

تعیین ریسک اعتباری مشتریان موسسات بیمه اعتبارصادراتی در صندوق ضمانت صادرات ایران با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین و شبکه عصبی

محسن مهرآرا* قهرمان عبدلی**

مهرداد پارسامنش***

پذیرش: ۹۸/۳/۷

دریافت: ۹۷/۱۰/۶

ریسک اعتباری / ماشین بردار پشتیبان / داده‌کاوی / اعتبارسنجی / صندوق ضمانت صادرات ایران

چکیده

یکی از مهمترین مسائلی که مؤسسات مالی و اعتباری با آن مواجه می‌باشند، احتمال عدم ایفای تعهدات از سوی دریافت‌کنندگان اعتبارات می‌باشد. با پیش‌بینی ریسک، ضمن برآورد حق بیمه و وثیقه مناسب، خسارات ناشی از نکول مشتری و هزینه پیگیری وصول مطالبات به طور معنی‌داری کاهش یافته و ضمن افزایش کارایی، زمینه رقابت‌پذیری مؤسسات اعتباری نیز فراهم می‌گردد. هدف از انجام این پژوهش، سنجش ریسک اعتباری مشتریان صندوق ضمانت صادرات ایران با رویکرد داده‌کاوی و با استفاده از روش‌های ماشین بردار پشتیبان (SVM^* ، $KSVM^*$) و شبکه

mmehrara@ut.ac.ir

*. استاد گروه اقتصاد نظری دانشکده اقتصاد دانشگاه تهران، تهران، ایران.

abdoli@ut.ac.ir

**. استاد گروه اقتصاد بین رشته‌ای دانشکده اقتصاد دانشگاه تهران، تهران، ایران.

mehrdadparsa@ut.ac.ir

***. دکتری علوم اقتصادی (گرایش مالی) پردیس البرز دانشگاه تهران، تهران، ایران.

■ مهرداد پارسامنش، نویسنده مسئول.

عصبی با الگوریتم یادگیری GMDH می باشد. یافته های پژوهش حاکی از آن است که در ارزیابی ریسک اعتباری متقاضیان تسهیلات اعتباری، روش KSVM نسبت به سایر مدل های بررسی شده از قابلیت و دقت بالاتری برخوردار می باشد. همچنین پنج متغیر سابقه شرکت (سابقه فعالیت شرکت از زمان تاسیس)، مدت اعتبار (طول دوره اعتبار ماخوذه)، میانگین صادرات (حجم فعالیت صادراتی شرکت طی سال های متمادی)، نحوه ایفای تعهدات و گردش حساب بانکی به مانده تعهدات (درجه استحکام مالی مشتری) به ترتیب بیشترین تاثیر را در ارزیابی اعتبار مشتریان دارا می باشند.

G20, G22, G32, L14, D81, D86: JEL طبقه بندی

مقدمه

یکی از عوامل بسیار تاثیرگذار در روند رشد صادرات غیرنفتی، وجود ریسک‌های سیاسی و تجاری برای صادرکنندگان می‌باشد و از آنجائیکه شرکت‌های بیمه تجاری از بیمه کردن مواردی که ممکن است منجر به عدم وصول وجه کالا از خریداران خارجی شود، پرهیز می‌کنند، در نتیجه ضرورت وجود موسسات اعتبارصادراتی^۱ به وضوح احساس می‌شود.^۲

نقش اصلی یک موسسه اعتبارصادراتی، حمایت، ترغیب و تقویت صادرات و نیز سرمایه‌گذاری برون مرزی از طریق بیمه کردن معاملات تجاری و سرمایه‌گذاری بین‌المللی و در پاره‌ای موارد تأمین مالی مستقیم می‌باشد.

توجه به این نکته اساسی بسیار قابل اهمیت می‌باشد که اگر موسسات اعتبارصادراتی نظیر صندوق ضمانت صادرات ایران بتوانند پوشش ریسک‌های سیاسی و تجاری مورد نیاز صادرکنندگان برای تأمین منابع مالی تسهیلات قبل از حمل (از طریق صدور ضمانت‌نامه اعتباری) و پس از حمل (از طریق صدور بیمه‌نامه‌های اعتباری) را ارائه نمایند، می‌توانند در راستای ترغیب و توسعه صادرات و همچنین سایر اهداف ترسیم شده دولت گام اساسی بردارند.^۳

همواره یکی از دغدغه‌های مهم و کلیدی صندوق‌های ضمانت در امر تضمین اعتبارات و سرمایه‌گذاری‌های مربوط به کالاها و خدمات صادراتی برای واحدهای تولیدی و تجاری که با هدف پوشش ریسک اعتباری متقاضیان می‌باشد، برازش و اندازه‌گیری ریسک اعتباری گیرنده تسهیلات بوده است.

در مدیریت ریسک باید درک صحیحی از مفهوم ریسک و توان مدل‌سازی و پیش‌بینی میزان ریسک مشتریان وجود داشته باشد تا حاصل این فرآیند، تخصیص بهینه منابع و افزایش سودآوری گردد. اعتبارسنجی مشتریان براساس الگوسازی و پیش‌بینی ریسک آنها صورت می‌پذیرد.^۴

مطالعات متعددی برای مدل کردن و تشخیص الگوهای پیچیده برای ارائه مدلی کارا جهت کمک به اتخاذ تصمیمات صحیح اعطای اعتبار از سوی مؤسسات مالی با استفاده از داده‌های ورودی- خروجی صورت گرفته است. برای مدل کردن یک سیستم لازم است تا

1. Export Credit Agency

۲. نقی زاده، ۱۳۹۱.

۳. وکیل زاده، ۱۳۹۱.

۴. خداویردی، ۱۳۸۸.

ارتباط ریاضی بین داده‌های ورودی/خروجی به طور دقیق و ساده فهمیده شود. رویکردهای داده‌کاوی توانایی زیادی در تحلیل و الگوسازی سیستم‌های غیرخطی بسیار پیچیده و مسایل پیش‌بینی دارند. این رویکرد تلاش می‌کند دانش نهفته در داده‌های تاریخی را استخراج نموده و از آن در جهت پیش‌بینی احتمال نکول مشتری، بهره گیرد. از جمله تکنیک‌های داده‌کاوی روش ماشین بردار پشتیبان می‌باشد که در سال‌های اخیر مطالعات متعددی جهت ارزیابی ریسک اعتباری متقاضیان با استفاده از آن صورت گرفته است.^۱

هدف از این پژوهش، الگوسازی و ارزیابی ریسک اعتباری مشتریان صندوق ضمانت صادرات ایران با استفاده از روش‌های شبکه‌های عصبی با الگوریتم ژنتیک و نیز ماشین‌های بردار پشتیبان مبتنی بر اطلاعات در دسترس تولیدکنندگان و صادرکنندگان کشور می‌باشد. در این مقاله پس از بیان مقدمه حاضر، مروری بر مبانی نظری و پیشینه پژوهش و سپس به روش‌شناسی پژوهش، معرفی مدل پژوهش، ویژگی‌ها و شناخت آن پرداخته می‌شود. در ادامه تحلیل داده‌ها و یافته‌های پژوهشی بیان شده و در بخش پایانی به جمع‌بندی و توصیه‌های سیاستی پرداخته خواهد شد.

مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

مبانی نظری

در اقتصاد خرد رایج، انگاره بنیادی که در نظریه‌ها لحاظ می‌شود، فرض اطلاعات کامل بوده که حسب آن اطلاعات متقارنی در میان کلیه دست‌اندرکاران حوزه اقتصاد و در جانب عرضه و تقاضای اقتصاد وجود دارد. به نحوی که در تمام منابع علمی اقتصادی، اصل کامل بودن اطلاعات به‌عنوان یک اصل آشکار پذیرفته شده بود، تا اینکه آکرلوف در دهه ۷۰ میلادی این اصل را با قاعده "لمونز" زیر سؤال برد و با ابراز موضوع اطلاعات نامتقارن بین خریداران و فروشندگان در دنیای واقعی، پایه بسیاری از مباحث اقتصاد خرد کلاسیک را متزلزل ساخت.^۲ آکرلوف نشان داد که اطلاعات نامتقارن می‌تواند امکان «انتخاب نامطلوب» را در بازار ارتقا دهد، این موضوع سبب شد که پژوهشگران علوم اقتصادی به تهیه الگو و ارائه نظریه‌های

۱. پویان‌فرو دیگریان، ۱۳۹۲.

۲. ماجد، ۱۳۸۵.

متنوعی در چنین بازارهایی تمایل یابند. اطلاعات ناکافی تسهیلات دهندگان از قرض گیرندگانی که احتمالاً از بازپرداخت وام عدول نمایند و یا تقابل خریداران اتومبیل با فروشندگان اتومبیل‌های با کیفیت ضعیف، موجب بیرون ماندن فرد برخوردار از کالای خوب شود^۱.

شکاف اطلاعاتی موجود میان اعتباردهنده و اعتبارگیرنده که از آن به عدم تقارن اطلاعات^۲ یاد می‌شود، اساس علمی شکل‌گیری نظام سنجش اعتبار می‌باشد. عدم تقارن اطلاعات میان اعتباردهنده و گیرنده اعتبار موجب ایجاد انتخاب نامساعد "کژگزینی"^۳ و مخاطرات اخلاقی "کژمنشی"^۴ و نهایتاً کاهش عملکرد اعتباردهندگان و نیز افزایش قابل توجه مطالبات معوق و سررسید گذشته خواهد شد. راه‌کاری که در دنیا برای مقابله با این چالش اندیشیده شده است، بهره‌گیری از سیستم‌های اطلاعات اعتباری و تسهیم اطلاعات مربوط به مشخصات و تاریخچه اطلاعات اعتباری مشتریان با سایر بانک‌ها و شرکت‌های رتبه‌بندی اعتباری می‌باشد. بهره‌گیری از این سامانه‌ها موجب می‌شود تا از مشکل عدم تقارن اطلاعاتی میان اعتباردهنده و اعتبارگیرنده کاسته شده، اعتباردهندگان تصمیمات بهتری را در زمینه اعطای تسهیلات اعتباری اتخاذ نمایند و مشتریان نیز با اتکا به پیشینه اعتباری خوب خود، بتوانند میزان بالاتری از تسهیلات اعتباری را دریافت نمایند^۵.

ارزیابی اعتباری متقاضیان، حساس‌ترین بخش صدور ضمانت نامه و بیمه نامه اعتباری است. در این رابطه باید توان مالی و شخصیت مدیون اصلی مورد تجزیه و تحلیل و بررسی کارشناسی قرار گرفته تا به اشخاص و شرکت‌هایی که از توان مالی مناسبی برخوردار نیستند، ارائه خدمات با دقت بیشتری صورت پذیرد. در این راستا تاسیس آژانس‌های اعتبارسنجی مشتریان یکی از گام‌های اولیه برای ارائه خدمات مطلوب موسسات اعتبار صادراتی می‌باشد. این امر با همکاری و هماهنگی بانک‌ها، موسسات اعتباری و شرکت‌های بیمه انجام می‌شود. بنابراین تاسیس موسسات اعتبارسنجی، به عنوان گام اول توسعه بیمه‌های اعتباری محسوب می‌گردد^۶.

۱. اکرولوف، ۱۹۷۸.

2. Asymmetric information

3. Adverse Selection

4. Moral Hazard

۵. محمد جلیلی ۱۳۸۹.

۶. نقی‌زاده ثقفی، ۱۳۹۱.

در حال حاضر بسیاری از موسسات معتبر رتبه‌بندی نظیر استاندارد و پورز^۱، مودیز^۲، فیچ^۳ در تعیین انواع مدل‌های ریسک اعتباری و روش‌شناسی‌های مربوط، اقدامات نظری و عملی گسترده‌ای انجام می‌دهند و با استفاده از متدولوژی‌های خاصی به رتبه‌بندی شرکت‌ها، موسسات و نهادهای مالی و اعتباری می‌پردازند. این موسسات جهت رتبه‌بندی اعتباری از روش‌های متفاوتی استفاده می‌نمایند که مهمترین اختلاف آنها در انتخاب شاخص‌ها و معیارهای تعریف شده و به‌ویژه عوامل کیفی تعریف شده می‌باشد. در حال حاضر یک تئوری جامع برای تعیین ارزیابی و اعتبارسنجی وجود ندارد لذا بیشتر موسسات از ترکیب طیفی از اطلاعات کمی و کیفی و تعیین عوامل شاخص‌ها و معیارهای مختلف برای اندازه‌گیری ریسک استفاده می‌کنند. برخی از مهمترین شاخص‌هایی را که این شرکت‌ها برای تعیین ریسک اعتباری در نظر می‌گیرند را برای دو موسسه اعتبارسنجی استاندارداند پورز و فیچ ذکر می‌کنیم.

معیارهای مورد استفاده در رتبه‌بندی اشخاص حقوقی توسط موسسه استاندارد اند پورز

این موسسه برای ارزیابی ریسک اعتباری، خطرپذیری فعالیت موسسات مالی و اعتباری را از دو جنبه مالی و تجاری مورد ملاحظه قرار می‌دهد که به برخی از معیارها از این دو منظر اشاره می‌شود.

