری، اجرای سیاست پولی و کنترل حجم اعتبارات. این بانک مسؤولیت کنترل شبکه بانکی و اداره سیاست پولی ثبات را نیز بر عهده دارد. این بانک، سایر بانک ها را در جهت ارائه خدمات و هماهنگی با اقتصاد به فعالیت وامیدارد.

ریسک به احتمال تغییر در منافع و یا مزایا پیش بینی شده برای رویدادی در آینده گفته می شود.

اگر اطمینان کافی در مورد تغییرات وجود داشته باشد، تغییرات مطمئن در چارچوب منافع پیش‌بینی شده پوشش پیدا می‌کند، در حالی که عدم امکان پیش‌بینی، آن را به ریسک تبدیل کرده است. تغییر اشاره به هرگونه کاهش یا افزایش در منافع دارد. به این معنا که صرفاً تغییرات نامطلوب نیست که در چارچوب ریسک پوشش داده می‌شود. بلکه تغییرات مطلوب نیز در این معنا در چارچوب ریسک قرار دارد. تصمیم، واقعه یا حالت اشاره به ارادی و غیر ارادی بودن شرایطی دارد که ریسک بر آن حاکم می‌شود. ممکن است تصمیمی به صورت ارادی گرفته شود، مزایا آن ارزیابی شود، و بر مزایا و منافع آن ریسک خاصی حاکم باشد. از طرف دیگر ممکن است واقعه یا حالتی در آینده به صورت غیر ارادی پیش‌آید و پیش‌بینی‌های منافع و مزایا تغییر کند. اولین بار هری مارکویتز شاخص عددی برای ریسک معرفی کرد. سایر شاخص‌ها نیز به همین ترتیب محاسبه می‌شوند، از جمله: ریسک نرخ بازدهی سهام و ریسک نرخ سود (عصاریان، ۱۳۸۷).

با مقایسه بانک‌های داخلی و خارجی، به این نتیجه می‌رسیم که در بانک‌های داخلی بر خلاف بانک‌های سایر کشورها، مدلی جامع برای ارزیابی ریسک وجود ندارد. بالا بودن مطالبات غیرجاری بانک‌ها گویای کمبود مدل‌های مناسب اندازه‌گیری ریسک اعتباری در شبکه بانکی می‌باشد. دلایل دیگری نیز برای این امر وجود دارد:

الف) در حال حاضر یکی از مهمترین عامل ورشکستگی بانک‌ها، ریسک اعتباری بانک‌ها است. اگر مشتریان حقیقی یا حقوقی به موقع به تعهدات خود عمل نکنند، این تسهیلات به صورت مطالبات معوق بانکی در می‌آید و قدرت وام‌دهی بانک کاهش یافته و به تبع آن سود آوری بانک نیز کاهش خواهد یافت که این امر موجب اختلال در توزیع اعتبارات بانکی و در نتیجه اختلال در کل اقتصاد می‌شود.

ب) اندازه‌گیری دقیق ریسک اعتباری با پیش‌بینی زیان‌های مرتبط با اعتبارات و ایجاد رابطه منطقی بین آنها، امکان بهینه‌سازی ترکیب سبد اعتباری و تعیین سرمایه اقتصادی بانک‌ها را به منظور کاهش هزینه‌های سرمایه‌ای و حفظ توان رقابتی فراهم و نوعی مزیت نسبی برای موسسات مالی و اعتباری و بانک‌ها ایجاد می‌نماید.

ج) در ایران اسلامی از یک طرف فعالیت بانک‌ها بر اساس قانون بانکداری بدون ربا بوده و از طرف دیگر، عملیات بازار سرمایه، پیشرفت قابل ملاحظه‌ای نداشته بنابراین سهم قابل توجهی از تامین مالی از طریق بازار پول انجام می‌گیرد. بنابراین موفقیت بانک‌ها در انجام این امور از اهمیت خاصی برخوردار است.

د) در نظام ربوی پس از پرداخت وام، ارتباط بانک با پول قطع می‌شود و بانک بدون توجه به نوع فعالیت اقتصادی، اصل و فرع پول خود را مطالبه می‌نماید؛ بنابراین با گرفتن ضمانت کافی، لزومی به

## طراحی سیستم هشدار سریع برای ریسک.../درخشانی، فلاح، جهانگیرنیا، غلامی جمکرانی و کردلویی

ارزیابی دقیق از مشتری وجود ندارد حال آنکه در سیستم بانکداری اسلامی، در فعالیتهای اقتصادی بانک و گیرنده تسهیلات شریک می‌باشند و به‌طور عمده سهم آورده وام‌گیرنده به‌عنوان ضمانت در نظر گرفته می‌شود. بنابراین با توجه به منابع مالکیتی - وکالتی ارزیابی توان بازپرداخت مشتری بسیار اهمیت دارد. رتبه‌بندی اعتباری مشتریان توسط بانک‌ها با رویکردهای مختلف شامل مدل‌های پارامتریک و ناپارامتریک می‌باشد.

مدل‌های پارامتریک: این مدل شامل تحلیل پروبیت، لوجیت، رگرسیون چند متغیره و تحلیل ممیزی می‌شود. در این مدل‌ها احتمال عدم بازپرداخت وام‌ها به‌عنوان وابسته و نسبت‌های مالی و سایر شاخص‌های کمی و کیفی به‌عنوان متغیرهای مستقل محسوب می‌شوند.

مدل‌های ناپارامتریک: این دسته از مدل‌ها شامل سه دسته بندی کلی می‌شوند:

شبکه‌های عصبی، سیستم‌هایی بر پایه کامپیوتر هستند که به دنبال تقلید از عملکرد مغز انسان بوده و در فرایند تصمیم‌گیری مسائل را به‌عنوان شبکه‌ای از نرون‌های متصل به هم در نظر می‌گیرند. نرون‌ها کوچکترین واحدهای تصمیم‌گیری در مغز هستند.

سیستم‌های خبره: این سیستم با استفاده از روش‌های ساختار یافته، به دنبال تقلید از فرایند تصمیم‌گیری افراد با تجربه‌ها می‌باشد. به عبارت دیگر سیستم‌های خبره تلاش می‌کند که فرایند تصمیم‌گیری خبرگان را به صورت مجموعه‌ای از دستورالعمل‌ها در درون سازمان پیاده نموده بطوریکه در صورت نبود آن‌ها نیز امکان تحلیل و اتخاذ تصمیمات اعتباری درست، امکان پذیر باشد.

تکنیک‌های بهینه سازی: این تکنیک‌ها، مدل‌های برنامه ریزی بر اساس قواعد ریاضی است که وزن‌های بهینه‌ای را برای خصیصه‌های وام و همچنین وام‌گیرندگان حقیقی و حقوقی جهت به کمینه ساختن ریسک عدم بازپرداخت در نظر می‌گیرد.

