

اعتبارسنجی ادعای بیمه بیکاری با استفاده از

روش ترکیب رده‌بندها

رحیم دهخوارقانی*^۱، حجت امامی^۲

^۱ دانشگاه ایشیک، استانبول، ترکیه،

^۲ دانشگاه بناب، بناب، ایران،



چکیده

بیمه بیکاری یکی از مهم‌ترین و پرطرفدارترین انواع بیمه در دنیای امروزی محسوب می‌شود. سازمان تأمین اجتماعی در مقابل ادعای بیکاری افراد تحت پوشش این سازمان، وظیفه بررسی صحت این موضوع را دارد. بررسی دستی ادعای افراد بیکار نیازمند صرف زمان و هزینه زیادی است. روش‌های داده‌کاوی و یادگیری ماشین به‌عنوان ابزارهای کارآمد تحلیل داده‌ها می‌تواند در خودکارسازی این فرآیند به سازمان تأمین اجتماعی کمک کنند. در این پژوهش، روشی مبتنی بر یادگیری نظارتی برای بررسی صحت ادعای بیکاری افراد متقاضی ارائه شده است. روش پیشنهادی، اطلاعات بیمه‌شدگان را به‌عنوان ورودی دریافت کرده و پس از تحلیل داده‌ها به هر فرد متقاضی امتیازی تخصیص می‌دهد؛ سپس بر اساس مقدار این امتیاز، مدعیان بیمه بیکاری را به دو گروه "شایسته دریافت بیمه بیکاری" و "فاقد کفایت برای دریافت بیمه بیکاری" دسته‌بندی می‌کند. روش پیشنهادی از دو ترکیب مختلف برای دسته‌بندی ادعای متقاضیان استفاده می‌کند: روش BSA-SVM و روش ترکیب ضرایب اطمینان رده‌بندها. در روش BSA-SVM برای بهبود کارایی و تخمین پارامترهای کنترلی SVM، از الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی عقبگرد (BSA) استفاده شده است. در روش ترکیب ضرایب اطمینان رده‌بندها، تعدادی رده‌بند، از جمله شبکه‌های عصبی مصنوعی، درخت تصمیم و رگرسیون لجستیک داده‌ها را رده‌بندی کرده و ضرایب اطمینان این رده‌بندها با دو روش مختلف با همدیگر ترکیب می‌شوند. نتایج آزمایش‌ها نشان می‌دهد که روش پیشنهادی BSA-SVM با کسب ۸۷٪ و روش ترکیب رده‌بندها با ضرایب اطمینان با کسب دقت ۸۶٪، کارایی بهتری در قیاس با سایر روش‌های موجود کسب کرده‌اند.

واژه‌های کلیدی: بیمه بیکاری، داده‌کاوی، یادگیری ماشین، یادگیری نظارتی، BSA-SVM، ترکیب رده‌بندها.

Verification of unemployment benefits claims using classifier combination method

Rahim Dehkharghani¹, Hojjat Emami²

¹ Computer Engineering Department, Işık University, Istanbul, Turkey

² Computer Engineering Department, University of Bonab, Bonab, Iran

Email: rahim.dehkharghani@isikun.edu.tr

emami@ubonab.ac.ir

Abstract

Unemployment insurance is one of the most popular insurance types in the modern world. The Social Security Organization in many countries such as the Islamic Republic of Iran is responsible for checking the unemployment claims of people and paying unemployment benefits to individuals supported by this type of insurance. This payment will be done only if the unemployment claim gets approved by this organization. Manual evaluation of unemployment claims requires a big deal of time and effort, which makes it prohibitively expensive. An automatic or semi-automatic method –proposed in this work– for this evaluation can save time and cost for insurance companies. Data mining and machine learning as

* Corresponding author

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات

سال ۱۴۰۱ شماره ۴ پیاپی ۵۴

• تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۸/۲/۱۳ • تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۲/۲۴ • تاریخ انتشار: ۱۴۰۱/۱۲/۲۹ • نوع مطالعه: پژوهشی

two efficient tools for data analysis can assist Social Security Organization in automating this process. A number of research works can be found in the literature working on this problem; however, the existing research is far from ideal to solve the current problem both in covering a comprehensive feature set and obtaining high performance. This problem can be approached as a classification or regression problem. In the current work, a hybrid supervised learning method has been proposed to verify the eligibility of applicants for unemployment benefits. The proposed method takes as input the information of insured individuals with unemployment claims, as a feature vector, and assigns a numeric score to each application after analyzing the input data, according to a trained classification system. Then, claimants are classified into one of these two groups according to those scores: "Qualified" and "Unqualified". Furthermore, the effect of each feature such as the payment history, age, marriage status, supported people as family, payment amount, and occupation type on the validity of the unemployment claim has been analyzed for the first time in the literature. The proposed method includes two hybrid strategies: The BSA-SVM method and an ensemble learning method based on confidence values obtained by the base classifiers. In the BSA-SVM method, the backtracking search algorithm (BSA) is used to estimate the parameters of support vector machines (SVM) to improve classification accuracy. In the second approach, confidence values extracted from individual classifiers are combined to better classify the input data. We noticed a remarkable improvement in accuracy when using ensemble learning compared to the isolated usage of each classifier. Empirical evaluation shows an accuracy of 87% for the first approach: BSA-SVM, and 86% for the second approach: ensemble learning. Note that the obtained results are based on real data collected from the Social Security Organization of Iran. We have made a only subset of this dataset publicly available.

Keywords: Unemployment benefits, data mining, machine learning, supervised learning, BSA-SVM, classifier combination.