ریسک تجارت

- دورنمای رشد شرکت در صنعت مورد ارزیابی و بررسی روند، تغییرات تکنولوژیکی و جایگاه شرکت در صنعت در مقایسه با شرکت‌های رقیب.
- بررسی کیفیت مدیریت و چشم‌اندازاتی آن در میزان و نحوه تأمین سرمایه، میزان هزینه‌کرد برای تحقیق و توسعه.
- تحلیل محیط رقابتی شرکت از ابعاد کمی و کیفی محصولات تولیدی شرکت در مقایسه تطبیقی با رقبا. (داخلی یا خارجی)
- تحلیل محیط قانونی شرکت از بعد ساختار مالکیت و سایر موارد.

1. Standard and Poor's

2. Moody's

3. Fitch Ratings

ریسک مالی

بررسی ترازنامه و سود و زیان شرکت، سیاست‌گذاری‌های مالی شرکت، بررسی بازده شرکت از بعد مالی، ساختار سرمایه شرکت، جریان‌ات نقدی، انعطاف‌پذیری مالی، پوشش بیمه‌ای و سایر موارد.^۱

معیارهای مورد استفاده در رتبه‌بندی اشخاص حقوقی توسط موسسه فیچ

این موسسه برای رتبه‌بندی اعتباری با استفاده از اطلاعات در دسترس، به تحلیل کیفی و کمی می‌پردازد. در تحلیل کیفی، ریسک صنعت، محیط عملیاتی (تحلیل ریسک‌ها و فرصت‌های محتمل در محیط عملیاتی شرکت منتج از تغییرات اجتماعی، تکنولوژیکی و...)، موقعیت بازاری شرکت در رقابت با شرکت‌های رقیب در صنعت، کیفیت مدیریت و روش‌های حسابداری را مدنظر قرار می‌دهد و در تحلیل کمی، معیارهای جریان‌ات نقدی، سود، وضعیت ساختاری سرمایه و انعطاف‌پذیری مالی شرکت را مورد بررسی قرار می‌دهد.^۲

معیارهای مورد استفاده در رتبه‌بندی اشخاص حقوقی توسط موسسه مودیز

این موسسه برای ارزیابی رتبه اعتباری شرکت‌ها به پردازش و آنالیز کمی و کیفی عوامل موثر می‌پردازد و در همین راستا در معیارهای کیفی به عوامل صنعت، شرایط رقابتی بنگاه و پیشینه و کیفیت مدیریت از جمله، برنامه‌ریزی و کنترل، سابقه متوالی مدیریتی، ساختار سازمانی و توان‌آوری و خلاقیت و در پارامتر ساختار و ریسک قانونی، قدرت تلفیق و ادغام با بنگاه‌های در صنعت را لحاظ می‌نماید. و از دیگر سو وضعیت سودآوری، نقدینگی و جریان‌ات نقدی، نسبت‌های پوششی و اهرمی را برای رسیدن به تحلیل مالی مورد ارزیابی قرار می‌دهد.^۳

میزان کارآیی یک موسسه اعتبارسنجی به چند عامل بستگی دارد^۴:

۱. در دسترس بودن اطلاعات، ۲. کیفیت اطلاعات، ۳. توانایی اجرا و ۴. قوانین و همچنین وضعیت قانونی موافق و ساختار تکنیکی خوب.

۱. برای مطالعه بیشتر به درگاه الکترونیکی <https://www.standardandpoors.com> مراجعه فرمایید.

۲. برای مطالعه بیشتر به درگاه الکترونیکی <https://www.fitchratings.com> مراجعه فرمایید.

۳. برای مطالعه بیشتر به درگاه الکترونیکی <https://www.moodys.com> مراجعه فرمایید.

۴. محمود زاده، ۱۳۹۵.

شناسایی عوامل اصلی اثرگذار بر ریسک اعتباری مشتریان، اولین مرحله در فرآیند اعتبارسنجی می‌باشد. تعاریف و شاخص‌های متفاوتی، جهت بررسی میزان ریسک مشتری در سطح دنیا، شناخته شده است.

تمامی اشکال ریسک، چه آنهایی که به عنوان ریسک سوداگرانه طبقه‌بندی شده باشند و چه به عنوان ریسک خطرناک، شامل چهار عنصر مشترک، محتوا، فعالیت، شرایط و پیامدها می‌باشد.

محتوا یعنی زمینه، وضعیت، یا محیطی که ریسک در آن منظور شده و مشخص‌کننده فعالیت‌ها و شرایط مرتبط با آن وضعیت است. به عبارت دیگر، محتوا نمایی از تمامی پیامدهای سنجیده شده فراهم می‌سازد بنابراین، محتوا، مبنایی برای تمامی فعالیت‌های بعدی مدیریت ریسک فراهم می‌کند. بعد از ایجاد یک محتوا، عناصر باقی‌مانده در ریسک به طور مناسبی قابل بررسی هستند. عنصر فعالیت یعنی عمل یا اتفاقی که باعث ریسک می‌شود. فعالیت، عنصر فعال ریسک است و می‌باید با یک یا چندین شرط ویژه برای ظهور ریسک ترکیب شود. تمامی اشکال ریسک با یک فعالیت به وجود می‌آیند بدون فعالیت، امکان ریسک وجود ندارد. در حالیکه فعالیت، عنصر فعال ریسک است، شرایط تشکیل‌دهنده، عنصر منفعل ریسک است. این شرایط، تعیین‌کننده وضعیت جاری یا یک مجموعه از اوضاع و احوال است که می‌تواند به ریسک منجر شود. شرایط، وقتی با یک فعالیت آغازگر خاص ترکیب می‌شود، می‌تواند یک مجموعه از پیامدها یا خروجی‌ها را تولید کند. پیامدها، به عنوان آخرین عنصر ریسک، نتایج یا اثرات بالقوه یک فعالیت در ترکیب با یک شرط یا شرایط خاص است.^۱

سینکی (۱۹۹۲) بیان نمود که ریسک بانک و مدیریت آن بر سه ریسک زیر متمرکز است: ریسک اعتباری، ریسک نرخ بهره، ریسک نقدینگی، از دیدگاه وی این ریسک‌ها به ترتیب از تغییرات غیرمنتظره در زمینه توانایی تسهیلات‌گیرندگان در بازپرداخت تعهدات خود، نوسان نرخ بهره و عدم کفایت نقدینگی پدید می‌آید.

رز (۱۹۹۹)، به طور کلی موسسات مالی را با شش نوع ریسک عمده، به شرح زیر طبقه‌بندی نمود:

۱. بابایی و وزیرزنجانی، ۱۳۸۵.

- ریسک اعتباری، ریسک نقدینگی، ریسک بازار، ریسک نرخ بهره، ریسک سودآوری و ریسک ناتوانی در پرداخت تعهدات.
 - ریسک‌های اصلی شناسایی شده توسط کمیته بال عبارتند از: ریسک نقدینگی، ریسک اعتباری، ریسک بازار و ریسک عملیاتی.
- با توجه به موضوع پژوهش که در آن ریسک اعتباری، بررسی و مدل سازی می شود، لذا فقط به توضیح ریسک اعتباری می پردازیم:
- ریسک اعتباری، ریسکی است که از نُکول (قصور) طرف قرارداد، یا در حالتی کلی تر، ریسکی است که از «اتفاقی اعتباری» به وجود می آید. از دیدگاه تاریخی، این ریسک معمولاً در مورد اوراق قرضه واقع می شد، بدین صورت که قرض دهنده ها از بازپرداخت تسهیلاتی که به قرض گیرنده اعطاء کرده بودند، نگران بودند. به همین دلیل گاهی اوقات ریسک اعتباری را «ریسک نکول» هم گویند.^۱
 - ریسک اعتباری از این واقعیت ریشه می گیرد که طرف قرارداد، نتواند یا نخواهد تعهدات قرارداد را انجام دهد. تأثیر این ریسک با هزینه جایگزینی وجه نقد ناشی از نُکول طرف قرارداد، سنجیده می شود.
- بحران های مشاهده شده در نظام بانکی کشورها عمدتاً ناشی از عدم کارایی در مدیریت ریسک اعتباری بوده است. مهمترین ابزاری که موسسات مالی و اعتباری برای مدیریت و کنترل ریسک اعتباری به آن نیازمندند، سیستم رتبه بندی اعتباری مشتریان است.^۲

معیارها و شاخص های کلیدی اثرگذار برای ارزیابی ریسک مشتریان:

اولین مرحله تجزیه و تحلیل اعتباری مشتریان، آگاهی از معیارهای اساسی موثر بر ریسک اعتباری می باشد. معیارها و شاخص های متفاوتی جهت بررسی میزان ریسک اعتباری و ارزیابی اعتبار (تعیین کیفیت اعتباری) مشتری در سطح دنیا شناسایی شده که در زیر به معرفی برخی از آنها می پردازیم:

معیار ۵۰: جهت بررسی کیفیت اعتباری مشتریان، پنج شاخص زیر را مورد ارزیابی قرار دهد:

۱. مهرآرا و همکاران، ۱۳۸۸.

۲. احمدی زاده، ۱۳۸۵.

- **شخصیت^۱:** بررسی تعهدپذیری ونحوه عملکرد در فعالیت‌های مالی گذشته، شهرت اجتماعی.
 - **ظرفیت^۲:** بررسی توان متقاضی در ایجاد درآمد و مدیریت کسب و کار جهت عمل به تعهدات.
 - **سرمایه^۳:** بررسی میزان سرمایه متقاضی و وضعیت صورت‌های مالی.
 - **وثیقه^۴:** میزان وثایقی قابل ارائه از سوی مشتری جهت پوشش زیان ناشی از عدم ایفای تعهدات.
 - **شرایط^۵:** بررسی شرایط محیطی اثرگذار بر عملکرد متقاضی که خارج از کنترل بانک و مشتری می‌باشد.
- معیار^{۵P}: اجزای این معیار به طور خلاصه عبارتند از:
- **مردم^۶:** بررسی و ارزشیابی نظرات مردم در خصوص واحد اقتصادی
 - **محصول^۷:** ارزیابی: سودآوری، کمیت و کیفیت ارزش، در دسترس بودن، اهداف بازاریابی و سایر موارد
 - **حمایت^۸:** آیا حمایت‌های داخلی براساس صورت‌های مالی وجود دارد؟ نقدینگی یا سایر وثایق موجود است؟ آیا حمایت خارجی مانند ضمانت بانکی، ظهر نویسی اسناد مالی و دیگر موارد وجود دارد؟ بررسی می‌شود.
 - **پرداخت‌ها^۹:** آیا مشکل اعتبارات پرداخت نشده وجود دارد؟ بررسی اطلاعات پرداخت‌های گذشته و غیره.
 - **چشم‌انداز کلی آینده^{۱۰}:** بررسی اینکه آیا شرکت برای آینده استراتژی و برنامه خاصی دارد، بررسی سود ناشی از فروش در قبال احتمالات بازار موضوع نوسانات قیمت و سایر

-
1. Character
 2. Capacity
 3. Capital
 4. Collateral
 5. Condition
 6. People
 7. Product
 8. Protection
 9. Payment
 10. Perspective

افق‌های با اهمیت^۱.

پیشینه پژوهش

در ارتباط با پژوهش حاضر، تحقیقاتی در داخل و خارج از کشور انجام شده است که به برخی از این مطالعات به شرح زیر اشاره می‌شود:

عرب مازار و رویین تن (۱۳۸۵) در مقاله‌ای تحت عنوان «بررسی عوامل مؤثر بر ریسک اعتباری مشتریان بانکی (بررسی موردی بانک کشاورزی)» با هدف شناسایی عوامل مؤثر در سنجش ریسک اعتباری مشتریان حقوقی بانک کشاورزی ایران به روش «رگرسیون لجیت» انجام شده است. بدین منظور اطلاعات کیفی و مالی یک نمونه تصادفی ۲۰۰ تایی از شرکت‌هایی که طی سال‌های ۱۳۷۸ تا ۱۳۸۳ از شعب بانک کشاورزی استان تهران، تسهیلات اعتباری دریافت نموده‌اند را بررسی نموده‌اند. نتایج تحقیق ضمن دلالت بر تایید نظریه‌های اقتصادی و مالی در زمینه عوامل مؤثر بر ریسک اعتباری نشان می‌دهد، عوامل مؤثر در تعیین ریسک اعتباری مشتریان حقوقی بانک کشاورزی فصل مشترک زیادی با عوامل مؤثر بر ریسک اعتباری مشتریان حقوقی سایر بانک‌ها (از جمله بانک ملت و توسعه صادرات) دارد. طلوعی اشلقی و دیگران (سال ۱۳۸۹) در مقاله‌ای تحت عنوان «طبقه‌بندی متقاضیان تسهیلات اعتباری بانک‌ها با استفاده از تکنیک ماشین بردار پشتیبان»، مدل طبقه‌بندی مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان با رویکرد هوش مصنوعی را برای پیش‌بینی عملکرد مالی مشتریان حقوقی بانک‌ها ارائه نموده است. در این پژوهش ماشین بردار پشتیبان به همراه دیگر مکانیزم‌ها از جمله تکنیک‌های F-score و Grid search جهت طبقه‌بندی متقاضیان تسهیلات اعتباری بانکی و افزایش کارایی مدل استفاده شده است. نتایج حاکی از افزایش صحت طبقه‌بندی است و نشان می‌دهد که ماشین بردار پشتیبان در مقایسه با دیگر مدل‌های طبقه‌بندی دارای صحت بیشتری است.