### **مروری بر مطالعات پیشین**

ساندرز و آلن<sup>۳</sup> (۲۰۰۱) برای پیش‌بینی ریسک اعتباری وام‌گیرندگان حقوقی از مدل آلتمن استفاده کرده بودند و نتیجه ارزیابی این بود که قدرت مدل آلتمن برای پیش‌بینی ریسک اعتباری بسیار بالاست. استفاده از چنین مدلی در بانک، باعث می‌شود که اگر نمره  $Z$  آلتمن وام‌گیرنده پایین‌تر از حد بحرانی باشد، بانک درخواست او را رد خواهد کرد؛ بدینوسیله زبان‌های ناشی از نکول به کمترین حد خواهد رسید. بولتن و همکاران<sup>۴</sup> (۲۰۰۹) موضوع ریسک اعتباری را مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها بیان کردند که بحران‌های مالی منجر به توجه دوباره به به تضاد منافع موسسات در رتبه بندی اعتباری<sup>۵</sup> (CRAs) شده

است. آن‌ها در مطالعه خود مدل مناقشه سازمان تنظیم مقررات درمورد ریسک اعتباری برای جذب کسب و کار بیشتر، و درگیری صادر کننده کارت‌های خرید اعتباری به مطلوب ترین رتبه بندی (خرید صادرکننده)، و بررسی اثربخشی تعدادی از راه حل‌های تنظیمی پیشنهاد شده از CRAS را مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها به این نتیجه رسیدند که موسسات اعتبار سنجی (CRAS) بیشتر در معرض بیش از حد ارزش گذاری و رتبه بندی در ارزش اسمی موسسات می‌باشند، مدل آن‌ها پیش بینی می‌کند که CRAS احتمال بیشتری به درک ریسک اعتباری در دوران رکود نسبت به دوران رونق دارند. بنابراین آن‌ها نشان می‌دهند که موسسات اعتبار سنجی در دوران رکورد ارزش کمی برای اعتبارات مشتریان قائل بوده و در دوران رونق ارزش اعتباری آن‌ها را بالا ارزیابی می‌کنند که منجر به افزایش در هزینه‌های تامین مالی افراد وام گیرنده می‌شود.

هیلشر و ویلسون<sup>۶</sup> (۲۰۱۲) به بررسی این موضوع پرداختند که آیا ریسک اعتباری و رتبه بندی اعتبار یک معیار کافی در جهت مدیریت ریسک بانک‌ها است یا خیر. این مطالعه به بررسی اطلاعات در خصوص رتبه بندی اعتباری شرکت‌ها از یک چشم انداز مثبت و هنجاری پرداخته است. اگر رتبه‌بندی شاخص اطلاعاتی از ریسک اعتباری باشد بنابراین این شاخص‌ها باید مشخص کننده این باشند که چه چیزی درباره یک سرمایه‌گذار ریسک‌گریز در شرایط ریسک سیستماتیک و احتمالی وجود دارد. و همچنین این مورد که رتبه‌بندی ناشی اقدامات نادرست برگرفته از احتمال پیش فرض است یا نه؟ آن‌ها عوامل مؤثر بر این موضوع را توسط یک مدل ساده بر اساس اطلاعات در دسترس عموم مالی مورد بررسی قرار دادند. با این حال، رتبه بندی اطلاعات صورت گرفته توسط این دو مربوط به اندازه گیری نحوه قرار گرفتن در معرض خطر و اشتراک تنوع در احتمال به طور پیش فرض است. آن‌ها به این نتیجه رسیدند که با توجه به ماهیت چند بعدی ریسک اعتباری، برای اندازه‌گیری همه اطلاعات مربوطه به ریسک اعتباری و اعتبار سنجی امکان پذیر نمی‌باشد. در نتیجه، رتبه بندی ممکن است مستعد ابتلا به سوء تعبیر شود.

لیائو<sup>۷</sup> (۲۰۱۵) به بررسی مدیریت ریسک اعتباری ۳۱۹ نفر از وام گیرندگان ارزی در دوره زمانی ۲۰۱۲-۲۰۱۴ پرداخت. وی در این مطالعه، به این نتیجه رسیده که با طبقه‌بندی مشتریان می‌توان به مدیریت ریسک اعتباری ارزی پرداخت مطابق با این مدل، ۱۸٪ از مشتریان خوش حساب دارای ریسک بالا، ۸٪ از آن‌ها دارای ریسک متوسط و سایر مشتریان خوش حساب دارای ریسک پایین هستند. همچنین ۴ درصد مشتریان متوسط دارای ریسک بالا و ریسک سایر آن‌ها پایین ارزیابی شد و در نهایت همه مشتریان بد حساب، در دسته ریسک بالا قرار گرفتند. همچنین در این بررسی مشخص شد نوع مشتری و مانده وام معوق شده، تحت تاثیر مجموع مانده وام سررسید گذشته است.

## طراحی سیستم هشدار سریع برای ریسک.../درخشانی، فلاح، جهانگیرنیا، غلامی جمکرانی و کردلوبی

فنگ<sup>۸</sup> (۲۰۱۶) به بررسی مدیریت ریسک اعتباری در بانک‌های چین با استفاده از روش پارامتریک و ناپارامتریک پرداخت. در این مطالعه اطلاعات ۱۸۷ پرونده تسهیلاتی مشتریان حقیقی بانک با استفاده از روش‌های لاجیت و CART مورد بررسی قرار گرفت. در این تحقیق عوامل موثر بر ریسک اعتباری مشتریان حقیقی شناسایی گردید و همچنین مشخص شد که رابطه معناداری بین ریسک اعتباری و ویژگی‌های فردی مشتریان حقیقی وجود دارد.

عرب مازار و روئینتن (۱۳۸۴) عوامل موثر بر ریسک اعتباری ۲۰۰ مشتریان حقوقی که در سال‌های ۷۸-۸۳ از شعب بانک کشاورزی تهران تسهیلات دریافت کرده‌بودند را مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج آن‌ها نشان از قدرت بالای مدل لاجیت در برآورد عوامل مؤثر بر ریسک اعتباری دارد.

موسوی و قلی پور (۱۳۸۸) با رویکرد دلفی به رتبه‌بندی معیارهای اعتبار سنجی مشتریان نظام بانکی پرداختند. اساس این تحقیق بر این گذاشته شد که بین معیارهای متنوع چندگانه سنجش ریسک اعتباری مشتریان، تفاوت و اولویت وجود دارد بنابراین برخی از این معیارها در مقایسه با دیگر معیارها از اهمیت بیشتری برخوردارند.

عیسی زاده و عریانی (۱۳۸۹) با کمک روش تحلیل پوشش داده‌ها به بررسی ریسک اعتباری در رتبه‌بندی ۲۸۶ مشتری حقوقی مناطق شرق و غرب بانک کشاورزی استان تهران پرداختند. نتایج به دست آمده نشان می‌دهند که ۲۰ درصد شرکت‌های مورد بررسی روی مرکزکاری قرار داشته و در دسته کاملاً کارا قرار گرفتند.

میرزائی و همکاران (۱۳۹۰) به بررسی عوامل مؤثر بر ریسک اعتباری ۴۵۵ مشتری حقوقی سال ۱۳۸۷ شعب بانک ملی تهران پرداختند (۱۳۲ مشتری بدحساب و ۳۲۳ مشتری خوش حساب). ابتدا با استفاده از روش ۵K ۳۹ متغیر توضیح دهنده شامل متغیرهای مالی و کیفی شناسایی شده و در نهایت ۱۱ متغیر را که اثر معناداری بر ریسک اعتباری و تفکیک مشتریان خوش حساب از بد حساب داشتند، انتخاب کرده و مدل نهایی را به وسیله آن‌ها برازش گردید. نتایج نشان داد، این توابع از نظر قدرت تفکیک کنندگی معنادار هستند.

عبدلی و فردحریری (۱۳۹۴) با هدف شناسایی عوامل موثر بر ریسک اعتباری مشتریان حقوقی بانک رفاه و تدوین مدلی برای سنجش آن پرداختند بدین منظور اطلاعات مالی و کیفی یک نمونه تصادفی ۳۵۰ تایی از شرکت‌هایی که در سال‌های ۱۳۹۱ الی ۱۳۹۲ از شعبه‌های مختلف بانک رفاه وام دریافت نموده‌اند، جمع‌آوری و با کمک مدل رگرسیون لجستیک عوامل موثر بر ریسک اعتباری مشتریان این

## فصلنامه مدیریت کسب و کار نوآورانه / دوره ۱۵ / شماره ۵۹ / پائیز ۱۴۰۲

بانک برآورد شده است. نتایج این بررسی نشان می‌دهد نسبت مبلغ معوق به دارایی جاری و همچنین تعداد چک‌های برگشتی اثر مستقیم بر ریسک اعتباری دارند.