جمعیت تحت پوشش این سازمان بیش از ۱۴ میلیون و ۸۰۰ هزار نفر بیمه شده اصلی و بیش از ۳ میلیون و ۸۰۰ هزار نفر مستمری‌بگیر است که با در نظر گرفتن خانواده افراد بیمه شده نزدیک به ۴۲ میلیون نفر می‌رسد.^۱

بیمه بیکاری نوعی بیمه است که در آن، در صورت بیکار شدن فرد بیمه‌شده، سازمان تأمین اجتماعی وظیفه پرداخت حق بیمه بیکاری به صورت ماهانه به فرد را بر عهده می‌گیرد. متأسفانه برخی از ادعاهای افراد بیمه‌شده مبنی بر بیکاری آن‌ها، صحت نداشته و ادعای دروغین هستند. بررسی صحت ادعای متقاضیان، زمان و هزینه زیادی را بر سازمان تأمین اجتماعی تحمیل می‌کند. به دست آوردن شناخت دقیق از کلیه مخاطبان سازمان تأمین اجتماعی، شامل بیمه‌شدگان، مستمری‌بگیران و کارفرمایان یکی از نیازهای اصلی در این سازمان است.

این پژوهش سعی دارد صحت یا عدم صحت ادعای بیمه‌شدگان برای دریافت حق بیمه بیکاری را با روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین تشخیص دهد. در روش پیشنهادی، ابتدا تعدادی رده‌بند^۲ با داده‌های برچسب زده شده آموزش دیده و سپس در مرحله آزمون، کارایی سامانه آموزش داده شده، سنجیده می‌شود. برای انجام رده‌بندی، از نه ویژگی^۳ شامل سن، جنسیت، وضعیت تأهل، میزان تحصیلات، تعداد عائله، سابقه پرداخت بیمه،

۱- مقدمه

افزایش اثربخشی استفاده از منابع و سطح کیفیت خدمات هر سازمان به منظور ایجاد توان رقابتی و ادامه حیات سازمان‌ها از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. یکی از راه‌های نیل به این هدف در سازمان‌ها، مدیریت صحیح داده‌ها است. افزایش حجم داده‌ها، پیشرفت سریع فناوری و بازار رقابتی، لزوم بهره‌گیری هر چه بیشتر از روش‌های خودکار پردازش داده‌ها و استخراج دانش نهفته در این داده‌ها در مدیریت صنایع و به‌طور خاص صنعت بیمه را ایجاب می‌کند.

بازار امروز با رقابت شدید سازمان‌ها و شرکت‌ها در تمام انواع کسب و کارها مواجه است. مدیریت ارتباط با مشتری، استراتژی پیش‌رو در بازار رقابتی کنونی است که می‌تواند مواردی همچون افزایش تعداد مشتریان، افزایش سطح وفاداری و سودآوری بیشتر مشتریان و ارائه خدمات بهتر و مناسب‌تر به مشتریان را به همراه داشته باشد.

در این راستا، استفاده از روش‌های هوشمند تحلیل داده‌ها مانند داده‌کاوی و یادگیری ماشین در مدیریت ارتباط با مشتری، می‌تواند برای کسب شناخت دقیق و مناسب از مشتریان مفید باشد.

در صنعت بیمه نیز از زمان پیدایش تاکنون، تغییرات زیادی رخ داده و فضای رقابتی شدید در این سازمان به وجود آمده است. یکی از سازمان‌های بیمه‌گر که قدمت زیادی در ایران دارد، سازمان تأمین اجتماعی است.

¹ [https://www.tamin.ir/News/Item/26660/73/26660.html, last access 25 July 2019]

² Classifier

³ Features

همچنین ارائه پیشنهادهایی برای پژوهش‌های آینده پرداخته شده‌است.

۲- کارهای مرتبط

از دیدگاه نگای و همکاران [1]، تقلب‌ها به چهار دسته کلی بانکی، بیمه‌ای، امنیتی-تجاری و سایر تقسیم می‌شوند. پژوهش حاضر مربوط به گروه تقلب‌های بیمه‌ای است. بررسی تقلب و ادعاهای دروغ در صنعت بیمه، به‌خصوص کشف ادعاهای دروغین برای دریافت بیمه بیکاری می‌تواند کمک شایانی به صرفه‌جویی منابع مالی و جلوگیری از هدر رفت سرمایه شرکت‌های بیمه کند؛ تا جایی که نویسندگان این مقاله اطلاع دارند، کار پیشین که به‌طور دقیق بر روی مسئله اعتبارسنجی بیمه بیکاری متمرکز شده باشد، وجود ندارد؛ اما کارهای دیگری وجود دارند که بر روی مسائل مشابه که نیاز به پیش‌بینی دارند، تمرکز کرده‌اند. کارهای مرتبط را می‌توان به دو دسته کارهای صورت‌گرفته در حوزه بیمه اشخاص و وسائط نقلیه تقسیم کرد. در ادامه به بررسی برخی از مهم‌ترین کارهای صورت‌گرفته در این زمینه‌ها می‌پردازیم.

حسینی و رضائی [2] ریسک‌های موجود در سازمان تأمین اجتماعی با استفاده از اطلاعات آماری را بررسی کردند. این اطلاعات از طریق پرسش‌نامه‌هایی که توسط بیمه‌گذاران تکمیل شده، جمع‌آوری شده است. در روش پیشنهادی، از سه الگوریتم درخت تصمیم، شبکه‌های عصبی مصنوعی و نزدیک‌ترین همسایه (KNN) برای رده‌بندی ریسک استفاده شده‌است. ویژگی‌های رده‌بندی شامل هشت ویژگی از قبیل جنسیت و میزان حق‌بیمه پرداختی است. نتایج به‌دست‌آمده از آزمایش‌ها نشان می‌دهد درخت تصمیم بیشترین کارایی را در دسته‌بندی ریسک دارد. در روش پیشنهادی ایشان، ویژگی‌هایی از قبیل سن، وضعیت تأهل و میزان تحصیلات نادیده گرفته شده‌است که این مسئله می‌تواند جزء نقاط ضعف این کار محسوب شود.