میرزایی و دیگران (۱۳۹۰) در مقاله‌ای تحت عنوان «بررسی عوامل مؤثر بر ریسک اعتباری اشخاص حقوقی بانک‌ها (مطالعه موردی شعب بانک ملی ایران، شهر تهران) (با استفاده از روش رگرسیون لجستیک (LR)) یک نمونه تصادفی ۴۵۵ تایی از شرکت‌های حقوقی را که در

سال ۱۳۸۷ از بانک ملی ایران شعب شهر تهران تسهیلات اعتباری دریافت نموده اند، بررسی کرده است. ابتدا ۳۹ متغیر توضیح دهنده شامل متغیرهای کیفی و مالی با استفاده از روش ۵۰ شناسایی شده و در نهایت ۱۱ متغیر را که اثر معناداری بر ریسک اعتباری و تفکیک بین دو گروه از مشتریان خوش حساب و بدحساب داشتند، انتخاب کرده و مدل نهایی را به وسیله آنها برازش نموده است. نتایج نشان می دهد که براساس شاخص های آماری، این توابع از نظر ضرایب و همچنین قدرت تفکیک کنندگی معنادار بوده و اعتبار بالایی دارند.

پویان فرو دیگران (۱۳۹۲) در مقاله ای تحت عنوان « رویکرد حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان مبتنی بر الگوریتم ژنتیک جهت تخمین رتبه اعتباری مشتریان بانک ها» با هدف به کارگیری روش حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان مبتنی بر الگوریتم ژنتیک (Ga-LSSVM) در ارزیابی ریسک اعتباری متقاضیان تسهیلات اعتباری بوده است که به این منظور از مجموعه داده های بانک آلمان در پایگاه داده یادگیری ماشین UCI جهت نمایش اثربخشی و دقت طبقه بندی کننده Ga-LSSVM استفاده شده است. یافته های پژوهش حاکی از آن است که در ارزیابی ریسک اعتباری متقاضیان تسهیلات اعتباری، مدل Ga-LSSVM نسبت به مدل های بررسی شده (مدل آماری لاجیت و رویکردهای بهینه سازی پارامترهای ماشین بردار پشتیبان) از عملکرد مطلوبی برخوردار می باشد.

کیقبادی و خدامی (۱۳۹۲) در مقاله ای تحت عنوان «داده کاوی صورت های مالی جهت اعطای تسهیلات مالی» با هدف مدل سازی اعتبارسنجی مشتریان در بانک به روش های شبکه عصبی، درخت تصمیم و ماشین بردار پشتیبان انجام دادند. بدین منظور اطلاعات و داده های مالی و کیفی یک نمونه تصادفی ۳۰۰ تایی از شرکت های حقوقی را که در سال های ۸۹ و ۹۰ از بانک ملی ایران شعب شهر تهران تسهیلات اعتباری دریافت نموده اند، مورد بررسی قرار می گیرد. در این تحقیق پس از بررسی پرونده های اعتباری هریک از مشتریان، ۳۱ متغیر توضیح دهنده مورد ارزیابی قرار گرفت و نتایج ضمن دلالت بر تأیید نظریه های اقتصادی و مالی نشان می دهد که تکنیک های داده کاوی جهت اعتبارسنجی مشتریان از کارایی بالایی برخوردار می باشد و همچنین عملکرد پیش بینی الگوی شبکه عصبی به مراتب بهتر از سایر الگوها است.

علیزاده (۱۳۹۵) در پژوهشی تحت عنوان «ارائه چارچوب مبتنی بر روش های شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان برای مدل سازی و پیش بینی ریسک اعتباری مشتریان بانک (بانک های خصوصی)، از سه روش شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان و همچنین مدل

ترکیبی حاصل از این دو روش مدل سازی و تحلیل استفاده نموده است. نتایج تحقیق نشان داد که روش های ماشین بردار پشتیبان و روش شبکه عصبی بیش از ۹۰٪ قابلیت برآورد ریسک اعتباری مشتریان را دارد و همچنین با مقایسه این دو روش مشخص گردید که الگوریتم شبکه عصبی به میزان خیلی کمی کارایی بیشتری دارد و نیز عملکرد مدل ترکیبی در پیش بینی ریسک اعتباری مشتریان بهتر از تک تک مدل ها می باشد.

خانلری و همکاران (۱۳۹۵) در پژوهشی تحت عنوان "پیش بینی ارزش طول عمر مشتریان بانکی با استفاده از تکنیک دسته بندی گروهی داده ها (GMDH) در شبکه ی عصبی" با استفاده از شبکه عصبی GMDH به محاسبه و پیش بینی ارزش طول عمر مشتریان، به عنوان ابزاری کلیدی در تحقق نقش مدیریت ارتباط با مشتری در صنعت بانکداری پرداخته شده است. برای این منظور، اطلاعات جمعیت شناختی و مالی ۵۰۰۰ مشتری حقیقی ارزنده یکی از بانک های خصوصی کشور با شرط میانگین موجودی بیش از ۵۰۰ میلیون ریال در حداقل یکی از حساب ها می باشد. نتایج نشان داد به کمک این روش می توان با دقت بالای ۹۰ درصد ارزش طول عمر مشتریان را پیش بینی کرد که به نسبت روش های آماری متعارف، دقت بیشتری دارد.

جعفری اسکندری و همکاران (۱۳۹۶) در پژوهشی تحت عنوان "مدیریت ریسک اعتباری مشتریان بانکی با استفاده از روش ماشین بردار تصمیم بهبود یافته با الگوریتم ژنتیک با رویکرد داده کاوی"، الگویی با استفاده از روش های داده کاوی برای پیش بینی شاخص نرخ وصول مشتریان ارائه می نماید. رویکردی که در سال های اخیر در دنیا به عنوان روشی جدید برای اندازه گیری ریسک مشتریان به جای اندازه گیری احتمال نکول مدنظر قرار گرفته است. نتایج نشان می دهد الگوی پیشنهادی این پژوهش، دقت بیشتری دارد.

چنگ لانگ هانگ و دیگران^۱ مطالعه ای را تحت عنوان «تبه بندی اعتباری با رویکرد داده کاوی مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان» انجام دادند، در این تحقیق از الگوریتم ژنتیک جهت تخمین هر چه دقیق تر پارامترهای SVM استفاده کردند و عملکرد آن را با روش های SVM کلاسیک، برنامه ریزی ژنتیک (GP)^۲ و شبکه عصبی پیش خور (BPN)^۳ مقایسه

1. Cheng-Lung Huang, (2007).

2. Genetic Programing

3. Backpropagation neural network

نمودند. در این پژوهش مجموعه داده بانک آلمان در نظر گرفته شده است. به منظور مقایسه دقت روش‌های فوق از آزمون فریدمن استفاده شده، براساس آن دقت طبقه‌بندی سه روش مشابه یکدیگر می‌باشد، در حالی که دقت روش GA-SVM اندکی از دو روش دیگر بهتر است.

ژوو همکاران^۱ در پژوهشی تحت عنوان "مدل‌های گروهی ماشین بردار پشتیبان با حداقل مربعات برای امتیازدهی اعتباری" به منظور ارزیابی ریسک اعتباری متقاضیان تسهیلات اعتباری، از روش LS-SVM استفاده کرده و نتایج آن را با روش‌های شبکه عصبی، تحلیل ممیزی و SVM مقایسه نمودند. براساس یافته‌های آنها، روش LSSVM نسبت به دیگر روش‌های، نتایج بهتری را نشان می‌دهد.

کیونگ جا کیم و هیونچول آن^۲ در مطالعه‌ای با عنوان «مدل رتبه‌بندی اعتباری شرکت‌های بزرگ با استفاده از ماشین بردار پشتیبانی چند طبقه (با کلاس متنوع) با رویکرد تقسیم‌بندی زوجی ترتیبی^۳» و با هدف استفاده تطبیقی از الگوریتم جدید MSVM (بنام OMSVM) برای رتبه‌بندی اعتباری بهینه‌سازی شده و براساس روش طبقه‌بندی باینری کار می‌کنند، می‌باشد. از مزایای این مدل این است که می‌تواند به صورت کارا و اثربخش طبقه‌های ترتیبی چندگانه را مورد بررسی قرار دهد. برای اعتباربخشی این مدل آنرا در دنیای واقعی به کار گرفته و نتایج آنرا با رویکردهای مرسوم MSVM و دیگر تکنیک‌های هوش مصنوعی از جمله MDA، MLOGIT، CBR، و شبکه عصبی مصنوعی مقایسه نموده اند، نتایج نشان می‌دهند، این مدل توانسته عملکرد طبقه‌بندی را نسبت به سایر تکنیک‌های چند طبقه معمولی بهبود داده و محاسبات زمانی و منابع کمتری را مصرف نماید.

شین چن‌هانگ و مین یودی^۴ در پژوهشی تحت عنوان «بررسی مقایسه‌ای تکنیک‌های داده کاوی برای اعتبارسنجی در بانکداری» و با هدف بررسی مقایسه‌ای برای ارتقای دقت مدل طبقه‌بندی به منظور کاهش ریسک اعتباری انجام شده است. در این مطالعه با استفاده از روش‌های داده کاوی برای ساختن چهار مدل طبقه‌بندی درخت تصمیم، لجستیک

1. Zhou, L., Lai, K. K., & Yu, L, (2010).

2. Kyoung-jae Kim, , Hyunchul Ahn, (2012).

3. MSVMs

4. Shin-Chen Huang, Min-Yuh Day, (2013).

رگرسیون، شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبانی در سنجش اعتبار سیستم بانکی می باشد، نتایج نشان می دهد که مدل ماشین بردار پشتیبان نرخ دقت بالاتری در این زمینه داشته و بنابراین از روش های طبقه بندی قبلی بهتر عمل می نماید.

هاومینگ ژانگ و همکاران^۱ در پژوهشی با عنوان «مقایسه اثر یادگیری از ELM، BP، SVM، I-ELM، و SVM برای رتبه بندی اعتباری شرکتی» با انجام یک مطالعه جامع مقایسه ای تجربی بر روی اثربخشی چهار الگوریتم های یادگیری، ELM، BP، SVM، و I-ELM بر روی یک مجموعه داده های تجربی گزارشهای واقعی مالی و رتبه بندی دو موسسه اعتباری مودیز و استاندارد و پور برای اندازه گیری رتبه اعتباری انجام داده است. نتایج تجربی این پژوهش نشان می دهد که روش های SLFN^۵ قابلیت اطمینان بیشتری نسبت به SVM ها دارند، در حالی که SVM ها بر روی توزیع های خروجی مدل از دیگر مدل ها بهتر عمل می کند و توصیه می کنند که تحقیقات بیشتری در مورد چگونگی بهبود عملکرد در توزیع ارزیابی رتبه بندی برای SLFNs و بهبود قابلیت اطمینان از SVM ها انجام شود.

مایکل هالتف^۶ در مطالعه ای با عنوان «ماشین بردار پشتیبان برای امتیازدهی اعتباری» با هدف بررسی عملکرد ماشین بردار پشتیبانی و مقایسه آن با رگرسیون لجستیک (که استاندارد صنعت بانکداری بوده است)، به مطالعه سیر تکاملی ماشین بردار پشتیبان و نیز محدودیت های توسعه مدل های ارزیابی اعتبار و عدم تمایل موسسات سنتی به جایگزینی روش های مدرن تر پرداخته است، سپس به بحث در مورد پتانسیل ماشین بردار پشتیبانی برای تبدیل شدن به یک جایگزین مناسب برای رگرسیون لجستیک در امتیازدهی اعتباری پرداخته است. نتایج مقایسه ای محقق مبهم می باشد. عملکرد ماشین بردار پشتیبانی خطی بدتر از رگرسیون لجستیک و آموزش آن نیز زمان بیشتری می برد. از سوی دیگر، ماشین بردار پشتیبان با هسته غیر خطی خیلی بهتر از رگرسیون لجستیک بود و اختلاف معناداری آماری آن در سطح ۹۵ درصد بود. با وجود این موفقیت، عوامل متعدد بازدارنده از استفاده گسترده در امتیازدهی

1. Haoming Zhong, (2014).

2. Backpropagation Algorithm

3. Extreme Learning Machine

4. Incremental Extreme Learning Machine

5. Single Hdden Layer Feed Forward Neural Network

6. Michal Haltuf

اعتباری، زمانهای بیشتر آموزش و قدرت کمتر روش خطی دو اشکال عمده آن بود. محقق در انتها توصیه می نماید، با توجه به الگوریتم های جایگزین که در ۱۰ سال گذشته در دسترس قرار گرفته است، ماشین بردار پشتیبانی می تواند به عنوان یک روش ترکیبی برای مدل های ریسک اعتباری استفاده شود.

تری هریس^۱ در پژوهشی تحت عنوان «امتیازدهی اعتباری با استفاده از ماشین بردار پشتیبان خوشه ای» به بررسی و معرفی رتبه بندی اعتباری با استفاده از ماشین بردار پشتیبان خوشه ای (CSVM) برای توسعه کارت امتیازی اعتبار می پردازد. این الگوریتم جدید، برخی از محدودیت های تحقیقات پیشین رویکرد ماشین بردار پشتیبان غیر خطی سنتی را مورد مطالعه قرارداد CSVM را سایر روش های SVM غیرخطی مقایسه و نشان می دهد که CSVM می تواند سطوح قابل قبولی از عملکرد طبقه بندی - در حالیکه تبدیلات محاسباتی نسبتاً کم هزینه ای دارد- در مقایسه با سایر روش ها به دست آورد.