محمدیان و همکاران (۱۳۹۵) به بررسی ریسک اعتباری ۲۸۲ مشتری حقوقی بانک تجارت با استفاده از مدل هیبریدی الگوریتم ژنتیک و مدل ماشین بردار پشتیبان پرداختند. بدین منظور، مطالعه‌ای بر روی متغیرهای مالی مشتریانی که طی سال‌های ۱۳۸۷ تا ۱۳۹۰ از شعب بانک تجارت وام دریافت شده، صورت گرفته است. یافته‌های این مطالعه نشان می‌دهد مدل هیبریدی GA-SVM نسبت به مدل SVM عملکرد بهتری در دسته‌بندی مشتریان و پیش‌بینی ریسک اعتباری آن‌ها دارد.

ناجی اصفهانی و رستگار (۱۳۹۷) با استفاده از تحلیل چند بعدی ترجیحات به برآورد ریسک اعتباری مشتریان در سال‌های ۱۳۸۹-۱۳۹۳ پرداختند. نتایج نشان داد روش استفاده شده در جهت پیش‌بینی رفتار اعتباری مشتریان بانک بسیار کارا عمل می‌کند.

### روش‌شناسی تحقیق

هدف از این مقاله ارائه الگوی مقایسه‌ای ریسک اعتباری بانک با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی و تابع ماشین بردار پشتیبان است. در این مطالعه برای رسیدن به توانایی پیش‌بینی ریسک اعتباری مشتریان و طراحی سیستم هشدار سریع برای ریسک اعتباری بانک با استفاده از تابع بقاء، ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی است، لذا ابتدا با ۳۹۹ نمونه اقدام به مدل‌سازی کرده سپس با توجه به مدل‌های بدست آمده برای تعدادی از مشتریان انتخاب شده به صورت تصادفی پیش‌بینی را انجام می‌دهیم و نتایج حاصل از پیش‌بینی را با یکدیگر مقایسه می‌نمائیم. در این راستا تعداد ۲۰۰ مشاهده برای آموزش و ۱۹۹ مشاهده برای آزمایش در نظر گرفته شده است. علاوه بر این در مطالعه حاضر مدل‌های برازش شده برای ۷۵۰۰ مشتری حقوقی نیز مورد محاسبه قرار گرفته شده است. در مدل‌های برآورد شده در این مطالعه مشتریان به چهار گروه تقسیم شده‌اند. گروه اول مشتریانی هستند که به تمامی تعهدات خود عمل کرده و اقساط خود را نکول نکرده‌اند، گروه دوم مشتریانی هستند که تاخیر حداکثر ۱۰ روز، گروه سوم بیانگر تاخیر در بازپرداخت حداکثر تا سه ماه (بیش از ۶۱ روز برابر با سررسید گذشته) و گروه چهارم بیانگر تاخیر در بازپرداخت بیش از سه ماه برابر با مطالبات معوق است. در ادامه به معرفی متغیرهای مورد استفاده در بخش مشتریان حقیقی و حقوقی پرداخته شده است.



جدول (1) - متغیرهای توضیحی مدل

نماد	متغیرهای توضیحی در بخش مشتریان حقیقی	نماد	متغیرهای توضیحی در بخش مشتریان حقوقی
X1	جنسیت	X1	اندازه شرکت
X2	سن	X2	چک برگشتی
X3	سابقه اعتباری مشتری (چک برگشتی)	X3	نرخ تورم
X4	معدل ۶ ماهه موجودی حساب	X4	نرخ رشد اقتصادی
X5	رقم اعتبار	X5	تحریم
X6	وضعیت اشتغال	X6	نرخ ارز
X7	سابقه کاری	X7	حاشیه سود خالص
X8	وضعیت تاهل	X8	حاشیه سود عملیاتی
X9	وضعیت تملک مسکن	X9	بازده دارایی
X10	نوع شغل (کارمند و غیرکارمند)	X10	بازده سرمایه
X11	مبلغ اقساط	X11	بازده سرمایه در گردش
X12	مدت بازپرداخت	X12	نسبت جاری
X13	تحصیلات دانشگاهی	X13	نسبت آنی
X14	نرخ تورم	X14	نسبت کفایت نقد
X15	نرخ رشد اقتصادی	X15	نسبت گردش نقد
X16	نرخ ارز	X16	دوره وصول مطالبات
		X17	نسبت بدهی
		X18	نسبت بدهی جاری به ارزش ویژه
		X19	نسبت بار مالی وام
		X20	هزینه‌های مالی به سود خالص
		X21	هزینه‌های مالی به سود عملیاتی

برآورد مدل

### نتایج مدل‌سازی شبکه عصبی GMDH

با توجه به توانایی الگوریتم GMDH در شناسایی متغیرهای زاید و انتخاب متغیرهای مهم در فرآیند مدل‌سازی، تمام متغیرها را در مدل‌سازی در همان ابتدا وارد می‌نمائیم. نتایج حاصل از تخمین بیانگر آنست که برخی متغیرها دارای اثر بالا، برخی اثر معمولی و برخی دیگر کم اثر هستند. جدول زیر اثر هر یک از متغیرهای مستقل را در مدل‌سازی به کمک شبکه‌های عصبی با الگوریتم GMDH با دو و سه لایه پنهان را نمایش می‌دهد.

جدول (۲) - اثر متغیرهای توضیحی در شبکه عصبی GMDH با دولایه پنهان

کم اثر	جنسیت	X1	۱
اثر معمولی	سن	X2	۲
اثر بالا	سابقه اعتباری مشتری (چک برگشتی)	X3	۳
اثر بالا	معدل ۶ ماهه موجودی حساب	X4	۴
اثر معمولی	رقم اعتبار	X5	۵
کم اثر	وضعیت اشتغال	X6	۶
کم اثر	سابقه کاری	X7	۷
کم اثر	وضعیت تاهل	X8	۸
اثر معمولی	وضعیت تملک مسکن	X9	۹
کم اثر	نوع شغل (کارمند و غیر کارمند)	X10	۱۰
اثر بالا	مبلغ اقساط	X11	۱۱
اثر بالا	مدت بازپرداخت	X12	۱۲
اثر معمولی	تحصیلات دانشگاهی	X13	۱۳
اثر بالا	نرخ تورم	X14	۱۴
اثر معمولی	نرخ رشد اقتصادی	X15	۱۵
اثر بالا	نرخ ارز	X16	۱۶

جدول (۳) - اثر متغیرهای توضیحی در شبکه عصبی GMDH با سه لایه پنهان

کم اثر	جنسیت	X1	۱
اثر معمولی	سن	X2	۲
اثر بالا	سابقه اعتباری مشتری (چک برگشتی)	X3	۳
اثر بالا	معدل ۶ ماهه موجودی حساب	X4	۴
اثر معمولی	رقم اعتبار	X5	۵
اثر معمولی	وضعیت اشتغال	X6	۶
کم اثر	سابقه کاری	X7	۷
کم اثر	وضعیت تاهل	X8	۸
اثر بالا	وضعیت تملک مسکن	X9	۹
کم اثر	نوع شغل (کارمند و غیر کارمند)	X10	۱۰
اثر بالا	مبلغ اقساط	X11	۱۱
اثر بالا	مدت بازپرداخت	X12	۱۲
اثر معمولی	تحصیلات دانشگاهی	X13	۱۳

طراحی سیستم هشدار سریع برای ریسک.../درخشانی، فلاح، جهانگیرنیا، غلامی جمکرانی و کردلویی

۱۴	X14	نرخ تورم	اثر بالا
۱۵	X15	نرخ رشد اقتصادی	اثر معمولی
۱۶	X16	نرخ ارز	اثر بالا

با استفاده از اطلاعات متغیرها برای اعتبارسنجی، مدل شبکه عصبی GMDH با دو و سه لایه پنهان برآورد گردید. همانطور که در جدول (۵) نشان داده شده است محدوده زیر منحنی در مدل مربوط به شبکه عصبی GMDH برای مشتریان حقیقی و حقوقی به ترتیب برابر با ۰/۹۱۵ و ۰/۹۲۰ است. در حالتی که رفتار مشتریان به صورت تصادفی پیش بینی می‌شود، احتمال درست پیش بینی کردن برابر ۰/۵ بوده و در پیش بینی با استفاده از مدل شبکه عصبی این احتمال برابر ۰/۹۱ و ۰/۹۲ است.