تقوی‌فرد و جعفری [3] روشی مبتنی بر سامانه خبره فازی برای کشف تقلب در بیمه بدنه خودرو پیشنهاد داده‌اند. در مدل ارائه‌شده، از میان ۶۱ ویژگی کیفی و کمی شناسایی شده، هفده ویژگی که بر اساس نظر خبرگان از اولویت بیشتری برخوردار بوده‌اند، در فرآیند کشف تقلب به کار گرفته شده‌است. در این روش، از الگوریتم ممدانی^۱ برای استنتاج فازی در خصوص تعیین ادعای فرد بیمه‌شده استفاده شده‌است. مشکل اصلی این روش، وابستگی آن به افراد خبره برای طراحی قوانین

ماه‌های استحقاق، میزان پرداخت ماهانه و دلیل بیکاری استفاده می‌شود. آزمایش‌های صورت‌گرفته، کارایی بالای روش پیشنهادی را در قیاس با سایر روش‌های موجود تصدیق می‌کند.

نوآوری پژوهش حاضر را می‌توان در موارد زیر خلاصه کرد:

- **بررسی مسئله صحت ادعای بیکاری افراد تحت پوشش بیمه بیکاری سازمان تأمین اجتماعی با روش ترکیب رده‌بندها:** در این پژوهش، روشی ترکیبی که متکی بر چندین رده‌بند است، برای بررسی صحت ادعای بیکاری متقاضیان ارائه شده‌است. تا جایی که نویسندگان این مقاله اطلاع دارند، این پژوهش برای نخستین بار در ایران صورت می‌گیرد. روش پیشنهادی می‌تواند به سازمان تأمین اجتماعی در تخمین درستی ادعای افراد، با صرف کمینه هزینه، زمان و نیروی انسانی کمک کند.
- **ترکیب بهینه دسته‌بندها:** در این پژوهش، سه روش برای دسته‌بندی ادعای متقاضیان ارائه شده‌است که عبارتند از روش BSA-SVM، روش ترکیب رده‌بندها با ضرایب اطمینان و روش میانگین وزن‌دار با ضرایب اطمینان.
- **ارزیابی روش پیشنهادی:** در این پژوهش، یکی از چالش‌های اساسی در ارزیابی روش پیشنهادی، عدم وجود مجموعه‌داده استاندارد است. به همین منظور، یک مجموعه‌داده نمونه توسط نویسندگان این مقاله ایجاد شده‌است. برای ایجاد مجموعه‌داده، ابتدا ۳۶۰۰۰ رکورد جمع‌آوری شده، سپس با انجام پیش‌پردازش، ده‌هزار رکورد برای ایجاد این مجموعه‌داده انتخاب شده و سپس روش پیشنهادی بر اساس معیارهای مختلف بر روی مجموعه‌داده ایجادشده ارزیابی شده‌است. این مجموعه‌داده می‌تواند توسط پژوهش‌گران دیگر نیز برای ارزیابی روش‌های پیشنهادی در آینده استفاده شود. همچنین، تعیین اهمیت هر یک از ویژگی‌ها در رده‌بندی افراد به دو گروه لایق دریافت بیمه بیکاری و عدم کفایت برای دریافت آن، نیز می‌تواند جزو دستاوردهای کار فعلی محسوب شده و توسط سازمان تأمین اجتماعی استفاده شود.
- ساختار مقاله بدین صورت سازمان‌دهی شده‌است: بخش ۲ به‌مرور ادبیات موضوع می‌پردازد. در بخش ۳، به جزئیات روش پیشنهادی پرداخته شده و در بخش ۴، نحوه ارزیابی روش پیشنهادی، توضیح داده شده و سپس نتایج حاصل از آزمایش‌ها تشریح شده‌است. در بخش ۵، به جمع‌بندی مطالب و در بخش ۶ نتیجه‌گیری نهایی و

^۱ Mamdani

استنتاج فازی است؛ همچنین این روش وابسته به مسئله بوده و با تغییر مسئله موردنظر، قوانین استنتاجی کارایی نخواهند داشت. برای توسعه روش پیشنهادی می‌توان راهکاری خودکار برای تولید قوانین استنتاج طراحی کرد. قربانی و فرزای [4] برای بررسی صحت ادعای افراد بیمه‌شده از روش خوشه‌بندی K-Means (KM) استفاده کرده‌اند. آن‌ها در این پژوهش، از نه ویژگی در مورد اتومبیل و فرد بیمه‌شده از جمله سن راننده، میزان جراحت و زمان تصادف استفاده کردند. از آنجا که روش خوشه‌بندی KM، از مشکل به دام افتادن در بهینه محلی و نیز مقداردهی اولیه مقادیر خوشه‌ها رنج می‌برد، روش پیشنهادی در بعضی از موارد از کارایی مناسبی برخوردار نیست.

فیروزی و همکاران [5]، با استفاده از سه روش یادگیری ماشین شامل رگرسیون ترابری بیز ساده و درخت تصمیم روشی را برای شناسایی تقلب در بیمه اتومبیل ارائه داده‌اند. نتایج آزمایش‌ها بر روی یک مجموعه داده کوچک که شامل ۷۲ پرونده خسارت بیمه‌نامه‌های شخص ثالث و بدنه اتومبیل است، نشان داد که روش بیز ساده با کسب دقت ۹۰/۲۸٪ عملکرد بهتری در قیاس با روش‌های رگرسیون ترابری و درخت تصمیم دارد. با این وجود، استفاده از یک مجموعه داده کوچک، اعتبار نتایج حاصل از روش پیشنهادی را کاهش می‌دهد. با ارزیابی روش پیشنهادی بر روی مجموعه داده‌های بزرگ‌تر، می‌توان به نتایج به دست آمده، اعتبار بیشتری بخشید.