وجه تمایز مطالعه حاضر با سایر تحقیقات مشابه

نوآوری تحقیق حاضر علی رغم پژوهش های علمی محدود در جهان، در زمینه ارزیابی ریسک اعتباری در موسسات اعتبار صادراتی نظیر صندوق ضمانت صادرات ایران، از دو منظر قابل بیان می باشد:

۱. دقت در تعیین متغیرهای مدل ریسک اعتباری: بدیهی است در الگوهایی که از یک الگوی نظری مشخص تبعیت نمی کنند، تعیین متغیرهای توضیحی (یا ورودی های مدل) از اهمیت قابل توجهی برخوردار است چرا که رکن اصلی در طراحی ساختار مدل اعتباری برپایه دقت و جامعیت متغیرهای توضیحی انتخابی است که بیش از نیمی از میزان تورش و خطای مدل سازی و پیش بینی را به خود اختصاص می دهد. نکته قابل ذکر و مهم آن است که استفاده کنندگان (مشتریان) از خدمات اعتباری صندوق ضمانت صادرات ایران به دلیل ماهیت حمایتی و همچنین منحصر به فرد بودن آن، ویژگی های خاصی دارند که آنها را متمایز از مشتریان بانک ها می نماید. از این رو بازطراحی متغیرهای توضیحی مدل مهمترین اولویت و نوآوری تحقیق حاضر است که براساس آخرین مطالعات صورت

گرفته در حوزه اعتبارسنجی و رتبه‌بندی و نیز آزمون‌های مکرر مدل‌های موجود در صندوق ضمانت صادرات و با بهره‌مندی از نظرات کارشناسان، خبرگان و افراد صاحب‌تجربه در حوزه بیمه‌های اعتباری، صورت خواهد گرفت.

۲. به‌کارگیری روش‌های محاسباتی رقیب برای افزایش توان دقت مدل‌سازی و پیش‌بینی: بر اساس مطالعات پیشین و با توجه به رویکردهای توانمند روش ماشین بردار پشتیبان (SVM)، مدل اعتبارسنجی صندوق بر اساس روش مذکور بازطراحی شده و نتایج با روش‌های موجود در صندوق ضمانت مقایسه خواهد گردید. بدیهی است با ارتقای سطح دقت و جامعیت متغیرهای توضیحی و مقایسه آن با روش‌های رقیب، بتوان به یک الگوی بهینه برای اعتبارسنجی مشتریان صندوق ضمانت صادرات دست یافت. با افزایش دقت مدل نسبت به روش‌هایی که در حال حاضر در صندوق ضمانت صادرات ایران انجام می‌شود، ریسک اعتباری کاهش یافته و این امر منجر به کاهش خسارات پرداختی صندوق می‌گردد.

روش‌شناسی پژوهش

تاکنون مدل‌های مختلفی پیرامون اعتبارسنجی مشتریان معرفی شده است که می‌توان آن را در دو دسته پارامتری و ناپارامتری طبقه‌بندی نمود. مدل‌های پارامتری به مدل‌هایی اطلاق می‌شود که هدف آنها محاسبه و تخمین پارامترها به منظور طبقه‌بندی مشتریان است و در مقابل مدل‌هایی که در آنها پارامتری محاسبه نشده و هدف آنها طبقه‌بندی مشتریان با توجه به روابط بین متغیرهاست، مدل‌های ناپارامتری نامیده می‌شوند.

بر مبنای این طبقه‌بندی، مدل‌های رتبه‌بندی اعتباری پارامتری عبارتند از: مدل احتمال خطی، مدل لاجیت، مدل پروبیت، مدل‌های تحلیل ممیزی یا تحلیل تفاوت‌ها

همچنین مدل‌های رتبه‌بندی اعتباری ناپارامتری عبارتند از:

روش برنامه‌ریزی ریاضی، مدل طبقه‌بندی درختی یا درخت تصمیم‌گیری، الگوهای نزدیک‌ترین همسایگان، فرآیند سلسله مراتب تحلیل و سیستم‌های هوش مصنوعی.

هریک از مدل‌های عنوان شده دارای معایب و مزایای مختص به خود می‌باشند، همین امر، بیان این که کدام یک توانایی بهتری در پیش‌بینی نکول دارد را دشوار می‌سازد. تکنیک‌های داده‌کاوی مدرن در زمینه علم اطلاعات سهم به‌سزایی داشته و می‌توان آن‌ها را با مدل‌های سنجش اعتبار تطبیق داد. متخصصان و محققان همواره به دنبال مدلی هستند که بتواند اندکی دقت پیش‌بینی را بالا ببرد، این اندک تغییرات کوچک در دقت پیش‌بینی نقش به‌سزایی را در کاهش ریسک اعطای تسهیلات به مشتریان دارد^۱.

روش‌های گسترده‌ای در حوزه‌های ریاضی، آمار، اقتصادسنجی و پژوهش عملیاتی همچون: برنامه‌ریزی ریاضی، شبیه‌سازی احتمالی و قطعی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، تحلیل بقاء. نظریه بازی‌ها، تحلیل ممیزی، تحلیل لججیت و تحلیل پروبیت در توسعه الگویی برای اندازه‌گیری دقیق ریسک اعتباری سهیم بوده‌اند. همچنین پیشرفت نظریه‌های بازارهای مالی مانند نظریه آربیتراژ، نظریه قیمت‌گذاری اختیار معامله و مدل قیمت‌گذاری دارایی‌های سرمایه‌ای همگی در توسعه مدل‌های دقیق اندازه‌گیری ریسک اعتباری نقش مؤثری را ایفا کرده‌اند.^۲

امروزه از هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در بسیاری از علوم استفاده می‌شود و این ابزارها در پیش‌بینی، مدل‌سازی، تشخیص الگو و انواع طبقه‌بندی داده‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند. استفاده از روش‌های داده‌کاوی^۳ در حوزه‌های اقتصادی و مالی نیز رو به گسترش است. در پژوهش حاضر از دو روش مهم و قدرتمند در حوزه شبکه‌های عصبی، یعنی ماشین‌های بردار پشتیبان و الگوریتم GMDH استفاده شده است.

یادگیری ماشین به روش‌های گذشته‌نگر هوشمندی اشاره دارد که به طور خودکار به سمت نتیجه مطلوب و کارآ در حرکتند و هدف آنها اکتشاف شیوه‌ها و الگوریتم‌هایی است که بر اساس آنها سیستم‌های هوشمند موجود توانایی یادگیری پیدا کنند. ماشین‌های بردار پشتیبان یکی از پرکاربردترین روش‌های یادگیری ماشین می‌باشند که برای دسته‌بندی و رگرسیون به‌کار گرفته می‌شوند. طرز کار SVMها استفاده از مجموعه‌ای از داده‌های آموزشی به نام بردارهای پشتیبان جهت پیش‌بینی یا دسته‌بندی می‌باشد. واسطه بین خروجی و ورودی این مدل‌ها

۱. کیقبادی و خدای، ۱۳۹۲.

۲. آلمن و همکاران، ۲۰۰۲.

را هسته‌ها یا کرنل گویند که از دو نوع خطی و غیر خطی می‌باشند. خروجی اولیه یک مدل SVM، یک مساله برنامه‌ریزی درجه دوم می‌باشد که برای حل آن روش‌های گوناگون عددی و غیر عددی وجود دارد.

مدل مورد استفاده در ماشین‌های بردار پشتیبان، به ویژه در پایه‌ای‌ترین حالات (مثلاً طبقه‌بندی دو کلاسه)، یک مدل با ساختار خطی و بسیار مشابه با آن چیزی است که مثلاً در شبکه عصبی پرسپترون چند لایه یا MLP استفاده می‌شود. در واقع، در کنار برخی تفاوت‌های دیگری که این دو مدل دارند، عملاً یک ساختار بسیار مشابه را با دو روش مختلف آموزش می‌دهند. در شبکه عصبی پارامترهای این مدل با کمینه‌سازی خطا تنظیم می‌شوند، اما در SVM ریسک ناشی از عدم طبقه‌بندی صحیح به عنوان یک تابع هدف تعریف می‌شود و پارامترها نسبت به آن، تنظیم و بهینه‌سازی می‌شوند. در برخی موارد، خروجی SVM در کنار عملکرد بهتری که دارد، مقاومت^۱ بیشتری نیز نسبت به تغییر و نویز در داده‌ها، از خود نشان خواهد داد. زیرا اساساً، به نحوی طراحی و آموزش داده شده است، که بتواند در مقابل چنین نااطمینانی مقاومت نماید و عملکرد مطلوب خودش را داشته باشد. از طرفی، استفاده از اصطلاح شبکه عصبی (مصنوعی) یا هر اصطلاح مشابه دیگری برای اشاره به چنین ابزارهایی، صرفاً برای ایجاد یک متافور مناسب و نزدیک به طبیعت بوده است و اصل قضیه، رابطه ریاضی است که در پشت این سیستم‌ها وجود دارد. از این منظر، بسیاری از سیستم‌ها و مدل‌های مورد استفاده در حوزه یادگیری ماشین، عملاً از ساختارهای ریاضی بسیار مشابه (و بعضاً یکسان) استفاده می‌نمایند، و تنها در طرز بیان مسأله، شیوه تربیت و تنظیم مدل‌ها، و توصیف با یکدیگر تفاوت دارند.

پس از مشخص کردن پارامترهای اساسی در SVM و GMDH و حصول نتیجه، ماتریس‌های درهم‌ریختگی^۲ ایجاد می‌شوند و پس از آن از معیارهای سنجش کیفیت برای بررسی کار استفاده خواهد شد.

1. Robustness

2. Confusion Matrix

ماشین بردار پشتیبان (SVM)

امروزه بحث ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM)^۱ به یکی از مباحث برجسته در حوزه یادگیری ماشین، الگوهای دسته‌بندی و رگرسیون تبدیل شده است. برای حل مشکلات مدل‌های رگرسیونی و روش‌های دسته‌بندی راه‌حلی توسط الگوریتم‌های مبتنی بر کرنل (هسته)^۲ مانند SVM، ارائه شده است:

$$f(x) = \omega^T \Phi(x) \quad (۱)$$

که برای برخی از بردارهای وزن $\omega \in F$ می‌باشد. از ترفند کرنل‌ها در صورتی می‌توان استفاده نمود که بتوان بردار وزن‌ها، ω ، را به صورت ترکیبی خطی از نقاط آموزش بیان کرد، $\omega = \sum_{i=1}^n \alpha_i \Phi(x_i)$ ، نشانگر این است که می‌توان f را به صورت معادله (۲) نیز نوشت:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i k(x_i, x) \quad (۲)$$

یکی از اساسی‌ترین مسائلی که مطرح می‌شود بحث انتخاب یک کرنل (k) مناسب برای موضوع یادگیری است. قاعده‌تاً ما به دنبال کرنلی خواهیم بود که مشخصه‌های صحیحی را در فضای موجود در اختیار ما قرار دهد. ماشین‌های بردار پشتیبان با بهینه‌سازی برخی از معیارها در نمونه‌های حاصل، تابعی خطی (f) را در فضای مشخص در اختیار ما قرار می‌دهند. در صورتی که موضوع مورد مطالعه ما یک مساله طبقه‌بندی با دو حاشیه مسطح^۳ باشد، مساله بهینه‌سازی به شکل معادله (۳) خواهد بود:

$$t(\omega, \zeta) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{C}{m} \sum_{i=1}^m \zeta_i \quad (۳)$$

$$\begin{aligned} y_i (\langle \Phi(x_i), \omega \rangle + b) &\geq 1 - \zeta_i & (i = 1, \dots, m) \\ \zeta_i &\geq 0 & (i = 1, \dots, m) \end{aligned} \quad (۴)$$

که پارامتر C ، پارامتر تنظیم در ماشین‌های بردار پشتیبان می‌باشد. به منظور در نظر گرفتن نویز موجود در داده و تداخل بین داده‌های آموزشی، از متغیر $\zeta_i > 0$ استفاده می‌شود. وجود قید

1. Support Vector Machines0

2. Kernel-Based Algorithms

3. norm Soft Margin

ضمانت می‌کند که داده‌ای در حاشیه قرار نمی‌گیرد. هرچند برای جلوگیری از بیش تطابق نمودن به داده‌های نویزی، این قید با متغیرهای ξ_i نرم شده است^۱.
 که در آن m نیز تعداد الگوهای آموزش می‌باشد و مقدار $y = \pm 1$ می‌باشد.
 براساس بسیاری از روش‌های کرنل محور، برای حل SVM، ابتدا باید معادله گسترش یافته مربوط به ω را حل نمود:

$$\omega = \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i \Phi(x_i) \quad (5)$$

ضرایب غیر صفر (بردارهای پشتیبان) جایی حاصل می‌شوند که نقطه‌ایی مانند (x_i, y_i) وجود داشته باشد که در قید مذکور نیز معنی کند. برای به دست آوردن α_i ها باید مساله برنامه‌ریزی درجه ۲ (QP)^۲ زیر را حل نمود:

$$\omega(\alpha) = \sum_{i=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x_i, x_j) \quad \text{حداکثرسازی} \quad (6)$$

$$0 \leq \alpha_i \leq \frac{C}{m} \quad (i = 1, \dots, m) \quad \text{با توجه به} \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0 \quad (8)$$

دوگان مساله بالا را می‌توان به شکل زیر بیان نمود:

$$c^T x + \frac{1}{2} x^T H x \quad \text{حداقل سازی} \quad (9)$$

$$b \leq Ax \leq b + r \quad \text{با توجه به} \quad (10)$$

$$l \leq x \leq u \quad (11)$$

که در آن $H \in R^{m \times m}$ بوده و مقادیر آن $H_{ij} = y_i y_j k(x_i, x_j)$ می‌باشد به علاوه $C = (1, 000, 1) \in R^{m \times m}$ ، $l = (0, \dots, 0) \in R^{m \times m}$ ، $u = (C, \dots, C) \in R^{m \times m}$ ، $A = (y_1, \dots, y_m) \in R^{m \times m}$ ، $b = 0$ و $r = 0$ می‌باشد.

