فصلنامه پژوهشنامه بازرگانی، شماره ۹۶، پاییز ۱۳۹۹، ۱۸۹-۱۴۷

# 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***

دریافت: ۹۷/۱۰/۶ پذیرش: ۹۸/۳/۷

ریسک‌اعتباری / 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 حق‌بیمه و وثیقه مناسب، خسارات ناشی از نکول مشتری و هزینه پیگیری وصول مطالبات به طور معنی‌داری کاهش‌یافته و ضمن افزایش کارایی، زمینه رقابت‌پذیری موسسات‌اعتباری 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[3]،KSVM[4]) و شبکه

*. استاد گروه اقتصادنظری دانشکده اقتصاد دانشگاه تهران،تهران، ایران. mmehrara@ut.ac.ir

**. استادگروه اقتصاد بین رشته‌ای دانشکده اقتصاد دانشگاه تهران،تهران، ایران. abdoli@ut.ac.ir

***. دکتری علوم اقتصادی(گرایش مالی) پردیس البرز دانشگاه تهران،تهران،ایران. mehrdadparsa@ut.ac.ir

■ مهرداد پارسامنش، نویسنده مسئول.

3. Support Vector Machines

4. Kernel Support Vector Machines

عصبی با الگوریتم یادگیری GMDH[1] می‌باشد. یافته‌های پژوهش حاکی از آن است که در ارزیابی ریسک اعتباری متقاضیان تسهیلات اعتباری، روش KSVM نسبت به سایر مدل‌های بررسی شده از قابلیت و دقت بالاتری برخوردار می‌باشد. همچنین پنج متغیر سابقه‌شرکت (سابقه فعالیت شرکت از زمان تاسیس)، مدت اعتبار (طول دوره اعتباراماخوذه)، میانگین صادرات (حجم فعالیت صادراتی شرکت طی سال‌های 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 می‌باشند.

**طبقه‌بندی JEL: G20, G22, G32, L14, D81, D86**

1. Group method data handeling

## مقدمه

یکی‌از 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 اعتبار صادراتی[1] به وضوح احساس می‌شود[2].

نقش اصلی یک موسسه اعتبار صادراتی، حمایت، ترغیب و تقویت صادرات و نیز سرمایه‌گذاری برون مرزی از طریق بیمه‌کردن 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 اعتبار صادراتی 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[3].

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 بر اساس الگوسازی و پیش‌بینی ریسک آنها صورت می‌پذیرد[4].

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 گرفته‌است[۱].

هدف از این پژوهش، الگوسازی و ارزیابی ریسک‌اعتباری 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 دست اندرکاران 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. پویان‌فر و دیگران،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 قابل‌توجه مطالبات معوق و سررسید گذشته خواهد شد. راه‌کاری که در دنیا برای مقابله با این چالش اندیشیده شده است، بهره‌گیری از سیستم‌های اطلاعات‌اعتباری و تسهیم اطلاعات مربوط به مشخصات و تاریخچه اطلاعات‌اعتباری مشتریان با سایربانک‌ها و شرکت‌های رتبه‌بندی اعتباری می‌باشد. بهره‌گیری از این سامانه‌ها موجب می‌شود تا از مشکل عدم‌تقارن 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 مالی‌و شخصیت مدیون‌اصلی مورد تجزیه‌وتحلیل 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، به‌عنوان 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[1]، مودیز[2]، فیچ[3]. 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. درحال‌حاضر یک تئوری جامع برای تعیین ارزیابی و اعتبارسنجی وجود ندارد لذا بیشتر موسسات از ترکیب طیفی از اطلاعات کمّی 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 استانداردداند 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 چشم‌انداز آتی آن در میزان و نحوه تأمین سرمایه، میزان هزینه‌کرد برای تحقیق و توسعه.
- تحلیل محیط رقابتی شرکت از ابعاد کمّی 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، ساختارسرمایه شرکت، جریانات نقدی، انعطاف‌پذیری مالی، پوشش بیمه‌ای و سایرموارد.[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 کمّی 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 درصنعت، 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 کمّی 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، ساختارسازمانی و توان نوآوری و خلاقیت و در پارامترساختار 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 دسترس‌بودن اطلاعات،۲. کیفیت اطلاعات،۳. توانایی اجرا و۴. 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 به‌عنوان ریسک سوداگرانه طبقه‌بندی شده باشند و چه به‌عنوان 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، به‌عنوان 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 طورکلی 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 درپرداخت 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 ریسک‌اعتباری، بررسی و مدل‌سازی می‌شود، لذا فقط به توضیح ریسک اعتباری می‌پردازیم:

- ریسک اعتباری، ریسکی است که از نُکول(قصور) طرف قرارداد، یا در حالتی کلی‌تر، ریسکی است که از «اتفاقی اعتباری» به وجود می‌آید. از دیدگاه تاریخی، این ریسک معمولا در مورد اوراق قرضه واقع می‌شد، بدین صورت که قرض‌دهنده‌ها از بازپرداخت تسهیلاتی که به قرض‌گیرنده اعطاء کرده بودند، نگران بودند. به همین دلیل گاهی اوقات ریسک اعتباری را «ریسک نکول» هم گویند[۱].
- ریسک اعتباری از این واقعیت ریشه می‌گیرد 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 می‌شود.

بحران‌های مشاهده شده در نظام بانکی کشورها عمدتاً ناشی از عدم کارایی در مدیریت ریسک اعتباری بوده‌است. مهمترین ابزاری که موسسات مالی و اعتباری برای مدیریت و کنترل ریسک اعتباری به آن نیازمندند، سیستم رتبه‌بندی اعتباری مشتریان است[۲].