و این و ددن [6] از روش بیز ساده و نیز الگوریتم‌های تقویتی برای کشف تقلب در بیمه اتومبیل استفاده کردند. آن‌ها نتایج حاصل از الگوریتم بیز ساده و الگوریتم‌های تقویتی را مقایسه کرده و به این نتیجه رسیدند که الگوریتم‌های تقویتی نتایج دقیق‌تری نسبت به روش بیز ساده به دست آورده‌اند. مقایسه با تنها یک روش پایه‌ای یادگیری ماشین (بیز ساده) و عدم مقایسه با روش‌های هوشمندتر مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی یا ماشین بردار پشتیبان یکی از نقاط ضعف این کار محسوب می‌شود.

حاجی حیدری و همکاران [7] روشی برای رده‌بندی بیمه‌گذاران بیمه‌ی بدنه به لحاظ ریسک دریافت یا عدم دریافت خسارت طی دوره بیمه ارائه کردند. در روش پیشنهادی، ابتدا داده‌های موردنیاز برای آموزش است طی یک دوره مشخص جمع‌آوری و سپس فرآیند پیش‌پردازش داده‌ها و شناسایی ویژگی‌های رده‌بندی انجام شده است؛ در نهایت، پس از آزمون تعدادی از رده‌بندهای هوشمند، از الگوریتم رده‌بند C5 برای رده‌بندی مشتریان استفاده شده است که دارای دقت ۸۳٪ است. این روش تنها از پنج

ویژگی برای رده‌بندی استفاده کرده است که همگی آن‌ها مربوط به خودرو است؛ درحالی‌که با در نظر گرفتن ویژگی‌های صاحب خودرو (بیمه‌گذار)، می‌توانست نتایج بهتری به دست آورد. همچنین در این روش، برای مقداردهی به ویژگی‌ها از الگوهای از پیش تعریف شده استفاده شده است که این کار موجب کاهش انعطاف‌پذیری آن و بروز مشکلاتی در نگهداری برنامه‌های کاربردی مبتنی بر این روش می‌شود.

در پژوهشی دیگر [8]، به دسته‌بندی مشتریان بیمه با استفاده از روش‌های داده‌کاوی پرداخته شده است. در این روش، بر اساس ویژگی‌های رفتاری، مشتریان در گروه‌های مختلف با ویژگی‌های مشابه قرار گرفته‌اند تا بتوان در تصمیم‌گیری‌های مختلف از آن‌ها استفاده کرد. این دسته‌بندی می‌تواند به تعیین اعتبار مشتریان در سازمان‌هایی از قبیل تأمین اجتماعی کمک کند.

گروه دیگری از پژوهش‌گران به بررسی ریسک و تقلب در نظام بانکی پرداختند. رضایی و آقا بیگی [9] به موضوع اعتبارسنجی کلیه مشتریان حقوقی تسهیلات اعتباری بانک ملی طی سال‌های ۸۲ لغایت ۸۵ که فعالیت تولیدی داشتند، پرداخته‌اند. در این روش، از میان ۶۱ متغیر پس از استخراج کلیه اطلاعات موجود از بانک‌های اطلاعاتی و پالایش آن‌ها، ۱۶ متغیر جهت مدل‌سازی انتخاب شده است که عبارت‌اند از: نوع طرح، داشتن هم‌گروه، داشتن تعهدات قبلی، نوع شرکت، مدت‌زمان تنفس، میزان تسهیلات، میزان سرمایه شرکت، سابقه فعالیت شرکت، میزان سهم متقاضی در سرمایه‌گذاری، نسبت دارایی جاری، دوره گردش موجودی برحسب روز، دوره وصول مطالبات برحسب روز، بازده فروش شرکت، نسبت مالکانه و نسبت بدهی. نتایج نشان می‌دهد که فرآیند اعتباردهی در بانک ملی، یک فرآیند قضاوت است که علاوه بر ویژگی‌های یادشده، ویژگی‌های تعهدات قبلی، نسبت دارایی جاری، نسبت مالکانه و نسبت بدهی بر میزان بدحسابی و خوش‌حسابی متقاضیان تسهیلات، متناسب با ضرایب برآورد شده نیز در آن تأثیرگذار هستند.

تهرانی و فلاح شمس [10] با استفاده از داده‌های اعتباری ۳۱۶ مشتری حقوقی بانک‌های کشور و با استفاده از مدل‌های احتمال خطی و شبکه‌های عصبی مصنوعی به موضوع طراحی و آزمون کارایی مدل ریسک اعتباری پرداختند. نتایج حاکی از این است که ارتباط بین متغیرها در مدل پیش‌بینی ریسک اعتباری به صورت خطی نبوده و توابع نمایی و سیگموئید، مناسب‌ترین مدل‌های پیش‌بینی ریسک اعتباری بوده و بیشترین کارایی برای پیش‌بینی ریسک اعتباری به ترتیب مربوط به شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل رگرسیون ترابری است.

رده‌بندی متقاضیان دریافت بیمه ارائه کردیم که در ادامه به تشریح جزئیات آن می‌پردازیم.