**جدول (۴) - نتیجه محاسبات مربوط به منحنی ROC مدل شبکه عصبی GMDH**

مدل	محدوده زیر منحنی	انحراف معیار	مقدار Prob	سطح معنی داری ۹۵ درصد	
				مرز پایینی	مرز بالایی
مشتریان حقیقی	۰,۹۱۵	۰,۰۰۹	۰,۰۰۰	۰,۸۲۵	۰,۹۵۷
مشتریان حقوقی	۰,۹۲۰	۰,۰۰۶	۰,۰۰۰	۰,۸۲۵	۰,۹۵۷

**تابع احتمال بقا و ماشین بردار پشتیبان**

در این بخش برای دو هدف تدوین مناسب‌ترین مدل و کم متغیرترین مدل، استفاده از رهیافت گام به گام در دستور کار قرار گرفته است. در این رویکرد در ابتدا با کمک فرایند انتخاب رو به جلو متغیر وابسته به ازای تک تک متغیرها، بهترین مدل دو متغیره انتخاب و پس از آن مدل‌های سه متغیره و بیشتر برآزش می‌شوند تا جایی که معیارهای خوب بودن مدل رگرسیونی جدید از مدل گزینش شده قبلی بهتر نباشد. پس از آن در رویکردی رو به عقب سعی می‌شود تا ابعاد مدل کاهش پیدا کند و این اقدام نیز با این شرط انجام می‌پذیرد که در معیارهای برآزش مدل تاثیر منفی نداشته باشد. بدین منظور در این مطالعه از نرم افزار Matlab استفاده گردید.

تحلیل بقا، زمان تا وقوع رویداد را مورد ارزیابی قرار می‌دهد. در ابتدا کاپلان و میر (۱۹۵۸)، برآورد دیگری را ایجاد نمودند که به دنبال برآورد تابع بقا برای داده‌های سانسور شده و سانسور نشده بود. سپس کاکس (۱۹۷۲) توابع خطر متناسب را مطرح کرد تا بتوان از طریق آن، بین ویژگی‌های فردی وام‌گیرنده و زمان تا وقوع رخداد مورد علاقه (در اینجا نکول) ارتباط برقرار نماید. در این مطالعه، متغیر تصادفی T همان زمان بقا برای وام‌گیرنده است. به عبارت دیگر، این متغیر طول مدت زمان تا رسیدن به وضعیت نکول را نشان می‌دهد. معمولاً در داده‌های مربوط به وام و اعتبارات، اطلاعات بازپرداختی مشتریان به

### فصلنامه مدیریت کسب و کار نوآورانه / دوره ۱۵ / شماره ۵۹ / پائیز ۱۴۰۲

صورت ماهانه نشان داده می‌شوند. براساس تعاریف رایج در صنعت بانکداری، اگر مشتری ۳ ماه متوالی و یا بیشتر تأخیر در بازپرداخت اقساط داشته باشد، آنگاه این مشتری به عنوان فرد نکول کرده، تلقی می‌گردد. این گفته مورد تایید کمیته بازل نیز می‌باشد.

اگر زمان تا وقوع قصور مشتریان با متغیر تصادفی  $T$  نشان داده شود، حال احتمال قصور مشتری قبل از زمان  $t$  ( $P_B(t, X)$ ) به صورت زیر است:

$$P_B(t, X) = \Pr\{T < t\}$$

لازم به ذکر است که احتمال فوق به برخی ویژگی‌های فردی مشتریان که با  $X$  نشان داده می‌شوند نیز می‌تواند بستگی داشته باشد. می‌توان  $P_B(t, X)$  تابع توزیع احتمال متغیر تصادفی  $T$  و  $P'_B(t, X)$  تابع چگالی متناظر با آن نیز تعریف نمود. براین اساس احتمال قصور در فاصله  $[t, t + \delta t]$  به صورت زیر خواهد بود:

$$\Pr\{t < T < t + \delta t, X\} = P'_B(t, X)\delta t$$

تابع احتمال بقا که در آن قصور بعد از زمان اتفاق می‌افتد ( $P_G(t, X)$ )، به صورت رابطه زیر است:

$$P_G(t, x) = 1 - P_B(t, X) = \Pr\{T \geq t\} = \int_t^{\infty} P'_B(u, X)du$$

تابع نرخ خطر یکی دیگر از مفاهیم بنیادین تحلیل بقا است؛ این را نشان می‌دهد که اگر مشتری در فاصله  $[t, 0]$  قصور نکرده باشد، نرخ قصور در فاصله  $[t, t + \delta t]$  چه قدر است. این تابع احتمال شرطی به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$h(t, X) = \Pr\{t < T \leq t + \delta t; T > t; X\}$$

در ادامه به برآورد تابع بقا با استفاده از روش خطرات متناسب کاکس پرداخته شده است که نتایج آن در جدول (۵) نمایش داده شده است:

جدول (۵) - برآورد مدل کاکس برای نرخ خطر مشتریان حقیقی

متغیرها	گروه اول	گروه دوم	گروه سوم	گروه چهارم
C	(۰,۰۰) -۲,۴۵	(۰,۰۲) -۱,۹۸	(۰,۰۴) -۱,۵۳	(۰,۰۳) -۰,۶۸
X1	(۰,۰۱) ۱,۳۸	(۰,۰۳) ۱,۵۸	(۰,۰۲) ۲,۱۴	(۰,۰۰) ۳,۱۹
X2	(۰,۰۰) ۰,۳۶	(۰,۰۱) ۰,۵۳	(۰,۰۱) ۰,۶۲	(۰,۰۳) ۰,۷۱
X3	(۰,۰۳) ۰,۸۴	(۰,۰۲) ۰,۹۵	(۰,۰۳) ۱,۱۵	(۰,۰۳) ۱,۵۷
X4	(۰,۰۲) -۰,۹۲	(۰,۰۴) -۰,۷۵	(۰,۰۱) -۰,۶۳	(۰,۰۴) -۰,۴۷
X5	(۰,۰۲) -۰,۷۲	(۰,۰۳) -۰,۵۹	(۰,۰۲) -۰,۴۱	(۰,۰۲) -۰,۳۳

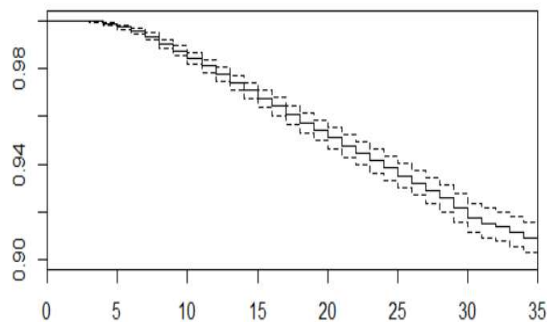
طراحی سیستم هشدار سریع برای ریسک.../درخشانی، فلاح، جهانگیرنیا، غلامی جمکرانی و کردلویی