## معیارها و شاخص‌های کلیدی اثرگذار برای ارزیابی ریسک مشتریان:

اولین مرحله تجزیه وتحلیل اعتباری مشتریان، آگاهی از معیارهای اساسی موثر بر ریسک اعتباری می‌باشد. معیارها و شاخص‌های متفاوتی جهت بررسی میزان ریسک اعتباری و ارزیابی اعتبار(تعیین‌کیفیت‌اعتباری) مشتری در سطح دنیا شناسایی شده که در زیر به معرفی برخی از آنها می‌پردازیم:

معیار۵c: جهت بررسی کیفیت اعتباری مشتریان، پنج شاخص زیر را مورد ارزیابی قرار دهد:

---

۱. مهرآرا و همکاران، ۱۳۸۸.

۲. احمدی زاده، ۱۳۸۵.

- **شخصیت**[1]: بررسی تعهدپذیری ونحوه عملکرد در فعالیت‌های مالی گذشته، شهرت اجتماعی.
- **ظرفیت**[2]: بررسی توان متقاضی در ایجاد درآمد و مدیریت کسب و کار جهت عمل به تعهدات.
- **سرمایه**[3]: بررسی میزان سرمایه متقاضی و وضعیت صورت‌های مالی.
- **وثیقه**[4]: میزان وثایقی قابل ارائه از سوی مشتری جهت پوشش زیان ناشی از عدم ایفای تعهدات.
- **شرایط**[5]: بررسی شرایط محیطی اثرگذار بر عملکرد متقاضی که خارج از کنترل بانک و مشتری می‌باشد.

معیار۵P: اجزای این معیار به طور خلاصه عبارتند از:

- **مردم**[6]: بررسی و ارزشیابی نظرات مردم در خصوص واحد اقتصادی
- **محصول**[7]: ارزیابی: سودآوری، کمیت و کیفیت ارزش، در دسترس بودن، اهداف بازاریابی و سایر موارد
- **حمایت**[8]: آیا حمایت‌های داخلی بر اساس صورت‌های مالی وجود دارد ؟ نقدینگی یا سایرو ثایق موجود است؟ آیا حمایت خارجی مانند ضمانت بانکی، ظهر نویسی اسناد مالی و دیگر موارد وجود دارد؟ بررسی می‌شود.
- **پرداخت‌ها**[9]: آیا مشکل اعتبارات پرداخت نشده وجود دارد؟ بررسی اطلاعات پرداخت‌های گذشته و غیره.
- **چشم‌انداز کلی آینده**[10]: 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 موثر در سنجش ریسک اعتباری مشتریان حقوقی بانک کشاورزی ایران به روش «رگرسیون لوجیت» 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 موثر بر ریسک اعتباری نشان می‌دهد، عوامل موثر در تعیین ریسک اعتباری مشتریان حقوقی بانک کشاورزی فصل مشترک زیادی با عوامل موثر 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 موثر 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

۱. خداویردی، ۱۳۸۸.

سال۱۳۸۷ 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 5c 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 به‌وسیله آنها برازش نموده است. نتایج نشان می‌دهد که بر اساس شاخص‌های آماری، این توابع از نظر ضرایب و همچنین قدرت تفکیک‌کنندگی معنادار بوده و اعتبار بالایی دارند.

پویان فرو دیگران (۱۳۹۲) در مقاله‌ای تحت عنوان» رویکرد حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان مبتنی بر الگوریتم ژنتیک جهت تخمین رتبه اعتباری مشتریان بانک‌ها» با هدف به‌کارگیری روش حداقل مربعات ماشین‌بردار پشتیبان مبتنی بر الگوریتم ژنتیک (Ga-LSSVM) در ارزیابی ریسک اعتباری متقاضیان تسهیلات اعتباری بوده است که به‌این منظور از مجموعه داده‌های بانک آلمان در پایگاه داده یادگیری ماشین UCI جهت نمایش اثربخشی و دقت طبقه‌بندی کننده Ga-LSSVM استفاده شده است. یافته‌های پژوهش حاکی از آن است که در ارزیابی ریسک اعتباری متقاضیان تسهیلات اعتباری، مدل Ga-LSSVM نسبت به مدل‌های بررسی‌شده (مدل آماری لاجیت و رویکردهای بهینه‌سازی پارامترهای ماشین بردار پشتیبان ) از عملکرد مطلوبی برخوردار می‌باشد.

کیقبادی و خدامی (۱۳۹۲) در مقاله‌ای تحت عنوان «داده‌کاوی صورت‌های مالی جهت اعطای تسهیلات مالی» با هدف مدل‌سازی اعتبارسنجی مشتریان در بانک به روش‌های شبکه‌عصبی، درخت تصمیم و ماشین بردار پشتیبان انجام دادند. بدین منظور اطلاعات و داده‌های مالی و کیفی یک نمونه تصادفی ۳۰۰ تایی از شرکت‌های حقوقی را که در سال‌های ۸۹ و ۹۰ از بانک ملی ایران شعب شهر تهران تسهیلات اعتباری دریافت نموده اند، مورد بررسی قرار می‌گیرد. در این تحقیق پس از بررسی پرونده‌های اعتباری هریک از مشتریان،۳۱ متغیر توضیح دهنده مورد ارزیابی قرار گرفت و نتایج ضمن دلالت بر تأیید نظریه‌های اقتصادی و مالی نشان می‌دهد که تکنیک‌های داده کاوی جهت اعتبارسنجی مشتریان از کارآیی بالایی برخوردار می‌باشد و همچنین عملکرد پیش‌بینی الگوی شبکه عصبی به مراتب بهتر از سایر الگوها است.

علیزاده (۱۳۹۵) در پژوهشی تحت عنوان» ارائه چارچوب مبتنی بر روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان برای مدل‌سازی و پیش‌بینی ریسک اعتباری مشتریان بانک (بانک‌های خصوصی)، از سه روش شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان و همچنین مدل

ترکیبی حاصل از این دو روش مدل‌سازی و تحلیل استفاده نموده است. نتایج تحقیق نشان داد که روش‌های 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 کمّی کارایی بیشتری دارد و نیز عملکرد مدل ترکیبی در پیش‌بینی ریسک اعتباری مشتریان بهتر از تک‌تک مدل‌ها می‌باشد.