۳- روش پیشنهادی

در این پژوهش، مسئله تشخیص صحت ادعای بیکاری متقاضیان به صورت یک مسئله دسته‌بندی مدل‌سازی شده است. با فرض اینکه $I = \{i_1, i_2, \dots, i_n\}$ نشان‌دهنده مجموعه افراد متقاضی بوده و $C = \{C_T, C_F\}$ دو خوشه هستند به نحوی که $C_T \cap C_F = \emptyset$ و $\bigcup_{i=1}^n C_i = I$ نشان‌دهنده افرادی است که ادعای آن‌ها درست بوده و شایسته دریافت بیمه بیکاری هستند و C_F بیانگر افرادی است که ادعای آن‌ها نادرست بوده و صلاحیت دریافت بیمه بیکاری را ندارند. هدف روش پیشنهادی، دسته‌بندی متقاضیان به دو رده C_T و C_F با بیشترین دقت ممکن است. شکل ۱ روندنمای روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. روش پیشنهادی شامل مراحل زیر است:

- پیش‌پردازش داده‌ها
- در این مرحله، داده‌های ورودی به قالب مناسب برای رده‌بندی تبدیل می‌شوند.
- استخراج ویژگی‌ها
- در این مرحله ویژگی‌های موردنیاز و وزن هر کدام از آن‌ها برای دسته‌بندی افراد متقاضی استخراج می‌شوند. در بررسی صحت ادعای بیکاری افراد، برخی از ویژگی‌ها تأثیر بیشتری نسبت به سایر ویژگی‌ها دارند. به عنوان مثال، ویژگی "تعداد عائله" تأثیر بیشتری در مقایسه با "وضعیت تأهل" دارد. به این منظور، در مرحله استخراج ویژگی، وزن متفاوتی به هر کدام از ویژگی‌های دسته‌بندی اختصاص داده می‌شود تا دقت رده‌بندی افزایش یابد.
- رده‌بندی داده‌ها
- در این مرحله، از دو مدل ترکیب رده‌بندها با ضرایب اطمینان و روش BSA-SVM برای رده‌بندی داده‌ها استفاده شده است. در روش استفاده از ضرایب اطمینان، علاوه بر روش ترکیب رده‌بندها توسط یک رده‌بند دیگر، از روش میانگین وزن‌دار نیز استفاده شده است. به عبارت دیگر، در این مقاله، سه روش مختلف برای رده‌بندی رکوردها ارائه شده است: روش BSA-SVM³، روش ترکیب رده‌بندها با ضرایب اطمینان (CCC⁴) و روش میانگین وزن‌دار با ضرایب اطمینان (WACV⁵).

عرب مازار و روئین تن [4]، با مطالعه موردی بر روی داده‌های بانک کشاورزی، به بررسی عوامل مؤثر بر سنجش ریسک اعتباری مشتریان حقوقی بانک کشاورزی ایران و تدوین مدلی برای آن پرداخته‌اند؛ در نهایت، هفده متغیر که اثر قابل توجهی بر ریسک اعتباری و تفکیک بین دو گروه از مشتریان خوش و بدحساب داشتند، انتخاب شده و مدل نهایی به وسیله آن‌ها برازش شده است.

محمدخان و همکاران [11] با ارائه مدلی برای ارزیابی ریسک اعتباری مشتریان بانک، به بررسی ریسک اعتباری مشتریان حقوقی بانک کارآفرین پرداخته‌اند. نتایج مطالعات بر روی ۹۹ پرونده، میزان کارایی مدل را با استفاده از آزمون هاسمرلمشو، ۸۷٪ برآورد کردند که نشان می‌دهد مدل رگرسیون در پیش‌بینی احتمال قصور مشتریان متقاضی وام، از کارایی مطلوبی برخوردار است. با توجه به اینکه قسمتی از روش پیشنهادی این مقاله مربوط به ترکیب رده‌بندها است، به برخی از مهم‌ترین روش‌های ترکیب رده‌بندها که در همین اواخر ارائه شده‌اند، در زیر اشاره شده است.

در [12]، به نحوه انجام رده‌بندی دودویی با وجود چند رده (روش‌های "یک در مقابل یک" و "یک در مقابل همه") به همراه کارایی استفاده از این روش‌ها پرداخته شده و به سوالاتی از قبیل "آیا همیشه استفاده از روش 'یک در مقابل همه' کارایی را افزایش می‌دهد؟"، جواب داده شده است. در [13]، لیو و همکاران با استفاده از روش استدلال شهودی^۱ و میانگین وزن‌دار، روشی برای ترکیب رده‌بندها ارائه دادند. این وزن‌ها با کمک قانون دمپستر^۲ محاسبه شده‌اند. در [14]، از روش‌های خوشه‌بندی برای افزایش میزان دقت در ترکیب رده‌بندها استفاده شده است. در این روش، علاوه بر انجام رده‌بندی روی داده‌های برچسب دار، داده‌ها بدون توجه به برچسب، بر اساس عدم شباهت ویژگی‌هایشان خوشه‌بندی شده و نتایج این دو فرآیند با هم ترکیب می‌شوند.

در پژوهشی دیگر، کراوزیک و ووزنیاک [15]، با در نظر گرفتن کارایی رده‌بندها و هرس کردن رده‌بندهای ناکارآمد، از تابع گاوسی برای وزن‌دهی به رده‌بندها در میانگین وزنی استفاده کرده است. این روش نیازی به آموزش برای یادگیری وزن‌ها نداشته و یک روش بدون نظارت محسوب می‌شود.