دشواری حل مسئله QP مطرح شده در اندازه ماتریس ایجاد شده می‌باشد (ماتریس H) که عناصر آن عموماً غیر صفر می‌باشند، بنابراین حجم زیادی از حافظه نیاز است که بتوان این ماتریس و محاسبات مربوطه را در آن گنجانید. همچنین روش‌های سنتی مانند روش‌های

۱. صمد زادگان و حسنی، ۱۳۹۱.

نیوتنی و یا شبه نیوتنی^۱ و ... قادر به حل این مسئله به صورت مستقیم نخواهند بود. با توجه به ابعاد بسیار بزرگ مسئله QP ارائه شده می توان فهمید که این مسئله به سادگی و با روش های حل بهینه سازی درجه دوم قابل حل نمی باشد. مسئله درجه دوم ارائه شده شامل ماتریسی می باشد که تعداد عناصر آن مربع تعداد عناصر مجموعه آموزشی می باشد^۲.

اصلی ترین تفاوت بین دو مدل SVM و مدل KSVM در راه حل مربوط به حل مساله برنامه ریزی درجه دوم بالا می باشد.

مدل SVM استفاده شده در این مقاله از روش چانگ و همکاران (۲۰۱۳) برای حل مساله QP موجود استفاده می کند^۳. آنها در روش محاسبه ای خود مسایل QP موجود را به دو دسته تقسیم کرده اند: ۱- مسایل دارای یک قید خطی دو - مسایل دارای دو قید خطی

اساس کار مدل KSVM موجود در مقاله حاضر، براساس الگوی بهینه سازی متوالی مینیمم ها (SMO)^۴ می باشد که توسط جان پلات محقق شرکت ماکروسافت ابداع گردید و بعد از آن هسو و لین (۲۰۰۲) و چانگ و لین (۲۰۰۱) در مقالات خود به آن پرداخته اند. SMO پیشنهادی مساله درجه دوم SVM را بدون استفاده از بهینه یابی عددی مساله درجه دو، تجزیه می کند و به جای آن به حل کوچکترین مساله بهینه سازی ممکن می پردازد که در آنها دو α_i موجود باشد.

در هر مرحله SMO از دو α_i برای بهینه یابی و به دست آوردن مقادیر بهینه برای α_i استفاده می کند و بدین ترتیب از روش های عددی برای حل مساله درجه دو استفاده نمی کند و در هر مرحله SVM را برای به دست آوردن مقادیر بهینه جدید، بروز می کند.

برای مسائل دسته بندی که شامل بیش از دو دسته می شوند از روش یک به یک یا روش دسته بندی جفتی استفاده می شود^۵. این روش به تعداد $\binom{k}{2}$ کلاس تشکیل می دهد که هر کدام از اجزای آنها با داده های مربوط به دو کلاس آموزش دیده باشند. پیش بینی، هنگامی پایان می یابد که مشخص شود کدام یک از اجزای کلاس بیشترین پیش بینی برد را در قاعده

1. Quasi-Newton

۲. فتاحی، ۲۰۱۵.

۳. برای مطالعه بیشتر مراجعه شود به :

<http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>

4. Sequential Minimization Optimization

۵. کترو همکاران، ۱۹۹۰ و کربل ۱۹۹۹.

«بیشترین برد» داشته باشد. چگونگی کارکرد این روش برای تقویت نتایج SVMها در مقاله هسو و لین (۲۰۰۲) نشان داده شده است.

- به طور کلی می توان گفت مزیت های KSVM نسبت به SVM شامل موارد زیر می باشد:^۱
- در عمل نتایج بهتری دارد و در مطالعات بسیاری مانند بیوانفورماتیک، کامپیوتر و زمینه زبانشناسی طبیعی نتایج بهتری داشته است.
- پارامترهای قابل تنظیم کمتری دارد.
- با توجه به نوع روش حل مساله QP موجود و استفاده از روش SMO این روش نیازی به حافظه جهت ذخیره سازی ماتریس ندارد، بنابراین مجموعه های آموزشی بسیار بزرگ را نیز می توان توسط این روش مدیریت نمود.^۲
- به علاوه می توان تاکید کرد که بهینه سازی در آن شامل مسایل بهینه سازی محدب درجه دوم^۳ هم می شود.^۴

از پرکاربردترین کرنل ها، کرنل گوسین و پلی نومیال هستند که به ترتیب با روابط (۱۲) و (۱۳) تعریف می شوند.

$$\phi(x_i, x) = e^{-\frac{\|x_i - x\|^2}{2\sigma^2}} \quad (12)$$

$$\phi(x_i, x) = (x_i \cdot x + 1)^d \quad (13)$$

در این روابط، σ پارامتر کرنل گوسین و d متغیر کرنل پلی نومیال می باشد (لورنا و کاروالهو، ۲۰۰۸)

الگوریتم GMDH

شبکه های عصبی بر پایه یک مفهوم کلی از شناخت الگو و تصفیه کننده متدهای سنتی تکنیکی هستند. شبکه های عصبی که انعطاف پذیری بالایی دارند، به صورت مدل های نیمه پارامتری در بسیاری از رشته های عملی، به ویژه علوم رفتاری و اقتصاد به کار برده شده اند.^۵

۱. ژانگ و وو، ۲۰۱۲.

۲. فتاحی، ۲۰۱۵.

3. Convex Quadratic Optimization

۴. مونیز، ۲۰۱۰.

۵. برای مطالعات بیشتر رجوع شود به مقاله: ابریشمی و همکاران (۱۳۸۸)، تحقیقات اقتصادی؛ همچنین: ابریشمی و همکاران (۱۳۸۸)، پژوهشنامه بازرگانی.

روش دسته‌بندی گروهی داده‌های عددی یک فن‌آوری آموزش آماری جهت غلبه بر ضعف‌های آماری و شبکه‌های عصبی است. آنچه الگوریتم GMDH را به عنوان یک روش هیورستیک^۱ معرفی می‌کند ساختن مدل‌هایی برای سیستم‌های پیچیده از نوع رگرسیون با درجات بالا می‌باشد که دارای مزایایی نسبت به مدل‌سازی کلاسیک است. اولین بار الگوریتم GMDH توسط یک دانشمند اوکراینی به نام ایواخنکو (۱۹۶۸) معرفی گردید.

به طور کلی دو دیدگاه اصلی در معرفی و شناخت شبکه‌های عصبی وجود دارد.^۲ در دیدگاه اول؛ شبکه‌های عصبی را می‌توان علمی قلمداد نمود که دارای انواع مختلف ساختار شبکه‌ای بوده و از توانایی بالایی در شناسایی و مدل‌سازی برخوردار است. پایه و اساس این دیدگاه، آموزش شبکه‌های عصبی است. در دیدگاه دوم؛ شبکه‌های عصبی به عنوان یک ابزار علمی برای پیاده‌سازی و تفهیم الگوریتم‌ها قرار می‌گیرند و یا به عبارتی در این دیدگاه شبکه‌های عصبی، فلورچارتی برای الگوریتم‌های پیچیده ریاضی می‌باشد در مورد شبکه‌های عصبی GMDH با دیدگاه دوم باید به قضیه نگریست. به طور کلی الگوریتم GMDH را نیز می‌توان از دو نظر متفاوت مورد بحث و بررسی قرار داد؛ در قسمت اول این الگوریتم را براساس مبنای ریاضی آن و در قسمت دوم براساس تئوری و آنالیز مدل‌سازی سیستم معرفی کرد.

بر مبنای ریاضی الگوریتم GMDH، براساس تجزیه سری توابع ولترا^۳ به چند جمله‌ای‌های دو متغیره درجه دوم پایه‌ریزی شده که با رابطه (۱۵) تعریف شده است.

$$G(x_i, x_j) = a_0 + a_1x_i + a_2x_j + a_3x_i^2 + a_4x_j^2 + a_5x_ix_j \quad (15)$$

در این تجزیه، سری ولترا به مجموعه‌ای از معادلات بازگشتی زنجیره‌ای تبدیل می‌گردد، به گونه‌ای که مجدداً با جایگذاری جبری هریک از روابط بازگشتی در یکدیگر سری ولترا برقرار گردد. الگوریتم GMDH در قسمت دوم براساس تئوری و آنالیز مدل‌سازی سیستم‌ها است، این مدل‌سازی براساس دو قاعده کلی بنا می‌گردد.^۴

۱. الگوریتم هیورستیک (Heuristic) عبارت است از معیار، روش و یا اصولی برای تصمیم‌گیری بین چندین خط‌مشی، به طوری که اثربخش‌ترین آنان برای دستیابی به اهداف موردنظر، انتخاب گردد.

2. Darvizeh (2001)

3. Volterra.

4. Vasechkina & Yarin (2001)

۱. سیستم‌های پیچیده‌ای که شامل m متغیر ورودی و یک خروجی باشند را می‌توان به تعداد $C_m^2 = \frac{m(m-1)}{2}$ سیستم جزئی^۱ ساده‌ای که دارای دو ورودی و یک خروجی است تجزیه نمود البته خروجی تمامی سیستم‌های جزئی، یکسان و همانند خروجی سیستم اصلی در نظر گرفته می‌شود.

۲. برای ترکیب دو سیستم جزئی در قالب یک سیستم واحد و تشکیل سیستم جزئی جدید دیگری که متغیرهای هر دو سیستم قبلی را در بر می‌گیرد، کافی است که خروجی و یا مقادیر تخمین زده هر دو مدل به دست آمده را به ازای n نمونه ورودی مجدداً مدل کنیم. الگوریتم GMDH با به کار بستن این دو قاعده در دستور کار خود عمل مدل‌سازی را انجام می‌دهد هدفی را که همواره در پروسه ترکیب مدل‌های به وجود آمده مدنظر است، دست یافتن به مدل‌هایی می‌باشد که تقریباً تمامی متغیرهای سیستم در آن نمایان و نقش داشته باشند، هدف دیگر رسیدن به مدلی است که میزان خطای خروجی آن نسبت به سایر مدل‌های محاسبه شده در مراحل قبل کمتر باشد.

شبکه‌های عصبی GMDH جلوه‌ای از الگوریتم GMDH می‌باشد که به فرم و ساختار شبکه‌ای بیان شده است^۲. شبکه عصبی GMDH، شبکه‌ای خود سامانده و یک سو به می‌باشد که از چند لایه و هر لایه نیز از چندین نرون تشکیل یافته است، تمامی نرون‌ها از یک ساختار مشابه برخوردار هستند. وزن‌ها (w) براساس روش‌های تجزیه مقادیر منفرد (SVD^3) و حل معادلات متعامد (SNE^4) به عنوان مقادیر مشخص و ثابت در داخل هر نرون جایگذاری می‌شود. ویژگی بارزی که در این نوع از شبکه‌ها مشاهده می‌گردد، حاکی از آن است که نرون‌های مرحله قبلی و یا لایه قبلی (m)، عامل و یا مولد تولید نرون‌های جدید به تعداد C_m^2 می‌باشند از میان نرون‌های تولید شده لزوماً بایستی تعدادی از آنها حذف گردند تا به این وسیله از واگرایی شبکه جلوگیری به عمل آید، اصطلاحاً به این گونه نرون‌ها، نرون مرده گفته می‌شود^۵.

1. Partial System.

۲. برای مطالعات بیشتر رجوع شود به مقاله: ابریشمی و همکاران (۱۳۸۸)، تحقیقات اقتصادی؛ همچنین: ابریشمی و همکاران (۱۳۸۸)، پژوهشنامه بازرگانی.

3. Singular Value Decomposition.

4. Solving Normal Equation

5. Lemke (1997)

یکی از مسائل مهمی که در شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه مطرح می‌گردد طراحی ساختار شبکه است در این طراحی بایستی تعداد لایه‌ها و نیز ساختار درونی از قبیل تعداد وزن‌ها و مقادیر اولیه آنها و همچنین تابع تحریک هر نرون به صورت مناسب انتخاب گردند تا یک نگاشت مناسب و ایده‌آل میان داده‌های ورودی و خروجی برقرار شود. یکی از اهداف شبکه‌های عصبی GMDH جلوگیری از رشد واگرایی شبکه و نیز مرتبط کردن شکل و ساختار شبکه به یک یا چند پارامتر عددی است، به گونه‌ای که با تغییر این پارامتر ساختار شبکه نیز تغییر کند. یکی از مهمترین ویژگی‌های الگوریتم GMDH توانایی شناسایی و حذف متغیرهای زاید است. بدین ترتیب در جریان مدل‌سازی متغیرها به سه دسته، بدون اثر (کم اثر)، که از الگو حذف می‌شوند، موثر و با اثر مضاعف، غربال گشته و در خروجی برنامه اصلی، مشخص می‌گردند^۱.