خانلری و همکاران (۱۳۹۵) در پژوهشی تحت عنوان"پیش‌بینی ارزش طول عمر مشتریان بانکی با استفاده از تکنیک دسته‌بندی گروهی داده‌ها (GMDH) در شبکه‌ی عصبی" با استفاده از شبکه عصبی GMDH به محاسبه و پیش‌بینی ارزش طول عمر مشتریان، به‌عنوان ابزاری کلیدی در تحقق نقش مدیریت ارتباط با مشتری در صنعت بانکداری پرداخته شده است. برای این منظور، اطلاعات جمعیت‌شناختی و مالی ۵۰۰۰ مشتری حقیقی ارزنده یکی از بانک‌های خصوصی کشور با شرط میانگین موجودی بیش از ۵۰۰ میلیون ریال در حداقل یکی از حساب‌ها می‌باشد. نتایج نشان داد به‌کمک این روش می‌توان با دقت بالای ۹۰ درصد ارزش طول عمر مشتریان را پیش‌بینی کرد که به نسبت روش‌های 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 بهبودیافته با الگوریتم ژنتیک با رویکرد داده‌کاوی"، الگویی با استفاده از روش‌های داده‌کاوی برای پیش‌بینی شاخص نرخ وصول مشتریان ارائه می‌نماید. رویکردی که در سال‌های اخیر در دنیا به‌عنوان روشی جدید برای اندازه‌گیری ریسک مشتریان به‌جای اندازه‌گیری احتمال نکول مدّنظر قرار گرفته است. نتایج نشان می‌دهد الگوی پیشنهادی این پژوهش، دقت بیشتری دارد.

چنگ لانگ هانگ و دیگران[1] مطالعه‌ای را تحت عنوان»رتبه‌بندی اعتباری با رویکرد داده کاوی مبتنی بر ماشین‌بردارپشتیبان" انجام‌دادند، در این تحقیق از الگوریتم ژنتیک جهت تخمین هر چه دقیق‌تر پارامترهای SVM استفاده کردند و عملکرد آن را با روش‌های SVM کلاسیک، برنامه ریزی ژنتیک (GP)[2] و شبکه عصبی پیش‌خور (BPN)[3] 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، بر اساس آن دقت طبقه‌بندی سه روش مشابه یکدیگر می‌باشد، در حالی که دقت روش GA-SVM اندکی از دو روش دیگر بهتر است.

ژو و همکاران[1] 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[2] 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[3]» 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 به‌صورت کارا و اثربخش طبقه‌های ترتیبی چندگانه را مورد بررسی قراردهد. برای اعتباربخشی این مدل آنرا در دنیای واقعی به‌کارگرفته و نتایج آنرا با رویکردهای مرسوم MSVM و دیگر تکنیک‌های هوش مصنوعی از جمله MLOGIT، MDA، CBR، و شبکه عصبی مصنوعی مقایسه نموده اند، نتایج نشان می‌دهند، این مدل توانسته عملکرد طبقه‌بندی را نسبت به سایرتکنیک‌های چندطبقه معمولی بهبود داده و محاسبات زمانی و منابع کمتری را مصرف نماید.

شین چن‌هانگ و مین یودی[4] در پژوهشی تحت عنوان«بررسی مقایسه‌ای تکنیک‌های داده کاوی برای اعتبارسنجی در بانکداری» و با هدف بررسی مقایسه‌ای برای ارتقای دقت مدل طبقه‌بندی به‌منظور 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 می‌باشد، نتایج نشان می‌دهد که مدل ماشین بردار پشتیبان نرخ دقت بالاتری در این زمینه داشته و بنابراین از روش‌های طبقه‌بندی قبلی بهتر عمل می‌نماید.

هاومینگ‌ژانگ و همکاران[1] در پژوهشی با عنوان «مقایسه اثر یادگیری ازBP[2]، ELM[3]، I-ELM[4]، و SVM برای رتبه‌بندی اعتباری شرکتی» با انجام یک مطالعه جامع مقایسه‌ای تجربی بر روی اثربخشی چهار الگوریتم‌های یادگیری، BP، ELM، I-ELM، و SVM بر روی یک مجموعه داده‌های تجربی گزارشهای واقعی مالی و رتبه‌بندی دو موسسه اعتباری مودیز و استاندارد و پور برای اندازه‌گیری رتبه اعتباری انجام داده است. نتایج تجربی این پژوهش نشان می‌دهد که روش‌های SLFN[5] قابلیت اطمینان بیشتری نسبت به SVMها دارند، در حالی که SVMها بر روی توزیع‌های خروجی مدل از دیگر مدل‌ها بهتر عمل می‌کند و توصیه می‌کنند که تحقیقات بیشتری در مورد چگونگی بهبود عملکرد در توزیع ارزیابی رتبه‌بندی برای SLFNs و بهبود قابلیت اطمینان از SVMها انجام شود.

مایکل هالتف[6] در مطالعه‌ای 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 سیرتکاملی ماشین بردار پشتیبان و نیز محدودیت‌های توسعه مدل‌های ارزیابی اعتبار و عدم تمایل موسسات سنتی به جایگزینی روش‌های مدرن‌تر پرداخته است، سپس به بحث در مورد پتانسیل ماشین بردار پشتیبانی برای تبدیل شدن به یک جایگزین مناسب برای رگرسیون لجستیک در امتیازبندی اعتباری پرداخته است. نتایج مقایسه‌ای محقق مبهم می‌باشد. عملکرد ماشین بردار پشتیبانی خطی بدتر از رگرسیون لجستیک و آموزش آن نیز زمان بیشتری می‌برد. 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 می‌نماید، با توجه به الگوریتم‌های جایگزین که در ۱۰ سال گذشته در دسترس قرار گرفته است، ماشین بردار پشتیبانی می‌تواند به‌عنوان یک روش ترکیبی برای مدل‌های ریسک اعتباری استفاده شود.