پس از این بررسی کوتاه، مشخص می‌شود که روش‌های ارائه شده اگرچه از کارایی مناسبی برخوردار هستند، اما هنوز تلاش بیشتری برای رسیدن به کارایی ایده‌آل موردنیاز است. به عنوان پژوهشی در این زمینه و نیز پاسخ‌گویی به نیاز برای ایجاد استای به منظور بررسی صحت ادعای متقاضیان بیمه بیکاری، روشی برای

³ Backtracking Search Algorithm-Support Vector Machine

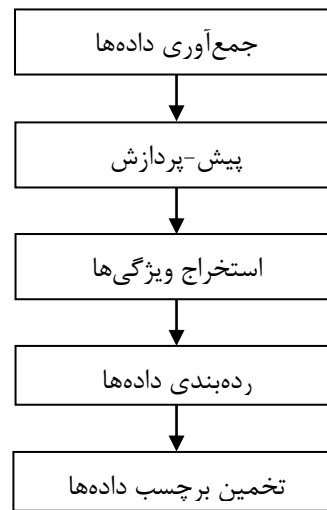
⁴ Classifier Combination with Confidence Values

⁵ Weighted Average with Confidence Values

¹ Evidential reasoning

² Dempster's rule

روش‌های داده‌شده به تفصیل در بخش‌های زیر توضیح داده شده‌اند.



شکل (۱): فلوچارت روش پیشنهادی
Figure (1): Flowchart of the proposed method

۳-۱- جمع آوری و پیش‌پردازش داده‌ها

برای دسته‌بندی داده‌ها، نیاز به تعداد زیادی داده با ویژگی‌های معنادار و دارای برچسب است. وجود برچسب داده‌ها برای انجام عمل دسته‌بندی ضروری است. برای این منظور، مجموعه داده‌ای شامل اطلاعات متقاضیان دریافت بیمه بیکاری جمع‌آوری شده است. این مجموعه داده‌ها متعلق به ۳۶۰۰۰ نفر تحت پوشش بیمه بیکاری سازمان تأمین اجتماعی است که ادعای بیکاری خود را طی پنج سال گذشته (از سال ۹۲ تا ۹۷) به سازمان تأمین اجتماعی اعلام کرده‌اند. هر رکورد در مجموعه داده‌ها شامل ۱۵ ویژگی است که مربوط به یک فرد متقاضی دارای بیمه بیکاری بوده و ادعای بیکاری کرده است. توجه شود که این داده‌ها دارای برچسب می‌باشند، بدین معنی که سازمان تأمین اجتماعی در قبل صحت یا عدم صحت ادعای بیکار شدن این افراد را توسط بازرسی خود بررسی کرده و وضعیت هر فرد را در پایگاه داده مشخص کرده است. به همین دلیل، نیازی به برچسب‌گذاری روی داده‌ها که کاری وقت‌گیر و طاقت‌فرسا است، نیست. زیرمجموعه‌ای از مجموعه داده اولیه، در نشانی:

<http://myweb.sabanciuniv.edu/rdekharghani/files/2019/07/Dataset-Insurance-subset.xlsx>
در دسترس همگان قرار دارد. جدول ۱ مشخصات مجموعه داده مورد استفاده در این پژوهش را به طور خلاصه نشان می‌دهد.

برای آماده‌سازی داده‌ها برای رده‌بندی، در مرحله پیش-پردازش اعمال زیر صورت می‌گیرد:

- حذف ویژگی‌هایی که دانش مفیدی را ارائه نمی‌دهند؛ در این مرحله از پیش‌پردازش، ویژگی‌هایی که اطلاعات مفیدی را برای دسته‌بندی در بر ندارند حذف می‌شوند. به عنوان مثال، نام پدر متقاضیان که تأثیری در دسته‌بندی ندارد از فهرست ویژگی‌ها حذف می‌شوند.

- تغییر قالب مقادیر برخی از ویژگی‌ها؛ مقادیر برخی ویژگی‌ها نظیر "سن" و "میزان درآمد" به قالب مناسب تبدیل می‌شوند. به عنوان مثال، سن افراد که برحسب سال، ماه و روز به عنوان ورودی داده شده است، به تعداد روز تبدیل می‌شود. همچنین مقادیر ویژگی‌هایی همانند "میزان تحصیلات" که به صورت نوع داده رشته‌ای داده شده است، به مقادیر عددی تبدیل می‌شود.

- حذف نویسه‌های غیرمجاز؛ در این مرحله، کاراکترهای غیرمتعارف که در پردازش داده‌ها مشکل ایجاد می‌کنند، حذف می‌شوند. به عنوان مثال، کاراکترهای "؟" و "*" از مقادیر ویژگی‌ها حذف می‌شوند تا در پردازش‌های آینده مشکلی ایجاد نشود.

- جایگزینی نمونه‌هایی که دارای مقادیر گم‌شده هستند.

- فقدان داده‌ها یکی از مشکلات اصلی در مجموعه داده جمع‌آوری شده است. در داده‌های خام ممکن است، یک یا چند ویژگی فاقد مقدار باشند. این موضوع کیفیت دسته‌بندی را تحت تأثیر قرار می‌دهد. راه‌حل‌هایی از ساده تا پیچیده برای غلبه بر این مشکل و جانهی مقادیر گم‌شده وجود دارد. یکی از راه‌حل‌ها دسترسی به افراد متقاضی و کسب اطلاعات برای مقادیر گم‌شده است، اما این روش، کاری زمان‌بر و گاهی غیرممکن است.