تحلیل داده‌ها و یافته‌های پژوهش

روش‌های گردآوری اطلاعات

در این پژوهش برای شناسایی عوامل موثر بر ریسک اعتباری مشتریان صندوق، با الهام از روش‌های موسسات اعتبارسنجی و نیز استفاده از نتایج تحقیقات داخلی و خارجی مرتبط با موضوع، متغیرهای متعددی با استفاده از روش C5 در دو حوزه مالی و غیرمالی مورد بررسی قرارگرفت که در نهایت ۲۶ متغیر توضیحی برای ۵۴۷ مشتری صندوق ضمانت صادرات ایران از اشخاص حقیقی و شرکت‌های تولیدی و بازرگانی انتخاب و مدل نهایی به وسیله آنها برازش شده است.

در این تحقیق یک متغیر وابسته برای شناسایی نکول مشتریان حقیقی و حقوقی که از صندوق ضمانت صادرات ایران، ضمانت نامه اعتباری دریافت نموده‌اند تحت عنوان "وضعیت خسارت" می‌باشد. این متغیر از خصوصیت گسسته برخوردار بوده و می‌تواند دو حالت صفر و یک را به خود اختصاص دهد که مقدار "صفر" برای مشتریان خسارتی و مقدار "یک" برای مشتریان خوش حساب در نظر گرفته شده است. از بین مشتریان مورد مطالعه، تعداد ۸۰ شرکت خسارتی شده‌اند.

معرفی متغیرهای مستقل

برای ارزیابی اعتباری مشتریان، ضرورت دارد، متغیرهای توضیحی موثر بر ریسک اعتباری مشتری که توانایی توضیح دهندگی متغیر وابسته را دارند، شناسایی نمود. لذا برای تشخیص کیفیت اعتباری مشتریان صندوق ضمانت صادرات ایران با توجه به مطالعات انجام شده و نیز براساس طبقه بندی معیار ۵C شاخص هایی به شرح زیر را مدنظر قرار می دهیم :

شخصیت و صلاحیت عمومی متقاضی

بررسی و حصول اطمینان از اعتبار، صلاحیت، سوابق تجربی و علمی و قدرت اجرائی مدیریت مشتری که در برگیرنده شخصیت قانونی متقاضی اعم از حقیقی و حقوقی و اقسام شرکت ها، نوع فعالیت اقتصادی مشتری اعم از تولیدی و خدماتی، سوابق علمی مدیران، نحوه مالکیت محل کار و نحوه ایفای تعهدات مشتری می باشد.

استحکام وضعیت مالی

بررسی صورت های مالی یک واحد اقتصادی که شامل دارائی ها، بدهی ها، حقوق صاحبان سهام، درآمدها و هزینه ها و روند سودآوری است، یکی از عوامل مهم در تصمیم گیری اعتباری می باشد. تجزیه و تحلیل این اطلاعات امکان قضاوت صحیح درباره وضعیت مالی شرکت را ممکن می سازد.

سابقه فعالیت تجاری

در برگیرنده سوابق صادراتی ارائه شده توسط متقاضی از نظرنوع کالا، مقدارکالا، استمرار فعالیت صادراتی، بازارهای فروش کالا، روند فعالیت صادراتی و نحوه صدور آن می باشد. این امر به منظور شناخت بیشتر از صادرکنندگان و تجربه حضور آنان در بازارهای بین المللی و شناخت سطح توانایی وی در تحقق برنامه های صادراتی آینده می باشد.

عملکرد و سوابق

به منظور بررسی سابقه همکاری و عملکرد متقاضی با صندوق ضمانت صادرات ایران و سایر موسسات مالی و اعتباری در خصوص نحوه ایفای تعهدات صادراتی بوده که در برگیرنده

سابقه متقاضی نزد صندوق، میزان مانده تعهدات متقاضی به موسسات مالی و بانکی نسبت به دارایی‌ها، میزان گردش حساب متقاضی نزد بانک‌ها نسبت به مانده تعهدات و تضمینات متقاضی نزد صندوق و بانک می‌باشد. استمرار، تمرکز و تداوم فعالیت صادراتی یک مشتری و سابقه آن نزد موسسه، باعث آگاهی بیشتر از میزان و نحوه فعالیت‌ها و توانایی‌های وی از یک سو و کاهش ریسک‌های آتی از سوی دیگر می‌گردد. لذا این موضوع برای شناسایی ریسک اعتباری متقاضی و اندازه‌گیری آن دارای اهمیت بوده و باید آن را در مدل وارد نمود.

بدین منظور می‌توان متغیرهای مورد استفاده در مدل را به دو گروه اصلی زیر تقسیم‌بندی نمود:

- الف) متغیرهای کمی: مانند نسبت جاری، نسبت آنی و روند فروش، سنوات صادراتی، میانگین صادرات

- ب) متغیرهای کیفی: شامل متغیرهایی از قبیل شخصیت قانونی متقاضی (حقیقی یا حقوقی)، نوع فعالیت اقتصادی، سابقه شرکت، نحوه صدور، گروه ریسک کشوری و مالکیت محل کار.

فهرست متغیرهای مورد استفاده در الگو به همراه توضیحات مربوطه در جدول شماره (۱) نمایش داده شده است.

متغیرهای معرفی شده در جدول شماره (۱) برای مدل‌سازی ریسک اعتباری مشتریان بعد از انجام فرآیندهای آماده‌سازی متغیرها، طبقه‌بندی و کدبندی شده و سپس در مدل‌سازی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. در مقاله حاضر محاسبات مربوط به SVM و KSVM در نرم‌افزار R و با استفاده از بسته‌های caret، Kernlab و محاسبات مربوط به مدل شبکه‌های عصبی بهینه‌یابی شده با الگوریتم ژنتیک (GMDH) در نرم‌افزار MATLAB انجام گرفته است.

در مدل‌های رگرسیونی برای سنجش نتایج و بررسی عملکرد مدل از آماره‌هایی نظیر R^2 ، 'MAPE'، 'RMSE' سایر موارد استفاده می‌شود اما در مدل‌های دسته‌بندی از پارامترهایی مانند دقت (میزان تشخیص درست)^۳، بازخوانی^۴، صحت^۵ و معیار F^۶ استفاده می‌شود.

1. Root-Mean-Square Error

2. Mean Absolute Percentage Error

3. Accuracy

4. Recall

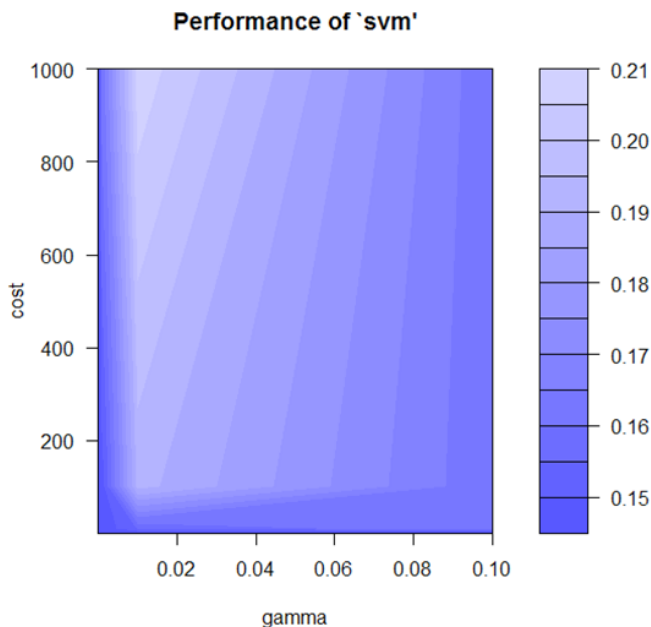
5. Precision

جدول ۱. متغیرهای موثر اعتبارسنجی مشتریان صندوق ضمانت صادرات ایران براساس طبقه‌بندی روش ۵C

متغیرهای مرتبط با این شاخص	معیار ۵C
طول دوره اعتبار، نوع شرکت، نوع فعالیت (به تفکیک تولیدی، بازرگانی، خدمات فنی و مهندسی)، سابقه شرکت، مدرک تحصیلی، شهرت صادرکننده، نحوه ایفای تعهدات و سنوات حضور صادرکننده در محل دفتر کار	شخصیت (Character): بررسی تعهدپذیری و نحوه عملکرد در فعالیت‌های مالی گذشته و شهرت اجتماعی
نسبت جاری، نسبت آبی، روند فروش، سنوات صادراتی، میانگین صادرات، تعداد پرسنل، تعداد بازار هدف، تعداد ضمانت‌نامه‌های قبلی، میزان مانده بدهی و گردش حساب	ظرفیت (Capacity): بررسی توان متقاضی در ایجاد درآمد و مدیریت کسب و کار جهت عمل به تعهدات.
قالب صورت مالی ارائه شده (به تفکیک فاقد صورت مالی، اظهارنامه مالیاتی و گزارش حسابرسی شده)	سرمایه (Capital): بررسی میزان سرمایه متقاضی و وضعیت صورت‌های مالی
نحوه صدور (بدون قرارداد، قرارداد صادراتی با اسناد پرداخت و سایر موارد)، نوع مالکیت	وثیقه (Collateral): میزان وثایق قابل ارائه از سوی مشتری جهت پوشش زیان ناشی از عدم ایفای تعهدات
استان، گروه کالایی، گروه ریسک کشوری، گروه ذینفع، نظریه مالی کارشناس	شرایط (Condition): بررسی شرایط محیطی اثرگذار بر عملکرد متقاضی که خارج از کنترل بانک و مشتری می‌باشد.

برای حداقل کردن خطای دسته‌بندی مقادیر مختلف γ و C را تحت آموزش و طبقه‌بندی قرار داده متغیرهایی که کمترین خطای طبقه‌بندی را داشته باشند به عنوان متغیرهای اصلی مدل SVM انتخاب می‌شوند. که بهترین مقادیر به دست آمده در نمودار (۱) آورده شده است و خطای دسته‌بندی نیز ۱۴٫۶۲ درصد بوده است.

مقادیر بهینه C و γ که به ترتیب برابر ۱ و ۰٫۰۰۰۱ انتخاب شدند و در مدل KSVM نیز مقدار بهینه برای C براساس تکرارهای متفاوت، ۱۰ انتخاب گردید. در مدل GMDH، ۳۰ درصد از داده‌ها به عنوان داده آزمایش و ۷۰ درصد داده‌ها به عنوان داده آموزش اعمال شده است.



نمودار ۱. مقادیر بهینه

جدول شماره (۲) حاوی ماتریس درهم ریختگی (پراکنش) می باشد که اساس تحلیل و ارزیابی کارایی یک مدل در مباحث دسته بندی است. این ماتریس، پراکندگی توزیع دسته ها را از لحاظ درستی یا نادرستی نمایش می دهد. برای مدل های با دو کلاس، یک ماتریس 2×2 خواهد بود. ستون های این ماتریس نشانگر مقادیر واقعی و سطرهاى آن نشانگر مقادیر پیش بینی شده می باشد.

اگر تعداد نمونه های خسارتی شده را با علامت N و تعداد نمونه های غیر خسارتی را با علامت P نشان دهیم می توان تعاریف زیر را بیان نمود :

C : به نمونه هایی که به گروه غیر خسارتی تعلق دارند و اشتباه پیش بینی شده اند.

D : به نمونه هایی که به گروه غیر خسارتی تعلق دارند و درست پیش بینی شدند.

A : به نمونه هایی که به گروه خسارتی تعلق دارند و درست پیش بینی شده اند.

B : به نمونه هایی که به گروه خسارتی تعلق دارند و اشتباه پیش بینی شده اند.

جدول ۲. ماتریس درهم ریختگی ۲ کلاسی

	۰	۱
۰	A	B
۱	C	D

اولین معیار یا سنجه‌ای که به ذهن پژوهشگر می‌رسد، معیار دقت یا میزان تشخیص درست مدل است. یعنی نسبت تشخیص‌های درست ($A+D$) به کل داده‌ها می‌باشد. برای بسیاری از مسائل دسته‌بندی دنیای واقعی این معیار، بسیار کارآمد است چون هم داده‌های در نظر نگرفته شده را لحاظ نموده است (مخرج کسر) و هم داده‌های شناسایی شده را (صورت کسر). هدف مطالعه هم رسیدن این عدد به مقدار یک یا همان صد در صد است. اما در ادبیات یادگیری ماشین، امروزه کمتر مورد استفاده قرار می‌گیرد. زیرا این معیار، برای داده‌های نامتعادل یعنی داده‌هایی که تعداد برچسب‌های مثبت و منفی آن در دنیای واقعی از لحاظ عددی اختلاف بسیار زیادی دارند، معیار مناسبی نمی‌باشد. بسیاری از مسائل دنیای واقعی هم دقیقاً جزء این گروه قرار می‌گیرند. لذا از معیارهای دیگری به شرح زیر برای توضیح دهنده‌گی مدل استفاده می‌نمایند:

بازخوانی: کارایی دسته‌بندی را با توجه به تعداد رخداد دسته نشان می‌دهد. در واقع احتمال پیش‌بینی درست عدم وجود وضعیت مورد نظر توسط الگوریتم‌ها است.