تری هریس[1] در پژوهشی تحت عنوان «امتیازدهی اعتباری با استفاده از ماشین‌بردار پشتیبان خوشه‌ای» به بررسی و معرفی رتبه‌بندی اعتباری با استفاده از ماشین بردار پشتیبان خوشه‌ای (CSVM) برای توسعه کارت امتیازی اعتبار می‌پردازد. این الگوریتم جدید، برخی از محدودیت‌های تحقیقات پیشین رویکرد ماشین بردار پشتیبان غیر خطی سنتی را مورد مطالعه قرارداده CSVM را سایر روش‌های SVM غیرخطی مقایسه و نشان می‌دهد که CSVM می‌تواند سطوح قابل قبولی از عملکرد طبقه‌بندی - در حالیکه تبدیلات محاسباتی نسبتاً کم هزینه‌ای دارد- در مقایسه با سایر روش‌ها به دست آورد.

## وجوه تمایز مطاله حاضر با سایر تحقیقات مشابه

نوآوری تحقیق حاضر علی‌رغم پژوهش‌های علمی محدود در جهان، در زمینه ارزیابی ریسک اعتباری در موسسات اعتبار صادراتی نظیر صندوق ضمانت صادرات ایران، از دو منظر قابل بیان می‌باشد:

۱. دقت در تعیین متغیرهای مدل ریسک اعتباری: بدیهی است در الگوهایی که از یک الگوی نظری مشخص تبعیت نمی‌کنند، تعیین متغیرهای توضیحی (یا ورودی‌های مدل) از اهمیت قابل توجهی برخوردار است چرا که رکن اصلی در طراحی ساختار مدل اعتباری بر پایه دقت و جامعیت متغیرهای توضیحی انتخابی است که بیش از نیمی از میزان تورش و خطای مدل‌سازی و پیش‌بینی را به خود اختصاص می‌دهد. نکته قابل ذکر و مهم آن است که استفاده‌کنندگان (مشتریان) از خدمات اعتباری صندوق ضمانت صادرات ایران به‌دلیل ماهیت حمایتی و همچنین منحصر به فرد بودن آن، ویژگی‌های خاصی دارند که آنها را متمایز از مشتریان بانک‌ها می‌نماید. از این رو بازطراحی متغیرهای توضیحی مدل مهمترین اولویت و نوآوری تحقیق حاضر است که بر اساس آخرین مطالعات صورت

1. Terry Harris

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 به‌رویکردهای 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 عبارتنداز:
روش برنامه‌ریزی ریاضی، مدل طبقه‌بندی درختی یا درخت تصمیم‌گیری، الگوهای نزدیکترین‌همسایگان، 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 احتمالی‌و قطعی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، تحلیل بقاء. نظریه‌بازی‌ها، تحلیل ممیزی، تحلیل لوجیت و تحلیل پروبیت در توسعه الگویی برای اندازه‌گیری دقیق ریسک اعتباری سهیم بوده‌اند. همچنین پیشرفت نظریه‌های بازارهای‌مالی 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 خدامی،۱۳۹۲.

۲. آلتمن و همکاران، ۲۰۰۲.

3. Data mining

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 (مثلا طبقه‌بندی دو کلاسه)، یک مدل با ساختار خطی و بسیار مشابه با آن چیزی است که مثلا در شبکه عصبی پرسپترون چند لایه یا MLP استفاده می‌شود. در واقع، در کنار برخی تفاوت‌های دیگری که این دو مدل دارند، عملا 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 به‌عنوان 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[1] بیشتری نیز نسبت به تغییر و نویز در داده‌ها، از خود نشان خواهد داد. زیرا اساسا، 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، صرفا 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 ماشینی، عملاً از ساختارهای ریاضی بسیار مشابه (و بعضا 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[2] 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)[1] به یکی از مباحث برجسته در حوزه یادگیری ماشین، الگوهای دسته‌بندی و رگرسیون تبدیل شده است.برای حل مشکلات مدل‌های رگرسیونی و روش‌های دسته‌بندی راه‌حل‌هایی توسط الگوریتم‌های مبتنی بر کرنل (هسته)[2] مانند SVM ، ارائه شده است:

$$f(x) = \omega^{\mathrm{T}} \Phi(x) \qquad (۱)$$

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

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

یکی از اساسی‌ترین مسایلی که مطرح می‌شود بحث انتخاب یک کرنل ( $k$ ) مناسب برای موضوع یادگیری است. قاعدتاً 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 [3] باشد، مساله بهینه‌سازی به شکل معادله (۳) خواهد بود :

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

با توجه به : $y_i(\langle \Phi(x_i), \omega \rangle + b) \geq 1 - \zeta_i \quad (i = 1, \ldots, m)$ (۴)
$\zeta_i \geq 0 \quad (i = 1, \ldots, m)$

که پارامترC، پارامتر تنظیم در ماشین‌های بردار پشتیبان می‌باشد. به منظور در نظر گرفتن نویز موجود در داده و تداخل بین داده‌های آموزشی، از متغیر $\xi_i \succ 0$ 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 $\xi_i$ نرم شده است[۱].

که در آن m نیز تعداد الگوهای آموزش می‌باشد و مقدار $y = \pm 1$ می‌باشد.