(۰,۰۳) -۰,۲۲	(۰,۰۱) -۰,۳۵	(۰,۰۳) -۰,۴۲	(۰,۰۳) -۰,۵۵	X6
(۰,۰۱) -۰,۰۷	(۰,۰۰) -۰,۱۲	(۰,۰۳) -۰,۱۷	(۰,۰۱) -۰,۲۱	X7
(۰,۰۲) -۰,۳۹	(۰,۰۳) -۰,۵۲	(۰,۰۲) -۰,۶۶	(۰,۰۲) -۰,۷۸	X8
(۰,۰۱) -۰,۰۲	(۰,۰۲) -۰,۰۵	(۰,۰۱) -۰,۰۹	(۰,۰۱) -۰,۱۲	X9
(۰,۰۱) -۰,۱۹	(۰,۰۴) -۰,۲۶	(۰,۰۴) -۰,۳۴	(۰,۰۲) -۰,۴۸	X10
(۰,۰۲) ۱,۲۹	(۰,۰۳) ۱,۰۶	(۰,۰۲) ۰,۹۲	(۰,۰۲) ۰,۸۱	X11
(۰,۰۲) -۰,۳۵	(۰,۰۲) -۰,۴۱	(۰,۰۴) -۰,۵۲	(۰,۰۲) -۰,۶۷	X12
(۰,۰۲) -۰,۱۸	(۰,۰۳) -۰,۲۷	(۰,۰۱) -۰,۳۵	(۰,۰۲) -۰,۴۶	X13
(۰,۰۲) ۰,۴۵	(۰,۰۲) ۰,۳۸	(۰,۰۲) ۰,۲۹	(۰,۰۳) ۰,۲۰	X14
(۰,۰۰) -۰,۰۵	(۰,۰۲) -۰,۰۹	(۰,۰۱) -۰,۱۲	(۰,۰۳) -۰,۱۸	X15
(۰,۰۳) ۰,۴۱	(۰,۰۳) ۰,۳۲	(۰,۰۳) ۰,۲۵	(۰,۰۰) ۰,۲۲	X16

جدول (۶) - برآورد مدل کاکس برای نرخ خطر مشتریان حقوقی

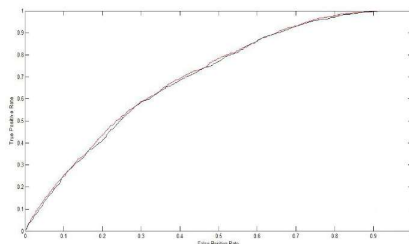
متغیرها	گروه اول	گروه دوم	گروه سوم	گروه چهارم
C	(۰,۰۰) -۲,۹۹	(۰,۰۱) -۱,۸۶	(۰,۰۴) -۱,۱۲	(۰,۰۳) -۰,۵۶
X1	(۰,۰۰) ۱,۸۹	(۰,۰۰) ۲,۱۲	(۰,۰۲) ۳,۱۶	(۰,۰۰) ۳,۹۹
X2	(۰,۰۰) ۰,۳۲	(۰,۰۴) ۰,۴۸	(۰,۰۱) ۰,۶۰	(۰,۰۳) ۰,۷۴
X3	(۰,۰۰) ۰,۷۹	(۰,۰۳) ۰,۸۶	(۰,۰۲) ۱,۰۵	(۰,۰۵) ۱,۳۹
X4	(۰,۰۱) -۰,۸۹	(۰,۰۰) -۰,۷۵	(۰,۰۴) -۰,۶۳	(۰,۰۰) -۰,۴۲
X5	(۰,۰۱) -۰,۷۵	(۰,۰۱) -۰,۵۹	(۰,۰۰) -۰,۴۱	(۰,۰۰) -۰,۳۳
X6	(۰,۰۱) -۰,۶۲	(۰,۰۲) -۰,۴۲	(۰,۰۱) -۰,۳۵	(۰,۰۳) -۰,۲۵
X7	(۰,۰۲) -۰,۲۸	(۰,۰۰) -۰,۱۷	(۰,۰۱) -۰,۱۲	(۰,۰۲) -۰,۰۷
X8	(۰,۰۳) -۰,۷۷	(۰,۰۴) -۰,۶۶	(۰,۰۰) -۰,۵۲	(۰,۰۱) -۰,۳۹
X9	(۰,۰۰) -۰,۱۹	(۰,۰۴) -۰,۱۲	(۰,۰۲) -۰,۰۸	(۰,۰۰) -۰,۰۴
X12	(۰,۰۴) -۰,۵۱	(۰,۰۰) -۰,۳۴	(۰,۰۳) -۰,۲۴	(۰,۰۰) -۰,۱۹
X13	(۰,۰۴) ۰,۹۲	(۰,۰۰) ۰,۹۹	(۰,۰۴) ۱,۱۹	(۰,۰۳) ۱,۳۷
X14	(۰,۰۰) -۰,۶۹	(۰,۰۲) -۰,۵۲	(۰,۰۰) -۰,۴۱	(۰,۰۲) -۰,۳۵
X16	(۰,۰۰) -۰,۵۱	(۰,۰۳) -۰,۳۹	(۰,۰۴) -۰,۲۷	(۰,۰۱) -۰,۱۸
X17	(۰,۰۲) ۰,۲۷	(۰,۰۴) ۰,۳۱	(۰,۰۵) ۰,۴۵	(۰,۰۱) ۰,۵۲
X19	(۰,۰۰) -۰,۲۴	(۰,۰۴) -۰,۱۹	(۰,۰۴) -۰,۱۴	(۰,۰۰) -۰,۰۸
X20	(۰,۰۱) ۰,۱۹	(۰,۰۰) ۰,۲۸	(۰,۰۰) ۰,۳۷	(۰,۰۱) ۰,۵۴
X21	(۰,۰۱) ۰,۲۵	(۰,۰۲) ۰,۳۲	(۰,۰۱) ۰,۳۹	(۰,۰۲) ۰,۴۵

با استفاده از آنالیز چند متغیری و با کمک رگرسیون گام به گام می‌توان، بهترین مجموعه از متغیرهای پیش بینی کننده را معرفی نمود. رایج‌ترین فرآیندهای رگرسیونی مورد استفاده در این تحلیل، انتخاب رو به جلو و حذف رو به عقب می‌باشند. آنچه واضح است این است که نتیجه حاصل از انتخاب هر یکی از این روش‌ها مشابه می‌باشد. در این تحقیق از هر دو روش برای آنالیز چند متغیری استفاده شده‌است. اما به دلیل یکسان بودن نتیجه آن‌ها، تنها برآوردهای حاصل از روش حذف رو به عقب با استفاده از نرم افزار Stata در جدول فوق گزارش گردیده است. ابتدا تمامی متغیرها وارد مدل می‌شوند و سپس بر اساس آزمون معنی داری، متغیرهایی که کمترین میزان قدرت پیش بینی را بر اساس سطح معنی داری (Prob) دارند حذف می‌شوند. متغیرهایی با بیشترین میزان سطح معنی داری که بالاتر از سطح معنی داری (به طور معمول ۰,۰۵) هستند، از مدل حذف می‌شوند و دوباره مدل با متغیرهای باقی مانده برآورد می‌شود، این فرآیند تا زمانی که تمامی متغیرها معنی دار شوند ادامه پیدا می‌کند. لازم به ذکر است جهت انجام آنالیز چند متغیری، تمامی متغیرها وارد مدل می‌شوند تا میزان اثرگذاری هر یک از عوامل بر بقا و نرخ خطر مشتریان با کنترل نمودن سایر متغیرها بررسی گردند. بر این اساس متغیر مبلغ وام، تعداد اقساط، جنسیت، سن، وضعیت تأهل، نوع شغل و ... وارد مدل کاکس می‌شوند. نمودار زیر تابع بقای تعدیل شده را نشان می‌دهد.