صحت: مبتنی بر درستی پیش‌بینی دسته‌بندی است و بیانگر آن است که به چه میزان می‌توان به خروجی دسته‌بندی اعتماد کرد. در واقع این معیار نشان‌دهنده درصد موفقیت روش دسته‌بندی‌کننده در تشخیص نمونه‌های مربوط به هر کدام از دسته‌ها است.^۱

در اغلب موارد، این دو معیار با هم رشد نمی‌کنند. گاهی ما صحت مدل را با الگوریتم‌های دقیق‌تر ارتقا می‌دهیم. یعنی آنهایی را که خسارتی اعلام می‌کنیم، اکثراً درست هستند و موارد نادرست خسارتی ما بسیار کم هستند یعنی صحت الگوریتم ما بسیار بالا است. اما ممکن است جنبه یا ویژگی خاصی از داده‌ها را در نظر نگرفته باشیم و تعداد کل نمونه‌های خسارتی

بسیار بیشتر از نمونه‌های اعلام شده ما باشد. یعنی بازخوانی بسیار پایینی داشته باشیم. حال اگر بتوان معیاری ترکیبی از این دو معیار برای سنجش الگوریتم‌های دسته‌بندی به دست آوریم، تمرکز بر آن معیار به جای بررسی همزمان این دو، مناسب‌تر خواهد بود. در این راستا از میانگین هارمونیک استفاده می‌شود. این میانگین هارمونیک برای دو مقدار بازخوانی و صحت را با نام F_1 -score یا به اختصار F می‌نامند. حال هرچه F بیشتر باشد، نمایانگر کارایی بالاتر مدل خواهد بود.^۱

بازخوانی $= \frac{A}{A+C}$ = تعداد کل نمونه‌های واقعا خسارتی / تعداد نمونه‌های تشخیصی درست
خسارتی

صحت دسته‌بندی $= \frac{A}{A+B}$ = تعداد کل نمونه‌های تشخیصی خسارتی / تعداد نمونه تشخیصی درست خسارتی

دقت (کل مدل) $= \frac{A+D}{A+B+C+D}$ = تشخیص درست / کل داده‌ها

$$\text{معیار } F = \frac{2 * recall * Precision}{recall + Precision}$$

جدول ۳. نتایج حاصل از پیش‌بینی مدل SVM در قالب ماتریس‌های درهم ریختگی

	۰	۱
۰	۰	۰
۱	۸۰	۴۶۷

هسته polynomial

	۰	۱
۰	۰	۰
۱	۸۰	۴۶۷

هسته sigmoid

	۰	۱
۰	۰	۰
۱	۸۰	۴۶۷

هسته linear

در جدول (۳) نتایج حاصل از پیش‌بینی مدل SVM در قالب ماتریس‌های درهم ریختگی آورده شده است. براساس این نتایج مدل SVM در هر سه هسته مورد بررسی، توانایی تفکیک بالایی در رابطه با موارد خسارتی و عدم خسارتی نداشته و تمامی موارد را در گروه شرکت‌های خسارتی نشده قرار داده است، هر چند قدرت پیش‌بینی مدل‌ها در رابطه با شرکت‌های خسارتی نشده بالا بوده است.

در مدل KSVM با استفاده از مدل نوع "C-bsvc" تخمین مورد نظر انجام شده است. این هسته بیشتر به منظور پیش‌بینی کلاس بندی مورد استفاده قرار می‌گیرد (جدول (۴)).

جدول ۴. نتایج حاصل از پیش‌بینی مدل KSVM در قالب ماتریس درهم ریختگی

	۰	۱
۰	۷۷	۰
۱	۳	۴۶۷

هسته sigmoid

با توجه به جدول (۴)، از ۸۰ شرکت خسارتی شده فقط سه مورد به اشتباه در گروه شرکت‌های خسارتی نشده قرار گرفته‌اند (حدود ۴ درصد) و تمامی شرکت‌های خسارتی نشده به درستی پیش‌بینی شده‌اند.

جدول ۵. نتایج حاصل از پیش‌بینی مدل GMDH در قالب ماتریس درهم ریختگی

	۰	۱
۰	۱۶	۵
۱	۶۴	۴۶۲

هسته sigmoid

	۰	۱
۰	۵	۳
۱	۷۵	۴۶۴

هسته sigmoid

مدل‌های GMDH ۲ لایه و ۳ لایه به ترتیب ۹۴ درصد و ۸۰ درصد از شرکت‌های خسارتی شده را در گروه شرکت‌های خسارتی نشده دسته‌بندی کرده‌اند.

جدول ۶. نتایج حاصل از عملکرد مدل‌های پژوهش

نام	دقت مدل	بازخوانی	صحت دسته‌بندی	معیار F
GMDH با ۲ لایه پنهان	۸۵ %	۰,۰۶	۶۲ %	۱۰ %
GMDH با ۳ لایه پنهان	۸۷ %	۰,۰۲	۷۶ %	۳۱ %
KSVM	۹۹ %	۰,۹۶۲۵	۱۰۰ %	۹۸ %
SVM	۸۵ %	۰	۰	۰

در جدول (۶) همانگونه که نشان داده شد، برای سنجش دقت و کارایی الگوهای معرفی شده از چهار ابزار دقت، بازخوانی، صحت دسته‌بندی و معیار F با بهره‌گیری از ماتریس درهم‌ریختگی استفاده شده است. مشاهده می‌شود، کارایی و عملکرد مدل KSVM نسبت به سایر روش‌های هوشمند، دقیق‌تر می‌باشد. هر چهار معیار سنجش کارایی برای مدل KSVM عملکرد بهتری را نسبت به سایر مدل‌های رقیب نشان می‌دهد. همچنین مدل‌های GMDH دو لایه و سه لایه به ترتیب ۹۴ درصد و ۸۰ درصد از شرکت‌های خسارتی را در گروه شرکت‌های خسارتی نشده دسته‌بندی کرده‌اند. در حالیکه این نسبت برای مدل KSVM حدود چهار درصد می‌باشد. عمده تفاوت مدل‌های مورد مطالعه در قدرت پیش‌بینی شرکت‌های خسارتی می‌باشد و عملکرد مدل‌های مذکور در پیش‌بینی و دسته‌بندی شرکت‌های خسارتی نشده تفاوت چندانی با یکدیگر ندارد هر چند در این بخش نیز KSVM بهترین عملکرد را داشته‌اند. نهایتاً باتوجه به ضرایب خروجی مدل، موثرترین متغیرهای توضیحی به‌ترتیب به شرح جدول شماره (۷) معرفی می‌گردد.

جدول ۷. موثرترین متغیرهای مستقل در رتبه‌بندی اعتباری مشتریان صندوق ضمانت صادرات ایران / براساس ضرایب خروجی از مدل KSVM

ردیف	متغیرهای موثر	ضریب وزنی	توضیحات
۱	سابقه شرکت	۱۰,۵۷۴۰۴	سابقه فعالیت شرکت از زمان تاسیس، هرچه سوابق مشتری در امر صادرات بیشتر باشد، به لحاظ کسب تجربه و نیز کسب اعتبار لازم در سیستم بانکی، قابل اعتمادتر خواهد بود.
۲	مدت اعتبار	۹,۱۹۵۶۱۲	طول دوره اعتبار اخذ شده از سیستم بانکی، هرچه طول دوره اعتبار طولانی‌تر، ریسک نکول بیشتر خواهد بود.
۳	میانگین صادرات	۵,۵۹۰۴۹۴	حجم فعالیت صادراتی شرکت طی سال‌های متمادی، هرچه حجم فعالیت بیشتر باشد عمق فعالیت مشتری بیشتر بوده و نمایانگر تجربیات و نفوذ در بازار بین‌المللی و در نتیجه اعتبار بیشتر شرکت خواهد بود.
۴	نحوه ایفای تعهدات	۵,۳۱۴۴۴۲	ایفای تعهدات کاملاً به موقع مشتری تا عدم ایفای تعهدات با تاخیرات زمانی را نشان می‌دهد. این شاخص از طریق سوابق مشتری در ایفای تعهدات به سیستم بانکی، به نفع اعتبارسنجی صحیح‌تر مشتری استفاده می‌نماید.
۵	گردش حساب بانکی به مانده تعهدات	۴,۹۹۸۱۷۲	این شاخص با ارائه سوابق فعالیت مشتری و تراکشیهای مالی وی نشان دهنده درجه استحکام مالی مشتری و نیز بیانگر توان بازپرداخت دیون توسط مدیون می‌باشد.
۶	میزان مانده بدهی به دارایی جاری	۴,۶۲۵۲۲۹	این شاخص بیانگر این است که هرچه دارایی مشتری بیشتر از مانده تعهداتش باشد، پذیرش ریسک وی مقبول‌تر خواهد بود.
۷	گروه ریسک کشوری	۳,۷۸۴۲۷۸	ریسک کشورها براساس طبقه‌بندی OECD ^۱ به ۷ گروه ریسک از ۱ تا ۷ به ترتیب از کم‌ریسک‌ترین کشورها تا پرریسک‌ترین کشورها طبقه‌بندی شده است. این شاخص بیانگر آگاهی صادرکنندگان از میزان ریسک هر کشور (براساس شاخص‌های اقتصادی، سیاسی و اجتماعی) برای نفوذ در هر کشوری می‌باشد. لذا هرچه میزان ریسک کشورهای مقصد صادراتی بالاتر باشد، احتمال نکول اعتبارات اعطایی بالاتر می‌رود.
۸	نسبت جاری	۳,۵۰۰۹۱۴	نسبت جاری حاصل تقسیم دارایی‌های جاری بر بدهی‌های جاری شرکت است. توانایی شرکت را در پرداخت بدهی‌های کوتاه‌مدت (جاری) از طریق دارایی‌های کوتاه‌مدت (جاری) نشان می‌دهد. اکثر استفاده‌کنندگان از نسبت‌های جاری، بستانکاران کوتاه‌مدت و اعتباردهندگان به شرکت‌ها هستند. چنانچه نسبت جاری بیشتر از یک باشد، اعتبار دهندگان می‌توانند نسبت به پرداخت مطالباتشان در سررسیدهای مشخص شده اطمینان داشته باشند.
۹	روند فروش	۳,۴۴۷۸۹۸	نشان دهنده ثبات یا بی‌ثباتی قدرت بازار و درآمدزایی شرکت می‌باشد.
۱۰	مدرک تحصیلی	۳,۴۳۳۲۷۲	توان دانشی مدیران شرکت را نشان می‌دهد. هرچه مدیران یک شرکت تحصیلکرده‌تر، درجه اعتماد بالاتر خواهد بود
۱۱	تعداد ضمانت‌نامه‌های قبلی	۳,۲۸۵۱۹۲	نشان دهنده سوابق مشتری در صندوق ضمانت صادرات ایران، میزان تسویه‌های قبلی و شناخت بهتر از مشتری می‌باشد.

جمع بندی و نتیجه گیری

صندوق ضمانت صادرات ایران به عنوان تنها موسسه بیمه اعتبار صادراتی (ECA) رسمی ایران با هدف توسعه و افزایش صادرات کشور از طریق تضمین اعتبارات و سرمایه گذاری های مربوط به کالاها و خدمات صادراتی و ایجاد تسهیلات لازم و ضمانت مطالبات صادرکنندگان کالاها و خدمات از خریداران خارج از کشور در قبال خطرات حاصل از عواملی که به طور معمول شرکت های بیمه تجاری آنها را بیمه نمی کنند، تشکیل شده است. در این راستا از سویی در جهت نیل به توسعه صادرات کشور و از سوی دیگر حراست از منابع مالی محدود دولت، یکی از دغدغه های مهم و کلیدی در سیستم مدیریتی موسسات اعتبار صادراتی نظیر صندوق مبحث مدیریت ریسک و برازش و اندازه گیری ریسک اعتباری مشتریان با بالاترین اطمینان می باشد. اعتبارسنجی متقاضیان تسهیلات اعتباری به منظور پیش بینی احتمال عدم بازپرداخت تسهیلات اعتباری، یکی از سازوکارهای مهم مدیریت ریسک اعتباری است که برای کنترل ریسک های موجود در فعالیت های اعطاء تسهیلات مورد استفاده قرار می گیرد. به همین لحاظ انتخاب روش و مدل بهینه در راستای پیش بینی وضعیت مشتریان بسیار ضروری می نماید.

هدف این مقاله سنجش ریسک اعتباری مشتریان صندوق ضمانت صادرات ایران با استفاده از روش های ماشین بردار پشتیبان و مدل شبکه های عصبی با الگوریتم یادگیری GMDH می باشد. با مروری بر ادبیات تحقیق در می یابیم که بهترین مدل برای ارزیابی ریسک اعتباری وجود ندارد و عملکرد این مدل ها به ساختار و کیفیت داده ها و هدف طبقه بندی بستگی دارد. معهدا در این تحقیق رویکرد مقایسه ای نشان می دهد که با توجه به مدل های استفاده شده در این مطالعه جهت تشخیص وقوع خسارت یا عدم خسارت ضمانت نامه های صندوق ضمانت صادرات ایران، مدل های مبتنی بر ساختار دسته بندی محور همانند مدل KSVM، که با توجه به عملکرد مناسب و دقیق، قدرت رقابت با دیگر تکنیک های مورد استفاده به مانند شبکه عصبی با الگوریتم یادگیری GMDH را دارد.

در مطالعه حاضر با توجه به ضرایب خروجی مدل، متغیرهای توضیحی به ترتیب سابقه شرکت (سابقه فعالیت شرکت از زمان تاسیس)، مدت اعتبار (طول دوره اعتبار اعطایی)، میانگین صادرات (حجم فعالیت صادراتی شرکت طی سال های متمادی)، نحوه ایفای تعهدات (میزان

درجه متعهد بودن مشتری به تعهدات در قبال تسهیلات ماخوذه و نیز گردش حساب بانکی به مانده تعهدات (درجه استحکام مالی مشتری) بیشترین تاثیر را در برآورد و ارزیابی اعتبار مشتری خواهد دارد.