بر اساس بسیاری از روش‌های کرنل محور، برای حل SVM، ابتدا باید معادله گسترش یافته مربوط به $\omega$ را حل نمود :

$$\omega = \sum_{i=1}^{m} \alpha_i y_i \Phi(x_i) \qquad (۵)$$

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 به‌دست آوردن $\alpha_i$ها باید مساله برنامه‌ریزی درجه ۲ (QP)[۲] زیر را حل نمود :

حداکثرسازی: $$\omega(\alpha) = \sum_{i=1}^{m} \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x_i, x_j) \qquad (۶)$$

با توجه به: $$0 \le \alpha_i \le \frac{C}{m} \qquad (i = 1, ..., m) \qquad (۷)$$

$$\sum_{i=1}^{m} \alpha_i y_i = 0 \qquad (۸)$$

دوگان مساله بالا را می‌توان به شکل زیر بیان نمود :

حداقل سازی: $$c^T x + \frac{1}{2} x^T H x \qquad (۹)$$

با توجه به: $$b \le Ax \le b + r \qquad (۱۰)$$

$$l \le x \le u \qquad (۱۱)$$

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 $C = (1, 000, 1) \in R^{m \times m}$، $U = (C, ..., C) \in R^{m \times m}$، $l = (0, ..., 0) \in R^{m \times m}$، $A = (y_1, ..., y_m) \in R^{m \times m}$ و $b = 0$ $r = 0$ 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.

2. Quadratic Programming

نیوتنی و یا شبه‌نیوتنی [1] و ... قادر به حل این مسئله به‌صورت مستقیم نخواهند بود. با توجه به ابعاد بسیار بزرگ مسئله QP ارائه شده می‌توان فهمید که این مسئله به سادگی و با روش‌های حل بهینه‌سازی درجه دوم قابل حل نمی‌باشد. مسئله درجه دوم ارائه شده شامل ماتریسی می‌باشد که تعداد عناصر آن مربع تعداد عناصر مجموعه آموزشی می‌باشد[2].

اصلی‌ترین تفاوت بین دو مدل SVM و مدل KSVM در راه حل مربوط به حل مساله برنامه‌ریزی درجه دوم بالا می‌باشد.

مدل SVM استفاده شده در این مقاله از روش چانگ و همکاران (۲۰۱۳) برای حل مساله QP موجود استفاده می‌کند[3]. آنها در روش محاسبه‌ای خود مسایل QP موجود را به دو دسته تقسیم کرده‌اند : ۱ - مسایل دارای یک قید خطی دو - مسایل دارای دو قید خطی

اساس کار مدل KSVM موجود در مقاله حاضر، براساس الگوی بهینه‌سازی متوالی مینیمم‌ها( SMO )[4] می‌باشد 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 پرداخته‌اند. SMO پیشنهادی مساله درجه دوم SVM را بدون استفاده از بهینه‌یابی عددی مساله درجه دو، تجزیه می‌کند و به‌جای آن به حل کوچکترین مساله بهینه‌سازی ممکن می‌پردازد که در آنها دو $\alpha_i$ موجود باشد.

در هر مرحله SMO از دو $\alpha_i$ برای بهینه‌یابی و به‌دست آوردن مقادیر بهینه برای $\alpha_i$ استفاده می‌کند و بدین ترتیب از روش‌های عددی برای حل مساله درجه دو استفاده نمی‌کند و در هر مرحله SVM را برای به‌دست آوردن مقادیر بهینه جدید، بروز می‌کند.

برای مسائل دسته‌بندی که شامل بیش از دو دسته می‌شوند از روش یک به یک یا روش دسته‌بندی جفتی استفاده می‌شود[5]. این روش به تعداد $\binom{k}{2}$ کلاس تشکیل می‌دهد که هرکدام از اجزای آنها با داده‌های مربوط به دو کلاس آموزش دیده باشند. پیش‌بینی، هنگامی پایان می‌یابد که مشخص شود کدام یک از اجزای کلاس بیشترین پیش‌بینی 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. کنر و 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 می‌توان گفت مزیت‌های KSVM نسبت به SVM شامل موارد زیر می‌باشد:[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 ذخیره‌سازی ماتریس ندارد، بنابراین مجموعه‌های آموزشی بسیار بزرگ را نیز می‌توان توسط این روش مدیریت نمود[۲].
- به علاوه می‌توان تاکید کرد که بهینه‌سازی در آن شامل مسایل بهینه‌سازی محدب درجه دوم[۳] هم می‌شود[۴].

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

$$\phi(x_i, x) = e^{(-\frac{\|x_i - x\|}{2\sigma^2})} \qquad (۱۲)$$

$$\phi(x_i, x) = (x_i.x + 1)^d \qquad (۱۳)$$

در این روابط، $\sigma$ پارامتر کرنل گوسین و d متغیر کرنل پلی نومیال می‌باشد ( لورنا و کاروالهو، ۲۰۰۸)

## الگوریتم GMDH

شبکه‌های عصبی بر پایه یک مفهوم کلی از شناخت الگو و تصفیه‌کننده متدهای سنتی تکنیکی هستند. شبکه‌های عصبی که انعطاف پذیری بالایی دارند، به‌صورت مدل‌های نیمه پارامتری در بسیاری از رشته‌های عملی، به ویژه علوم رفتاری و اقتصاد به کار برده شده‌اند.[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 به‌عنوان یک روش هیوریستیک[1] 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.

به‌طور کلی دو دیدگاه اصلی در معرفی و شناخت شبکه‌های عصبی وجود دارد.[2] 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 به‌عنوان 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 بر اساس مبنای ریاضی آن و در قسمت دوم بر اساس تئوری و آنالیز مدل‌سازی سیستم معرفی کرد.