نمودار (۱) - نمودار احتمال بقا

همانطور که در شکل فوق مشخص است، در ابتدا تابع بقا مقدار یک را می‌گیرد که علت آن به تعریف نکول برمی‌گردد چرا که می‌گوییم زمانی نکول اتفاق افتاده است که فرد ۳ ماه اقساط خود را به تعویق انداخته باشد بنابراین در ۳ ماه اول هیچ گونه نکولی رخ نمی‌دهد. به این دلیل که در داده‌های موجود تقریباً ۱۰٪ داده‌ها نکول انجام داده اند می‌توان گفت تابع احتمال بقا به سمت ۰,۰۹ میل می‌کند. علت پله ای بودن تابع بقا نیز گسسته بودن زمان است.



شکل (۲) - نمودار ROC مربوط به تابع احتمال بقا

SVM الگوریتمی است که هدف آن یافتن نوع خاصی از مدل‌های خطی است که حداکثر حاشیه ابر صفحه را حاصل کنند. حداکثر کردن حاشیه ابر صفحه منجر به حداکثر شدن تفکیک بین طبقات در نظر گرفته شده می‌شود. بردارهای پشتیبان به نزدیک ترین نقاط آموزشی به حداکثر حاشیه ابر صفحه گفته می‌شود. برای مشخص کردن مرز بین طبقات از این نقاط استفاده می‌شود (شین، ۲۰۰۵).

اگر داده‌ها به صورت خطی مجزا از هم باشند، SVM به ماشین‌های خطی برای تولید یک سطح بهینه که داده‌ها را بدون خطا و با حداکثر فاصله میان صفحه و نزدیکترین نقاط آموزشی (بردارهای پشتیبان) تفکیک می‌نماید، آموزش می‌دهد. اگر نقاط آموزشی را به صورت  $[x_i, y_i]$  و بردار ورودی  $x_i \in R^n$  و ارزش طبقه  $y_i \in \{-1, 1\}, i = 1$  تعریف کنیم، آنگاه در حالتی که داده‌ها بصورت خطی قابل تفکیک هستند، قواعد تصمیم‌گیری که تعریف می‌شود و توسط یک صفحه بهینه که طبقات تصمیم‌گیری باینری را تفکیک می‌کند، به صورت معادله زیر است:

$$y = \text{sing} \left( \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i (X_i \cdot X_i) + b \right)$$

که در آن  $y$  و خروجی معادله،  $y_i$  ارزش طبقه نمونه آموزشی  $X_i$  و  $\bullet$  نشان دهنده ضرب داخلی است. بردار  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  نشان دهنده یک داده ورودی و بردارهای  $X_i, i = 1, \dots, N$  بردارهای پشتیبان هستند. در معادله فوق پارامترهای  $b$  و  $\alpha_i$  تعیین کننده ابر صفحه هستند. اگر داده‌ها به صورت خطی قابل تفکیک نباشند، معادله فوق به معادله زیر تغییر می‌یابد:

$$y = \text{sign} \left( \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i K(X, X_i) + b \right)$$

تابع  $K(X, X_i)$  تابع کرنلی است که برای ایجاد ماشین‌هایی با انواع مختلفی از سطوح تصمیم‌گیری غیرخطی در فضای داده‌ها، ضرب‌های داخلی تولید می‌کند. تابع کرنل تابع کرنل، تابع وزنی است که در

تکنیک‌های پیش بینی غیر پارامتریک استفاده شده و دارای دو شرط  $\int k(u)du = 1$  و  $\int k(u)du = 1$  و 1 برای تمام مقادیر  $u$ . اگر دو کلاس به نحوی باشند که نتوان آن‌ها را با یک صفحه جدا کرد، از روش‌های غیر خطی و تعریف تابع تصمیم‌گیری و توابع کرنل استفاده می‌کنیم.

در SVMها از کرنل‌ها برای تعریف شباهت ورودی‌ها و از تابع تلفات برای سنجش میزان شباهت خروجی‌ها بهره می‌گیرند. در واقع کرنل‌ها ابزاری برای تعیین شباهت بین ورودی‌ها هستند که دارای کلاس‌های متفاوتی می‌باشند. هر کلاس از کرنل‌ها توانایی تشخیص نوع خاصی از شباهت را دارد و بنابراین نوع خاصی از فضای ویژگی را بازسازی می‌کند (گان، ۱۹۹۸).

SVM خود به عنوان تابع شایستگی الگوریتم ژنتیک می‌باشد و هدف آن حداقل سازی خطای طبقه بندی با استفاده از GA می‌باشد. کروموزم‌ها در این روش باینری می‌باشد و طول آن به اندازه داده‌های ورودی است. جمعیت اولیه الگوریتم ژنتیک بصورت تصادفی تولید می‌گردد بدین صورت که ابتدا کروموزم‌هایی بطول داده‌های ورودی که تمام بیت‌های آن‌ها ۱ می‌باشد تولید کرده و بطور تصادفی حداکثر ۲۰٪ آن‌ها را به صفر تبدیل کرده و جمعیت تولید شده را در الگوریتم ژنتیک مورد استفاده قرار می‌دهیم در خروجی الگوریتم ژنتیک اگر بیت مربوطه ۱ باشد داده به عنوان داده آموزش در SVM در نظر گرفته می‌شود و اگر ۰ باشد به همراه داده‌های تست ابتدای مدل به عنوان داده‌های تست در انتهای مدل آزمون می‌شود. جداول زیر نتایج پیش بینی مدل SVM را در هشت بار اجرای مدل را نشان می‌دهند. در این مطالعه برای اجرای مدل‌های مورد نظر از توابع نرم افزار MATLAB استفاده شده‌است.

جدول (۷) - نتایج حاصل از پیش بینی مدل SVM برای مشتریان حقیقی

	آموزشی			آزمایشی			مجموع		
	خوشحساب	بدحساب	مجموع	خوشحساب	بدحساب	مجموع	خوشحساب	بدحساب	مجموع
Run1	۱۵۶	۴۱	۱۹۷	۱۶۳	۳۹	۲۰۲	۳۱۹	۸۰	۳۹۹
	۰,۶۱۳			۰,۶۱۲			۰,۶۱۸		
Run2	۱۷۱	۳۰	۲۰۱	۱۷۵	۲۳	۱۹۸	۳۴۶	۵۳	۳۹۹
	۰,۶۱۳			۰,۶۳۵			۰,۶۳۷		
Run3	۱۹۵	۱۶	۲۱۱	۱۷۶	۱۲	۱۸۸	۳۷۱	۲۸	۳۹۹
	۰,۶۹۵			۰,۷۱۱			۰,۷۳۲		
Run4	۱۸۸	۱۸	۲۰۶	۱۷۸	۱۵	۱۹۳	۳۶۶	۳۳	۳۹۹
	۰,۷۳۲			۰,۷۰۴			۰,۷۱۲		
Run5	۱۵۶	۴۰	۱۹۶	۱۸۴	۱۹	۲۰۳	۳۴۰	۵۹	۳۹۹



طراحی سیستم هشدار سریع برای ریسک.../درخشانی، فلاح، جهانگیرنیا، غلامی جمکرانی و کردلویی

۰,۶۸۵			۰,۶۹۸			۰,۷۱۲			
۳۹۹	۹۳	۳۰۶	۲۰۳	۳۵	۱۷۸	۱۹۶	۵۸	۱۳۸	Run6
۰,۵۹۸			۰,۵۸۷			۰,۶۱۴			
۳۹۹	۶۸	۳۳۱	۲۲۳	۲۴	۱۹۹	۱۷۶	۴۴	۱۳۲	Run7
۰,۷۴۳			۰,۷۰۹			۰,۷۴۳			
۳۹۹	۳۱	۳۶۸	۱۹۳	۱۳	۱۸۵	۲۰۶	۱۹	۱۸۷	Run8
۰,۷۵۴			۰,۶۹۵			۰,۷۱۰			

بر اساس جدول فوق دقت پیش بینی مدل SVM برای مشتریان بد حساب حدود ۶۳ درصد و برای مشتریان خوش حساب ۷۳ درصد است.