- جدول (۱): مجموعه داده مورد استفاده در این پژوهش
قبل از پیش‌پردازش

Table (1): The data set used in this research before pre-processing

تعداد نمونه‌ها	تعداد ویژگی‌ها	تعداد رده‌ها	توزیع داده‌های رده
۳۶۰۰۰	۱۵	۲	۲۷۶۳۲ ادعای درست و ۶۸۷۰ ادعای کذب

در مقابل، روش‌های داده‌کاوی برای تجزیه و تحلیل داده‌ها و جای‌گذاری مقادیر گم‌شده از سرعت بیشتری برخوردار هستند. برخی از الگوریتم‌ها همانند درخت

همسایه‌ها، و مرتب‌کردن آن‌ها برحسب میزان تشابه، مقدار گم‌شده به صورت زیر محاسبه می‌شود:

(۲)

$$x_l^{mis} = \sum_{v=1}^k W_v^j x_l^v$$

در رابطه بالا، x_l^{mis} بیانگر مقدار تخمین زده شده برای مقدار گم‌شده ویژگی l است و W_v^j بیان‌گر وزن نرمال شده نمونه v است. به صورت زیر محاسبه می‌شود:

(۳)

$$W_v^j = \frac{1}{d(x^i, x^v)} \frac{1}{\sum_{v=1}^k \frac{1}{d(x^i, x^v)}}$$

گفتنی است که در آزمایش‌های صورت گرفته، مقدار k برابر ۵ در نظر گرفته شده است. این مقدار به صورت تجربی و بر اساس نتایج آزمایش‌ها انتخاب شده است. برای این منظور، ابتدا مقدار k برابر یک در نظر گرفته شده و هر بار، یک واحد به آن اضافه می‌شود. برای هر مقدار k ، کارایی الگوریتم محاسبه می‌شود و در صورتی که کارایی است پس از افزایش مقدار k کاهش پیدا کند، مقدار قبلی آن به عنوان مقدار بهینه انتخاب می‌شود.

۳-۲- استخراج ویژگی‌ها

مجموعه داده اصلی شامل پانزده ویژگی است. برخی از این ویژگی‌ها تأثیر زیادی در رده‌بندی داده‌ها ندارند. به منظور تعیین ویژگی‌های مهم در رده‌بندی، از الگوریتم انتخاب ویژگی پیشرو^۴ [18] استفاده کرده‌ایم.

در روش انتخاب پیشرو، هر یک از ویژگی‌ها تک‌تک به مجموعه ویژگی‌ها (با شروع از مجموعه تهی) اضافه شده و کارایی است رده‌بندی با افزودن این ویژگی اندازه گرفته می‌شود؛ در صورتی که افزودن ویژگی یادشده باعث افزایش بیشتر کارایی است شود، این ویژگی به مجموعه ویژگی‌ها افزوده شده و در غیر این صورت، نادیده گرفته می‌شود. این کار برای تمام ویژگی‌ها تکرار شده و در نهایت، زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌ها به عنوان مهم‌ترین ویژگی‌ها انتخاب می‌گردد.

پس از اعمال روش انتخاب پیشرو بر روی مجموعه داده اولیه، ۹ ویژگی از بین ۱۵ ویژگی، به عنوان ویژگی‌های تأثیرگذار انتخاب شدند. جدول ۲ این ویژگی‌ها را به همراه مشخصات آن‌ها نشان می‌دهد. توضیح هر ویژگی به اختصار در زیر داده شده است:

تصمیم، می‌توانند با مقادیر گم‌شده نیز مانند سایر مقادیر رفتار کنند و آن‌ها را در قوانین بیاورند. برخی دیگر از الگوریتم‌ها مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی روی مجموعه داده‌هایی که مقادیر گم‌شده دارند، عملکرد مطلوبی از خود نشان نمی‌دهند. حذف رکوردهایی با مقادیر گم‌شده یکی از راه‌حل‌های ممکن برای مدیریت داده‌های گم‌شده است. این کار باعث می‌شود معادلات آماری در مجموعه داده‌هایی با نمونه‌های زیاد حفظ شوند. به عبارت دیگر، حذف چند رکورد از مجموعه داده‌ها، به طور عمومی در این معادلات خللی وارد نمی‌کند. راه‌حل دیگر، حذف ویژگی‌هایی با مقادیر گم‌شده است، اما این روش در مسئله مورد بحث در این مقاله چندان منطقی نیست؛ زیرا ممکن است، ویژگی‌های تأثیرگذار در عمل رده‌بندی نیز حذف شوند. جایگزینی مقادیر گم‌شده با مقادیری مانند میانگین^۱ یا میانگین^۲ مقادیر سایر رکوردها نیز امری متداول است. به عنوان مثال، می‌توان مقادیر گم‌شده برای ویژگی "سن" را، از طریق محاسبه میانگین مقادیر سن در سایر رکوردها جای‌گذاری کرد. البته این کار ممکن است موجب ایجاد داده‌های ناسازگار شود. برای مثال، مقدار ویژگی کد پستی را نمی‌توان با محاسبه میانگین مقادیر محاسبه کرد و میانگین یا میانگین آن بی‌معنا خواهد بود. همچنین می‌توان به جای مقادیر گم‌شده، یک مقدار ثابت قرار داد. این کار نیز موجب تولید داده‌های غیرواقعی خواهد شد.

برای حل مشکل یادشده، استفاده از روش‌های داده‌کاوی می‌تواند بسیار مطلوب باشد. در این پژوهش، به منظور حل مشکل مقادیر گم‌شده و جانمایی آن‌ها، از الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه K (KNN)^۳ استفاده می‌کنیم [16]، [17]. در این روش، ابتدا نزدیک‌ترین رکوردهای همسایه را به رکوردی که دارای مقادیر گم‌شده است، پیدا می‌کنیم. این کار با محاسبه فاصله اقلیدسی بین رکورد مورد نظر X^i و هر کدام از k رکورد همسایه صورت می‌گیرد.