بر مبنای ریاضی الگوریتم GMDH، بر اساس تجزیه سری توابع ولترا[3] به چند جمله‌ای‌های دو متغیره درجه دوم پایه‌ریزی شده که با رابطه (۱۵) تعریف شده است.

$$G(x_i, x_j) = a_0 + a_1 x_i + a_2 x_j + a_3 x_i^2 + a_4 x_j^2 + a_5 x_i x_j \qquad (۱۵)$$

در این تجزیه، سری ولترا به مجموعه‌ای از معادلات بازگشتی زنجیره‌ای تبدیل می‌گردد، به گونه‌ای که مجدداً با جایگذاری جبری هر یک از روابط بازگشتی در یکدیگر سری ولترا برقرار گردد. الگوریتم GMDH در قسمت دوم بر اساس تئوری و آنالیز مدل‌سازی سیستم‌ها است، این مدل‌سازی بر اساس دو قاعده کلی بنا می‌گردد.[4]

---

۱. الگوریتم هیوریستیک (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[1] 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 به‌دست آمده را به ازای n نمونه ورودی مجدداً مدل کنیم. الگوریتم GMDH با به‌کار بستن این دو قاعده در دستور کار خود عمل مدل‌سازی را انجام می‌دهد هدفی را که همواره در پروسه ترکیب مدل‌های به‌وجود 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[2]. شبکه عصبی GMDH، شبکه‌ای خود سامانده و یک سویه 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]) به‌عنوان 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، اصصلاحاً به این‌گونه نرون‌ها، نرون مرده گفته می‌شود.[5]

---

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 به‌صورت 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 ریسک‌اعتباری 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 ۵C 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 به‌وسیله 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.

---

۱. معینی و همکاران، ۱۳۹۱.

## 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 طبقه‌بندی معیار 5C شاخص‌هایی به شرح زیر را مدنظر قرار می‌دهیم :

## 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 شرکت‌ها، نوع فعالیت اقتصادی مشتری اعم از تولیدی و خدماتی، سوابق علمی مدیران، نحوه مالکیت محل کار و نحوه ایفای تعهدات مشتری می‌باشد.

## استحکام وضعیت مالی

بررسی صورت‌های مالی یک واحداقتصادی که شامل دارائی‌ها، بدهی‌ها، حقوق صاحبان سهام، درآمدها و هزینه‌ها و روند سودآوری است، یکی از عوامل مهم در تصمیم‌گیری اعتباری می‌باشد. تجزیه و تحلیل این اطلاعات امکان قضاوت صحیح درباره وضعیت مالی شرکت را ممکن می‌سازد.

## سابقه فعالیت تجاری

در برگیرنده سوابق صادراتی ارائه شده توسط متقاضی از نظرنوع کالا، مقدارکالا، استمرار فعالیت صادراتی، بازارهای فروش‌کالا، روند فعالیت صادراتی و نحوه صدور آن می‌باشد.این امر به منظور شناخت بیشتر از صادرکنندگان و تجربه حضور آنان در بازارهای بین‌المللی و شناخت سطح توانایی وی در تحقق برنامه‌های صادراتی آینده می‌باشد.

## عملکرد و سوابق

به‌منظور 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 وتداوم فعالیت صادراتی یک مشتری و سابقه آن نزد موسسه، باعث آگاهی بیشتر از میزان و نحوه فعالیت‌ها وتوانایی‌های 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 دوگروه 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 یاحقوقی)، 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 درجدول شماره(۱) برای مدل‌سازی ریسک اعتباری مشتریان بعد از انجام فرآیندهای آماده‌سازی متغیرها، طبقه‌بندی و کدبندی شده و سپس در مدل‌سازی مورد استفاده قرارگرفته‌اند. در مقاله حاضر محاسبات مربوط به SVM و KSVM در نرم‌افزار R و با استفاده از بسته‌های e۱۰۷۱ ، caret و 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 بررسی‌عملکرد مدل از آماره‌هایی نظیرR۲، MAPE[1]،RMSE[2] سایر موارد استفاده می‌شود اما در مدل‌های دسته‌بندی از پارامترهایی مانند دقت(میزان تشخیص درست)[3] ، بازخوانی[4]، صحت[5] و معیار F استفاده می‌شود.

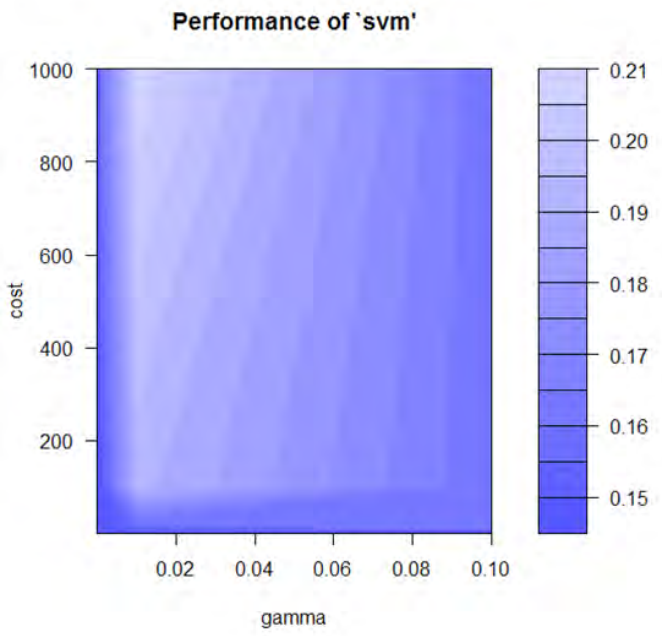
1. Root-Mean-Square Error
2. Mean Absolute Percentage Error
3. Accuracy
4. Recall
5. Precision