جدول (۸) - نتایج حاصل از پیش بینی مدل SVM برای مشتریان حقوقی

مجموع			آزمایشی			آموزشی			
مجموع	بد حساب	خوش حساب	مجموع	بد حساب	خوش حساب	مجموع	بد حساب	خوش حساب	
۷۵۰۰	۱۲۵۰	۶۲۵۰	۴۰۰۰	۶۵۰	۳۳۵۰	۳۵۰۰	۶۰۰	۲۹۰۰	Run1
۰,۶۴۸			۰,۶۶۵			۰,۶۵۲			
۷۵۰۰	۱۳۵۸	۶۱۴۲	۴۰۰۰	۷۲۰	۳۲۸۰	۳۵۰۰	۶۳۸	۲۸۶۲	Run2
۰,۶۷۸			۰,۶۹۸			۰,۶۴۹			
۷۵۰۰	۱۶۵۸	۵۸۴۲	۴۲۰۰	۷۵۱	۳۴۴۹	۳۳۰۰	۹۰۷	۲۳۹۳	Run3
۰,۷۳۶			۰,۷۲۵			۰,۷۰۲			
۷۵۰۰	۱۲۴۵	۶۲۵۵	۴۱۰۰	۶۵۲	۳۴۴۸	۳۴۰۰	۵۹۳	۲۸۰۷	Run4
۰,۶۸۹			۰,۶۷۸			۰,۶۴۸			
۷۵۰۰	۱۸۹۰	۵۶۱۰	۴۴۰۰	۸۹۵	۳۵۰۵	۳۱۰۰	۹۹۵	۲۱۰۵	Run5
۰,۷۹۸			۰,۷۶۹			۰,۷۵۴			
۷۵۰۰	۱۸۹۶	۵۶۰۴	۴۵۰۰	۸۶۴	۳۶۳۶	۳۰۰۰	۱۰۳۲	۱۹۶۸	Run6
۰,۶۹۰			۰,۷۵۶			۰,۷۴۱			
۷۵۰۰	۱۶۵۴	۵۸۴۶	۴۲۵۰	۸۵۰	۳۴۰۰	۳۲۵۰	۸۰۴	۲۴۴۶	Run7
۰,۷۸۵			۰,۷۳۵			۰,۷۲۱			
۷۵۰۰	۱۷۹۵	۵۷۰۵	۴۳۵۰	۷۵۹	۳۵۹۱	۳۱۵۰	۱۰۳۶	۲۱۱۴	Run8
۰,۶۶۲			۰,۶۷۴			۰,۶۹۸			

بر اساس جدول فوق دقت پیش بینی مدل SVM برای مشتریان بد حساب حدود ۷۴ درصد و برای مشتریان خوش حساب ۷۵ درصد است.

### نتیجه گیری و پیشنهادات

در ایران نظام بانکی نقش بسیار مهمی در اقتصاد بازی می کند، زیرا علاوه بر نقش واسطه‌گری، نقش اساسی‌ای در تأمین مالی میان مدت و بلندمدت دارند. اگرچه مهم‌ترین فعالیت بانک‌ها جمع‌آوری منابع مالی و تخصیص آن به بخش‌های مختلف اقتصادی است. اما باید به این نکته نیز توجه داشت که علاوه بر اینکه این منابع مالی، تأمین کننده نیازهای بانک برای اعطای تسهیلات است، بانک‌ها نیز باید منابع مالی محدود خود را به صورت کارا و بهینه به تولید کالاها و خدمات تخصیص دهند بنابراین بانک‌ها درصدد اعطای تسهیلات به مشتریان حقیقی و حقوقی هستند که ضمن برخورداری از ریسک‌های پایین بتوانند بازده متناسب با سود تسهیلات اعطایی را داشته باشند. این امر زمانی محقق می‌شود که بانک‌ها قادر به طبقه‌بندی مشتریان اعتباری خود باشند. در این مقاله به بررسی ریسک اعتباری بانک با استفاده از شبکه عصبی، تابع بقا و ماشین بردار پشتیبان پرداخته شده است. مدل‌های آماری در ارزیابی ریسک اعتباری در برخی شرایط (در صورتی که پیش فرض‌های آماری آن‌ها فراهم باشد) در حل مسائل به خوبی جواب می‌دهند به همین دلیل در این مطالعه به کمک الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌سازی ماشین بردار پشتیبان به ارزیابی ریسک مشتریان حقیقی و حقوقی که از سیستم بانکی تسهیلات مالی دریافت کرده اند، پرداخته شده است. نتایج آزمون‌های آماری حاکی از این موضوع می‌باشد که مدل SVM از دقت بالاتری در پیش‌بینی ریسک اعتباری مشتریان حقیقی و حقوقی بانک‌ها برخوردار است. همانطوری که نتایج پیش‌بینی و مدل‌سازی نشان دادند، می‌توان گفت که این مدل‌ها توانایی لازم برای کمی کردن ریسک اعتباری را دارا می‌باشند و نتایج پیش‌بینی در تمام مدل‌های ارائه شده با توجه به معیارهای خوبی برآزش، قابل قبول می‌باشند. با توجه به نتایج بدست آمده پیشنهاد می‌گردد پایگاه داده‌ای که حاوی اطلاعات شخصیتی، اقتصادی، مالی و مدیریتی مشتریان می‌باشد بطور اختصاصی در این موسسات و بانک‌ها دایر شده و در طول زمان مورد بازنگری قرار گیرد. همچنین پیشنهاد می‌گردد که بانک در اخذ وثیقه‌های بانکی دقیقتر عمل کرده و از طریق اخذ وثایقی که وجاهت قانونی بالاتری داشته باشد اقدام کنند. همچنین با توجه به روند فزاینده سهم مطالبات معوق از کل مطالبات بخش غیردولتی استقرار سیستم رتبه بندی اعتباری مشتریان، بانک‌ها را در امر تخصیص بهینه تسهیلات و وام‌ها یاری می‌دهد، به بیان دیگر در این سیستم، تسهیلات به مشتریان مطلوب تخصیص می‌یابد. مشتری مطلوب، مشتری است که ضمن مصرف نمودن تسهیلات دریافتی در بخش‌های اقتصادی، آن را به نظام بانکی بازگردانده و بدین ترتیب باعث افزایش منابع مالی در بانک‌ها و به تبع آن افزایش قدرت وام دهی بانک شود.