با استقرار این مدل‌ها و توجه ویژه به متغیرهای موثر موصوف، این امکان برای صندوق ضمانت صادرات ایران فراهم می‌آید تا بتواند وثایق دریافتی از مشتریان را با توجه به میزان ریسک آن، با صحت بالاتری مشخص نموده و ریسک اعتباری مشتریان را متناسب با شرایط هر مشتری، پوشش داده و همچنین بازگشت منابع سیستم بانکی را به نحو مطلوبی تضمین نماید.

پیشنهادهای سیاستی

- لزوم استفاده موسسات اعتبار صادراتی از مدل‌های دسته‌بندی‌کننده: با توجه به وجود تفاوت بین مدل‌های رگرسیونی و مدل‌های دسته‌بندی‌کننده، پیشنهاد می‌شود در حوزه سنجش ریسک موسسات اعتبار صادراتی نظیر صندوق ضمانت صادرات ایران از مدل‌های دسته‌بندی‌کننده استفاده نمایند. این مدل‌ها علاوه بر قدرت تحلیل کمی متغیرهای مورد مطالعه، توانایی تحلیل کیفی اطلاعات را داشته و سرعت پردازش آنها نیز بیشتر می‌باشد.
- لزوم وزن‌دهی مناسب به متغیرهای مستقل با بالاترین تاثیر در رتبه‌بندی اعتباری: با توجه به این که در مدل معرفی شده، متغیرهای مستقل با بیشترین تاثیر شناسایی شده‌اند، توصیه می‌شود در رتبه‌بندی اعتباری وزن بیشتری به این متغیرها اختصاص یابد.
- تعیین سقف اعتبار مشتریان با محاسبه احتمال قصور پس از پذیرش مدل معرفی شده: با توجه به نتایج حاصل از مدل‌های مورد مطالعه و امکان سنجش ریسک اعتباری هر مشتری از طریق طراحی تعیین سقف اعتباری مشتریان، قابلیت ایجاد می‌شود که این الگوها را کاملاً انعطاف‌پذیر می‌نماید، به گونه‌ای که امکان اعمال هر نوع سیاست‌گذاری انقباضی یا انبساطی را با توجه به شرایط و پارامترهای کلان اقتصادی برای صندوق ضمانت صادرات ایران فراهم می‌نماید.
- ارتقای مدل با افزودن سایر متغیرهای مستقل موثر در رتبه‌بندی اعتباری مشتریان: عدم دسترسی به اطلاعات متغیرهای مستقل موثر در رتبه‌بندی اعتباری مشتریان از جمله

نسبت‌های اهرمی و سرمایه‌گذاری نظیر نسبت‌های بازدهی، بدهی، بازده دارایی‌ها و سایر شاخص‌های اثرگذار- از آنجاکه نسبت‌های اهرمی به بررسی نحوه تأمین بدهی‌ها و ارزیابی توان پاسخگویی شرکت‌ها به این بدهی‌ها می‌پردازد- از اهمیت ویژه‌ای در مدیریت ریسک برخوردار می‌باشند، لذا توصیه می‌شود اطلاعات متغیرهای یادشده شرکت‌های متقاضی اعتبارصادراتی شناسایی شده تا با لحاظ نمودن آن در الگو، دقت مدل و کنترل ریسک اعتباری شرکت‌ها ارتقای داده شود.

منابع

- احمدی زاده، کوروش (۱۳۸۵). "لزم تاسیس مراکز اعتبارسنجی و رتبه بندی"، فصلنامه حسابرسان، شماره ۳۴ بابایی، محمدعلی و حمیدرضا وزیرزنجانی (۱۳۸۵)، "رویکردی نوین برای ارتقای اثربخشی سازمان‌ها" مجله تدبیر، شماره ۱۷۰
- پویان فر احمد، سعید فلاح پور و محمدرضا عزیزی (۱۳۹۲). "رویکرد حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان مبتنی بر الگوریتم ژنتیک جهت تخمین رتبه اعتباری مشتریان بانک‌ها"، فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، دوره ۵، شماره ۱۷، صفحه ۱۵۸-۱۳۳
- خانلری امیر؛ مهدی احراری و سمیه میرپور (۱۳۹۵). "پیش‌بینی ارزش طول عمر مشتریان بانکی با استفاده از تکنیک دسته‌بندی گروهی داده‌ها (GMDH) در شبکه عصبی"، نشریه مدیریت بازرگانی، دوره ۸، شماره ۴، زمستان ۱۳۹۵، صفحه ۸۶۰-۸۳۳
- خداویردی، امید (۱۳۸۸). "امتیازدهی ریسک اعتباری بیمه شدگان با استفاده از روش‌های هوشمند (مطالعه موردی در یک موسسه اعتبارصادراتی)" پایان‌نامه کارشناسی ارشد دانشگاه تهران
- جلیلی محمد، محمد خدایی وله زاقرد و مهدیه کنشلو (۱۳۸۹)، اعتبارسنجی مشتریان حقیقی در سیستم بانکی کشور، فصلنامه مطالعات کمی در مدیریت، دوره ۱، شماره ۳، صفحه ۱۴۷-۱۲۷
- جعفری اسکندری و میلاد روحی (۱۳۹۶). در پژوهش تحت عنوان "مدیریت ریسک اعتباری مشتریان بانکی با استفاده از روش ماشین بردار تصمیم بهبود یافته با الگوریتم ژنتیک با رویکرد داده‌کاوی دوره ۵، شماره ۴ شماره پیاپی ۱۹، زمستان ۱۳۹۶، صفحه ۳۲-۱۷
- ستاره، سوگند، صفایی، علی اصغر و نجفی، فرید، (۱۳۹۳). استفاده از روش‌های یادگیری ماشین در افتراق بیماری‌های سندروم کرونری حاد، ماهنامه علمی پژوهشی دانشگاه علوم پزشکی کرمانشاه- سال هیجدهم، شماره یازدهم، بهمن ۱۳۹۳
- طلوعی اشلفی عباس، هاشم نیکومرام و فرناز مقدوری شریانی (۱۳۸۹). "طبقه‌بندی متقاضیان تسهیلات

اعتباری بانک‌ها با استفاده از تکنیک ماشین بردار پشتیبان"، مجله پژوهش‌های مدیریت، شماره ۸۴ صفحه ۱۹-۱

صمدزادگان فرهاد و حدیثه سادات حسنی (۱۳۹۱). "تعیین ماشین‌های بردار پشتیبان بهینه در طبقه‌بندی تصاویر فراطیفی بر مبنای الگوریتم ژنتیک"، فصلنامه فناوری اطلاعات و ارتباطات، دوره ۴، شماره ۱۴-۱۳ صفحه ۲۳-۹

عرب‌مازار عباس و پونه رویین‌تن (۱۳۸۵). "عوامل موثر بر ریسک اعتباری مشتریان بانکی، مطالعه موردی بانک کشاورزی"، جستارهای اقتصادی، دوره ۳، شماره ۶، صفحه ۴۵-۸۰

علیزاده (۱۳۹۵). "ارائه چارچوب مبتنی بر روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان برای مدل‌سازی و پیش‌بینی ریسک اعتباری مشتریان بانک (بانک‌های خصوصی)، پایان‌نامه کارشناسی ارشد دانشگاه پیام‌نور

فتاحی، مزدک (۲۰۱۵). مروری بر ماشین‌های بردار پشتیبان، دانشگاه رازی

کیقبادی امیررضا و وحید خدای (۱۳۹۲). "داده کاوی صورت‌های مالی جهت اعطای تسهیلات مالی"، پژوهش‌های حسابداری مالی و حسابرسی، دوره ۵، شماره ۱۷، صفحه ۲۱۱-۱۷۹

ماجد، وحید (۱۳۸۵). "انتخاب نامساعد و امکان استقرار قراردادهای سازگار اطلاعاتی، شواهدی از بازار بیمه تصادفات اتوموبیل، پایان‌نامه کارشناسی ارشد دانشکده اقتصاد دانشگاه تهران.

محمود زاده، محبوبه (۱۳۹۰). "ارائه مدلی برای شرکت‌ها و موسسات اعتبارسنجی جهت رتبه‌بندی مشتریان بانکی با رویکرد شبکه عصبی و رگرسیون لجستیک"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد دانشکده مدیریت دانشگاه تهران

مهرآرا محسن، میثم موسایی، مهسا تصویری و حسن زاده آیت (۱۳۸۸). "رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقوقی بانک پارسیان"، مدل‌سازی اقتصادی، دوره ۳، شماره ۴، صفحه ۱۵۰-۱۲۱

معینی، علی، نفیسه بهرام‌مهر، مهدی احراری و سمیه خادم شریعت (۱۳۹۱). "استخراج شاخص‌های ارزش‌گذاری و امتیازدهی مشتریان در بازاریابی خدمات بانکی"، فصلنامه پژوهش‌های بازرگانی، شماره ۶۴، صفحه ۲۶-۱

میرزائی حسین، رافیک نظریان و رعنا باقری (۱۳۹۰). "بررسی عوامل موثر بر ریسک اعتباری اشخاص حقوقی بانک‌ها (مطالعه موردی شعب بانک ملی ایران، شهر تهران)"، فصلنامه روند، دوره ۱۹، شماره ۵۸، صفحه ۹۸-۶۷

نقی‌زاده ثقی، شهریار (۱۳۹۱). "بررسی تأثیر ضمانت‌نامه و بیمه‌نامه‌های صندوق ضمانت صادرات ایران در رشد صادرات غیرنفتی"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد دانشگاه پیام‌نور

وکیل‌زاده، امید (۱۳۹۱). "بررسی و ارزیابی عملکرد صندوق ضمانت صادرات در حمایت از شرکت‌های کارآفرین بین‌المللی"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد دانشگاه شهید بهشتی

- Akerlof, G. A. (1978). The market for "lemons": Quality uncertainty and the market mechanism. In *Uncertainty in Economics*, pp. 235-251.
- . Altman, E. I., Bharath, S. T., & Saunders, A. (2002). Credit ratings and the BIS capital adequacy reform agenda. *Journal of Banking & Finance*, 26(5), 909-921.
- Chang, C. C., & Lin, C. J. (2011). LIBSVM: a library for support vector machines. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 2(3), 27
- Chang, C. C., & Lin, C. J. (2001). Training v-support vector classifiers: theory and algorithms. *Neural Computation*, 13(9), 2119-2147.
- Smola, A. J., & Schölkopf, B. (2004). A tutorial on support vector regression. *Statistics and Computing*, 14(3), 199-222.
- Hsu, C. W., & Lin, C. J. (2002). A simple decomposition method for support vector machines. *Machine Learning*, 46(1-3), 291-314.
- Hsu, C. W., & Lin, C. J. (2002). A comparison of methods for multiclass support vector machines. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 13(2), 415-425.
- Haltuf, M. (2014). Support Vector Machines. University of Economics in Prague Faculty of Finance.
- Harris, T. (2015). Credit scoring using the clustered support vector machine. *Expert Systems with Applications*, 42(2), 741-750.
- Huang, S. C., & Day, M. Y. (2013, August). A comparative study of data mining techniques for credit scoring in banking. In *Information Reuse and Integration (IRI)*, 2013 IEEE 14th International Conference on (pp. 684-691). IEEE.
- Huang, C. L., Chen, M. C., & Wang, C. J. (2007). Credit scoring with a data mining approach based on support vector machines. *Expert Systems with Applications*, 33(4), 847-856.
- Kim, K. J., & Ahn, H. (2012). A corporate credit rating model using multi-class support vector machines with an ordinal pairwise partitioning approach. *Computers & Operations Research*, 39(8), 1800-1811.
- Knerr, S., Personnaz, L., & Dreyfus, G. (1990). Single-layer learning revisited: a stepwise procedure for building and training a neural network. In *Neurocomputing* (pp. 41-50). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Krebel, U. G. (1999). Pairwise classification and support vector machines. *Advances in Kernel Methods: Support Vector Learning*, 255-268.
- Learning, 46, 291 {314. URL <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/papers/decomp.ps.gz>.
- Lorena, A. C., & De Carvalho, A. C. (2008). Evolutionary tuning of SVM parameter values in multiclass problems. *Neurocomputing*, 71(16-18), 3326-3334.
- Muniz, A. M. S., et al., "Comparison among probabilistic neural network, support vector machine and logistic regression for evaluating the effect of subthalamic stimulation in

- Parkinson disease on ground reaction force during gait,” Journal of Biomechanics, Vol. 43, No. 4, 720-726, 2010
- Rose, Peter S, (1999) Commercial Bank Management, 4th Edition: McGraw- Hill.
- Sinkey, J. F., & Sinkey Jr, J. F. (1992). Commercial bank financial management: in the financial-services industry.
- Saniee Abadeh M, Mahmoudi S, Taherparvar M. Data mining application. Tehran: Niaz Danesh. 2012; 60(1):1-4.
- Vapnic, V. N. (1998). Statistical Learning Theory. A Wiley-Interscience Publication.
- Zhong, H., Miao, C., Shen, Z., & Feng, Y. (2014). Comparing the learning effectiveness of BP, ELM, I-ELM, and SVM for corporate credit ratings. Neurocomputing, 128, 285-295.
- Zhou, L., Lai, K. K., & Yu, L. (2010). Least squares support vector machines ensemble models for credit scoring. Expert Systems with Applications, 37(1), 127-133.