**جدول ۱. متغیرهای موثراعتبارسنجی مشتریان صندوق ضمانت صادرات ایران براساس طبقه‌بندی روش 5C**

| معیار 5c | متغیرهای مرتبط با این شاخص |
|---|---|
| شخصیت(Character):بررسی تعهدپذیری و نحوه عملکرد در فعالیت‌های مالی گذشته و شهرت اجتماعی | طول دوره اعتبار، نوع شرکت، نوع فعالیت (به تفکیک تولیدی، بازرگانی، خدمات فنی و مهندسی)، سابقه شرکت، مدرک تحصیلی، شهرت صادرکننده، نحوه ایفای‌تعهدات و سنوات حضور صادرکننده در محل دفتر کار |
| ظرفیت (Capacity): بررسی توان متقاضی در ایجاد درآمد و مدیریت کسب و کار جهت عمل به تعهدات. | نسبت جاری، نسبت آنی، روند فروش، سنوات صادراتی، میانگین صادرات، تعداد پرسنل، تعداد بازار هدف، تعداد ضمانت‌نامه‌های قبلی، میزان مانده بدهی و گردش حساب |
| سرمایه (Capital):بررسی میزان‌سرمایه‌متقاضی و وضعیت صورت‌های مالی | قالب صورت مالی ارائه شده(به تفکیک فاقد صورت مالی، اظهارنامه مالیاتی و گزارش حسابرسی شده) |
| وثیقه (Collateral):میزان وثایق قابل ارائه از سوی مشتری جهت پوشش زیان ناشی از عدم ایفای تعهدات | نحوه صدور (بدون قرارداد، قرارداد صادراتی با اسناد پرداخت و سایرموارد)، نوع‌مالکیت |
| شرایط (Condition):بررسی شرایط محیطی اثرگذار بر عملکرد متقاضی که خارج از کنترل بانک و مشتری می‌باشد. | استان، گروه‌کالایی، گروه ریسک کشوری، گروه ذینفع، نظریه مالی کارشناس |

برای حداقل کردن خطای دسته‌بندی مقادیر مختلف $\zeta$ و $C$ را تحت آموزش و طبقه‌بندی قرار داده متغیرهایی که کمترین خطای طبقه‌بندی را داشته باشند به‌عنوان متغیرهای اصلی مدل SVM انتخاب می‌شوند. که بهترین مقادیر به‌دست آمده در نمودار (۱) آورده شده است و خطای دسته‌بندی نیز ۱۴،۶۲ درصد بوده است.

مقادیر بهینه $C$ و $\zeta$ به ترتیب برابر ۱ و ۰،۰۰۰۰۱ انتخاب شدند و در مدل KSVM نیز مقدار بهینه برای $C$ بر اساس تکرارهای متفاوت، ۱۰ انتخاب گردید. در مدل GMDH، ۳۰ درصد از داده‌ها به‌عنوان داده آزمایش و ۷۰ درصد داده‌ها به‌عنوان داده آموزش اعمال شده است.




**نمودار۱. مقادیر بهینه**

جدول شماره(۲) حاوی ماتریس درهم‌ریختگی (پراکنش) می‌باشد که اساس تحلیل و ارزیابی کارآیی یک مدل در مباحث دسته‌بندی است. این ماتریس، پراکندگی توزیع دسته‌ها را از لحاظ درستی یا نادرستی نمایش می‌دهد. برای مدل‌های با دو کلاس، یک ماتریس ۲*۲ خواهد بود. ستون‌های این ماتریس نشانگر مقادیر واقعی و سطرهای آن نشانگر مقادیر پیش‌بینی‌شده می‌باشد.

اگر تعداد نمونه‌های خسارتی شده را با علامت N و تعداد نمونه‌های غیرخسارتی را با علامت P نشان دهیم می‌توان تعاریف زیر را بیان نمود :

C : به نمونه‌هایی که به گروه غیرخسارتی تعلق دارند و اشتباه پیش‌بینی شده‌اند.

D: به نمونه‌هایی که به گروه غیرخسارتی تعلق دارند و درست پیش‌بینی شدند.

A: به نمونه‌هایی که به گروه خسارتی تعلق دارند و درست پیش‌بینی شده‌اند.

B: به نمونه‌هایی که به گروه خسارتی تعلق دارند و اشتباه پیش‌بینی شده‌اند.

**جدول ۲. ماتریس درهم‌ریختگی۲ 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 دهندگی 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 هرکدام 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

۱. ستاره و همکاران، ۱۳۹۳.

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 برآن 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 score-F۱ یا به اختصار F می‌نامند. حال هرچه F بیشتر باشد، نمایانگر کارایی بالاتر مدل خواهد بود[۱].

بازخوانی = $\frac{A}{A+C}$ = تعدادکل 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

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 linear

| | | |
|---|---|---|
| | ۰ | ۱ |
| ۰ | ۰ | ۰ |
| ۱ | ۸۰ | ۴۶۷ |

هسته sigmoid

| | | |
|---|---|---|
| | ۰ | ۱ |
| ۰ | ۰ | ۰ |
| ۱ | ۸۰ | ۴۶۷ |

هسته polynomial

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 دررابطه 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.

۱. سنیعی و همکاران، ۲۰۱۲.

در مدل KSVM با استفاده از مدل نوع "C-bsvc"[1] تخمین مورد نظرانجام شده است. این هسته بیشتر به منظور پیش‌بینی کلاس‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرد (جدول (۴)).

**جدول ۴. نتایج حاصل از پیش‌بینی مدل KSVMدر 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 GMDHدر 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.