## منابع

- ۱) اسکندری، میثم جعفری و روحی، میلاد (۱۳۹۵)، مدیریت ریسک اعتباری مشتریان بانکی با استفاده از روش ماشین بردار تصمیم بهبود یافته بوسیله الگوریتم ژنتیک با رویکرد داده کاوی، فصلنامه مدیریت دارایی و تامین مالی، شماره ۱، صفحات ۱۲-۳۸.
- ۲) تهرانی، رضا و فلاح شمس، میرفیض (۱۳۸۴)، طراحی و تبیین مدل ریسک اعتباری در نظام بانکی کشور، مجله علوم اجتماعی و انسانی دانشگاه شیراز، شماره ۴۳، صفحات ۴۵-۶۰.
- ۳) صلاحی، محمد (۱۳۹۰)، ررسی و الویت بندی عوامل موثر بر اعتبارسنجی مشتریان بانکها با استفاده از روش AHP (مورد: بانک سینا)، دانشکده مدیریت، گرایش مدیریت امور مالی، دانشگاه تهران.
- ۴) عبدلی، قهرمان و فردحری، علیرضا (۱۳۹۴)، الگوسازی سنجش ریسک اعتباری مشتریان حقوقی بانک رفا، فصلنامه نظریه‌های کاربردی اقتصاد، شماره ۱، صفحات ۲۴-۱.
- ۵) عرب مازار، عباس و روئین تن، پونه (۱۳۸۴)، عوامل مؤثر بر ریسک اعتباری مشتریان بانکی؛ مطالعه موردی بانک کشاورزی، فصلنامه جستارهای اقتصادی، شماره ۶، صفحات ۴۵-۸۰.
- ۶) عیسی زاده سعید، عریانی بهاره (۱۳۸۹)، رتبه بندی مشتریان حقوقی بانکها برحسب ریسک اعتباری به روش تحلیل پوششی داده‌ها: مطالعه موردی شعب بانک کشاورزی، فصلنامه پژوهش‌ها و سیاست‌های اقتصادی، شماره ۱۸ (۵۵)، صفحات ۵۹-۸۶.
- ۷) موسوی، سیدرضا و قلی پور، الناز (۱۳۸۸)، رتبه بندی معیارهای اعتبارسنجی مشتریان بانکی با رویکرد دلفی، اولین کنفرانس بین المللی بازاریابی خدمات بانکی.
- ۸) میرزائی، حسین، نظریان، رافیک و باقری، رعنا، (۱۳۹۰)، بررسی عوامل مؤثر بر ریسک اعتباری اشخاص حقوقی بانکها (مطالعه موردی شعب بانک ملی ایران، شهر تهران)، فصلنامه روند پژوهش‌های اقتصادی، سال نوزدهم، شماره ۵۸، صفحات ۶۷-۹۸.
- ۹) میرغفوری سیدحبیب اله و آشوری زهره (۱۳۹۴)، ارزیابی ریسک اعتباری مشتریان بانکها، فصلنامه کاوش‌های مدیریت بازرگانی، دوره ۷، شماره ۱۳، صفحات ۱۴۷-۱۶۶.
- ۱۰) ناجی اصفهانی، سید علی و رستگار، محمد علی (۱۳۹۷)، برآورد ریسک اعتباری مشتریان با استفاده از تحلیل چند بعدی ترجیحات (مطالعه موردی: یک بانک تجاری در ایران). فصلنامه علمی - پژوهشی مدل‌سازی اقتصادی، ۱۲(۴۴)، ۱۴۳-۱۶۱.
- 11) Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 23, 589-609.
- 12) Basel Committee on Banking Supervision, Best Practices for Credit Risk Disclosure, September 2000.

- 13) Beaver, W. (1967). Financial Ratio as Predictors of Failure, Empirical Research in Accounting: Selected Studies 1966. Journal of Accounting Research, 4, 71-111.
- 14) Bolton, P., Chen, H. and Wang, N. (2009), "A unified theory of Tobin's q, corporate investment, financing, and risk management", The Journal of Finance, Vol. 66 No. 5, pp. 1545-1578.
- 15) Chen, W, Xiang, G. Liu, Y. Wang, K. (2016). Credit risk Evaluation by hybrid data mining technique. Systems Engineering Procedia, 3(0), 1, 20-94.
- 16) Emel, Ahmet Burak. Oral, Muhittin. Reisman, Arnold. Yolalan, Reha. (2003). A credit scoring approach for the commercial banking sector. Socio-Economic Planning Sciences, 37, 103–123.
- 17) Elmer, P. J. and Borowski, D. M. (1988). "An Expert System and Neural Networks Approach to Financial Analysis". Financial Management, 12, 66-76.
- 18) Sanders, A. & Allen, L. (2002). Credit Risk Measurement. Second Edition, New York: John Wiley & Sons.
- 19) Shi-chen, Sh.; Yousefi, N. & Qorbannezhad, J. (2011). "The Study of Effective Factors of Default Bank Credit Facilities (the case study of Legal Customers of Export Development Bank of Iran)". Journal of Financial Knowledge of security analysis, 2: pp. 111-137.
- 20) Feng, Z. (2016). China Microfinance Industry Assessment Report. China Association of Microfinance.
- 21) Paula Matias Gama, Ana & Susana Amaral Geraldés, Helena (2014), Credit Risk Assessment and the Impact of the New Basel Capital Accord on Small and Medium-sized Enterprises: An Empirical Analysis, Management Research Review.
- 22) Hinchins J Hogg M and Mallett D (2001) Banking: A Regulatory Accounting and Auditing Guide (The Institute of Chartered Accountants).
- 23) Liao, A. B. (2015). A Credit Rating Approach for the Commercial Banking Sector. Journal of Socio-Economic Planning Sciences, 37, 45-58.
- 24) West, S, A. (2014). "Credit Risk Model and ranking Legal Clients of the Agriculture Bank". Economic Journal, 4: 99-128.

یادداشت‌ها:

- 
- ۱ Chen and et al (2016)
  - ۲ Ahmet Burak. Oral and et al (2003)
  - ۳ Sanders and Allen (2002)
  - ۴ Bolton and et al (2009)
  - ۵ Cumulative Risk Assessment
  - ۶ Jens Hilscher and Mungo Wilson (2012)

v Liao (2015)

^ Feng (2016)

**Designing Credit Risk Early-warning System for Individual and Corporate Customers of the Banks using Neural Network Models, Survival Probability Function and Support Vector Machine**

Roya Derakhshani<sup>1</sup>

Mirfeiz Fallah<sup>2</sup>

Hosein Jahangirnia<sup>3</sup>

Reza Gholami Jamkarani<sup>4</sup>

Hamidreza Kordlouie<sup>5</sup>

Receipt: 12/12/2022 Acceptance: 01/01/2023

**Abstract**

Credit risk is the probability of default of the borrower or the counterparty of the bank in fulfilling its obligations, according to the agreed terms. In other words, uncertainty about receiving future investment income is called risk, which is of great importance in banks. The purpose of this article is to estimate the credit risk of individual and corporate customers. In this study, the statistical information of ۴۰۰ individual customers and ۷۵۰ corporate customers was used. In this regard, the results of neural network model and support vector machine model have been compared. The obtained results have shown that the components considered in this study based on their personal, financial and economic characteristics had significant effects on the probability of customer default and credit risk calculation. Also, the results of this study showed that the application of control policies at the beginning of the repayment period suggests facilities that have the highest probability of default with long life and high repayment. The comparison of the results of the prediction accuracy shows the higher explanatory power of the support vector machine model and the use of the survival probability function than the simple neural network model for both groups of customers.

**Keywords**

credit risk, credit rating, financial ratios, neural network model, support vector machine.

1-Department of Finance and Accounting, Qom Branch, Islamic Azad University, Qom, Iran.  
roya.derakhshani@gmail.com

2-Department of Financial Management, Central Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran and a member of the New Financial Risks Research Group. (Corresponding Author)  
fallahshams@gmail.com

3-Department of Finance and Accounting, Qom Branch, Islamic Azad University, Qom, Iran.  
hosein\_jahangirnia@yahoo.com

4-Department of Finance and Accounting, Qom Branch, Islamic Azad University, Qom, Iran.  
fiaccqomiau@gmail.com

---

5-Department of Financial Management, Islamshahr Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.  
and a member of the New Financial Risks Research Group. hamidreza.kordlouie@gmail.com