1. Bound-Constraint Svm Classification

**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 ٪ | ۰٫۲ | 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 کارآیی الگوهای معرفی شده از چهار ابزار دقت، بازخوانی، صحت دسته‌بندی و معیار F با بهره‌گیری از ماتریس درهم‌ریختگی استفاده شده است. مشاهده می‌شود، کارآیی و عملکرد مدل KSVM نسبت به سایر روش‌های هوشمند، دقیق‌تر می‌باشد. هر چهار معیار سنجش کارآیی 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 نیزکسب اعتبار لازم در سیستم بانکی، قابل اعتمادتر خواهد بود. |
| ۲ | مدت اعتبار | ۹،۱۹۵۶۱۲ | طول دوره اعتبار اخذشده 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 | نحوه‌ایفای 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 وتراکنشهای مالی‌وی 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[1] 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 هرکشور(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 مشخص‌شده اطمینان داشته باشند. |
| ۹ | روند فروش | ۳،۴۴۷۸۹۸ | نشان دهنده ثبات یا بی ثباتی قدرت بازار و درآمدزایی شرکت می‌باشد. |
| ۱۰ | مدرک تحصیلی | ۳،۴۳۳۲۷۲ | توان دانشی مدیران شرکت را نشان می‌دهد. هرچه مدیران یک شرکت تحصیلکرده تر، 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. |

## جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

صندوق ضمانت صادرات ایران به‌عنوان تنها موسسه بیمه اعتبار صادراتی (ECA) رسمی ایران با هدف توسعه و افزایش صادرات کشور از طریق تضمین اعتبارات و سرمایه‌گذاری‌های مربوط به کالاها و خدمات صادراتی و ایجاد تسهیلات لازم و ضمانت مطالبات صادرکنندگان کالاها و خدمات از خریداران خارج ازکشور در قبال خطرات حاصل از عواملی که به‌طور معمول شرکت‌های بیمه‌تجاری آنها را بیمه نمی‌کنند، 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 دغدغه‌های مهم و کلیدی در سیستم مدیریتی موسسات اعتبار صادراتی نظیر صندوق مبحث مدیریت ریسک و برازش و اندازه‌گیری ریسک اعتباری مشتریان با بالاترین اطمینان می‌باشد. اعتبارسنجی متقاضیان تسهیلات اعتباری به منظور پیش‌بینی احتمال عدم بازپرداخت تسهیلات اعتباری، یکی از سازوکارهای مهم مدیریت ریسک اعتباری است که برای کنترل ریسک‌های موجود در فعالیت‌های اعطاء تسهیلات مورد استفاده قرار می‌گیرد. به همین لحاظ انتخاب روش و مدل بهینه در راستای پیش‌بینی وضعیت مشتریان بسیار ضروری می‌نماید.

هدف این مقاله سنجش ریسک اعتباری مشتریان صندوق ضمانت صادرات ایران با استفاده از روش‌های ماشین بردار پشتیبان و مدل شبکه‌های عصبی با الگوریتم یادگیری GMDH می‌باشد. با مروری بر ادبیات تحقیق در می‌یابیم که بهترین مدل برای ارزیابی ریسک اعتباری وجود ندارد و عملکرد این مدل‌ها به ساختار و کیفیت داده‌ها و هدف طبقه‌بندی بستگی دارد. معهذا در این تحقیق رویکرد مقایسه‌ای نشان می‌دهد که با توجه به مدل‌های استفاده شده در این مطالعه جهت تشخیص وقوع خسارت یا عدم خسارت ضمانت‌نامه‌های صندوق ضمانت صادرات ایران، مدل‌های مبتنی بر ساختار دسته‌بندی‌محور همانند مدل KSVM ، که با توجه به عملکرد مناسب و دقیق، قدرت رقابت با دیگر تکنیک‌های مورد استفاده به مانند شبکه عصبی با الگوریتم یادگیری GMDH را دارد.

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

درجه متعهدبودن مشتری به تعهدات در قبال تسهیلات ماخوذه) و نیزگردش‌حساب 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.

## پیشنهادات و توصیه‌های 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 دسته‌بندی کننده استفاده نمایند. این مدل‌ها علاوه بر قدرت تحلیل کمّی 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 دررتبه‌بندی 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 هرمشتری از طریق طراحی تعیین سقف اعتباری مشتریان ، قابلیتی 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- ازآنجاکه 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


احمدی‌زاده، کوروش(۱۳۸۵). "لزوم تاسیس مراکز اعتبارسنجی و رتبه بندی"، فصلنامه حسابرس ،شماره۳۴

بابایی، محمدعلی و حمیدرضا وزیرزنجانی(۱۳۸۵)،"رویکردی نوین برای ارتقای اثربخشی سازمان‌ها" مجله تدبیر،شماره ۱۷۰

پویان‌فر 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 اعتبارصارداتی)" پایان‌نامه کارشناسی ارشد دانشگاه تهران

جلیلی محمد, محمد خدایی وله زاقرد و مهدیه کنشلو (۱۳۸۹)، اعتبارسنجی مشتریان حقیقی در سیستم بانکی کشور، فصلنامه مطالعات کمّی 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 بهبودیافته با الگوریتم ژنتیک با رویکرد داده‌کاوی دوره ۵، شماره ۴ شماره پیاپی ۱۹، زمستان ۱۳۹۶، صفحه ۳۲-۱۷

ستاره، سوگند، صفایی، علی‌اصغر 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 اشلقی عباس، هاشم نیکومرام و فرنازمقدوری شربیانی(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 ریسک‌اعتباری مشتریان بانک(بانک‌های‌خصوصی)، پایان‌نامه کارشناسی‌ارشد دانشگاه پیام‌نور

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

کیقبادی امیررضا و وحید خدامی(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، پایان نامه کارشناسی ارشد دانشکده اقتصاد دانشگاه تهران.

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

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

معینی،علی،نفیسه بهرادمهر، مهدی احراری وسمیه 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 ثقفی، شهریار(۱۳۹۱). " بررسی تأثیر ضمانت‌نامه و بیمه نامه‌های صندوق ضمانت صادرات ایران در رشد صادرات غیرنفتی"، پایان‌نامه کارشناسی‌ارشد دانشگاه پیام‌نور

وکیل‌زاده، امید(۱۳۹۱). "بررسی و ارزیابی عملکرد صندوق ضمانت صادرات در حمایت از شرکت‌های کارآفرین بین‌المللی"، پایان نامه 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.