$$d(X^i, X^j) = \left\| \frac{\sum_{l=1}^n r_l^i \cdot r_l^j \cdot \|x_l^i - x_l^j\|}{\sum_{l=1}^n r_l^i \cdot r_l^j} \right\|; \begin{cases} r_l^i = 0 & x_l^i = \emptyset \\ r_l^i = 1 & x_l^i \neq \emptyset \\ r_l^j = 0 & x_l^j = \emptyset \\ r_l^j = 1 & x_l^j \neq \emptyset \end{cases} \quad (1)$$

در رابطه بالا، X^i بیان‌گر رکوردی با مقادیر گم‌شده، X^j رکورد همسایه i ؛ r_l^i و r_l^j به ترتیب بیانگر ضرایب ویژگی‌های x_l^i و x_l^j است؛ n بیان‌گر تعداد ویژگی‌ها / فیله‌های هر رکورد است. پس از پیدا کردن نزدیک‌ترین

¹ Median

² Mean

³ K-Nearest Neighbors (KNN)

⁴ Forward feature selection

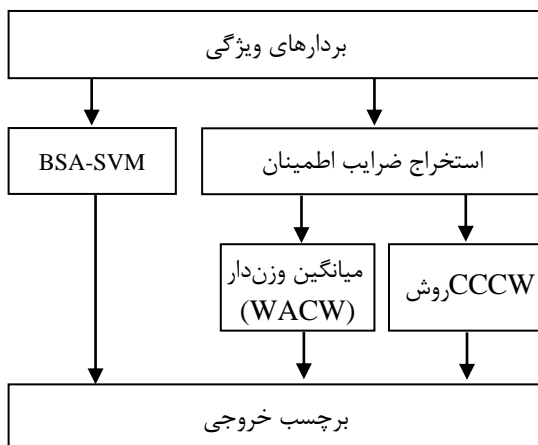
صنایع و غیره. در مرحله پیش‌پردازش، به‌جای مقادیر رشته‌ای بالا از معادل عددی آن‌ها استفاده می‌شود. در انتهای رکورد مربوط به هر فرد، یک برچسب که صحیح یا کذب بودن ادعای بیکاری فرد را نشان می‌دهد اضافه می‌شود.

جدول (۲): ویژگی‌های افراد متقاضی بیمه بیکاری

ردیف	نام ویژگی	نوع داده	واحد	پیوستگی
۱	کلید اصلی	عدد صحیح	-	گسسته
۲	سن	عدد صحیح	روز	گسسته
۳	جنسیت	بیتی	-	گسسته
۴	وضعیت تأهل	بیتی	-	گسسته
۵	تحصیلات	بیتی	-	گسسته
۶	تعداد عائله	عدد صحیح	تعداد	گسسته
۷	سابقه پرداخت بیمه	عدد صحیح	ماه	گسسته
۸	ماه‌های استحقاق	عدد صحیح	ماه	گسسته
۹	میزان پرداخت ماهانه	عدد اعشاری	ریال	پیوسته
۱۰	دلیل بیکاری	اسمی	-	گسسته

۳-۳- رده‌بندی

اغلب اطلاعات موجود در پایگاه داده‌ها توزیع‌های ناشناخته یا پیچیده‌ای دارند که به راحتی نمی‌توان این توزیع‌ها را شناسایی کرده و مورد استفاده قرار داد؛ بنابراین، برای تحلیل داده‌های موجود در پایگاه داده‌ها، استفاده از روش‌هایی که نیاز به دانستن توزیع متغیرها ندارد از اهمیت خاصی برخوردار است. در این مرحله، چند رده‌بند با داده‌های برچسب‌دار آموزش داده شده و سپس با هم ترکیب می‌شوند. شکل ۲ نمای کلی روش پیشنهادی برای رده‌بندی داده‌ها را نشان می‌دهد.



شکل (۲): شمای کلی روش پیشنهادی برای

رده‌بندی داده‌ها

Figure (2): Outline of the proposed method for data classification

کلید اصلی: این ویژگی به‌عنوان کلید هر رکورد عمل کرده و تأثیری در رده‌بندی ندارد.

سن: این ویژگی سن یک فرد را برحسب روز نشان می‌دهد. به‌عنوان مثال، فردی که ۲۸ سال و ۲ ماه و ۱۵ روز از عمر خود سپری کرده است، سن این فرد ۱۰۲۹۵ روز در نظر گرفته می‌شود.

جنسیت: این ویژگی بیان‌گر جنسیت متقاضی با مقدار "مؤنث" یا "مذکر" است. در هنگام پیش‌پردازش، مقادیر ویژگی "جنسیت" به فرم دودویی تبدیل می‌شود به‌گونه‌ای که جنسیت "مذکر" با مقدار بیتی "۱" و جنسیت "مؤنث" با مقدار بیتی "۰" جایگزین شده است.

وضعیت تأهل: این ویژگی بیتی دارای مقادیر "مجرد" و "متأهل" است. در هنگام پیش‌پردازش به ترتیب برای مجرد و متأهل، مقادیر عددی صفر و یک در نظر گرفته شده است.

تحصیلات: این ویژگی میزان تحصیلات یک فرد را نشان می‌دهد که یک داده دودویی محسوب می‌شود و دارای مقادیر ۱ (معادل باسواد) و ۰ (معادل بی‌سواد) است.

تعداد عائله: این ویژگی تعداد افراد تحت تکفل فرد بیمه‌شده را که شامل فرزندان، همسر، پدر و مادر هستند، با یک عدد صحیح نشان می‌دهد.

سابقه پرداخت بیمه: این ویژگی سابقه پرداخت حق بیمه را برحسب ماه تعیین می‌کند. برای مثال اگر فردی تاکنون سه سال و پنج ماه حق بیمه پرداخت کرده است، عدد واردشده در این ویژگی برای او ۴۱ خواهد بود $(3 \times 12 + 5)$.

مدت استحقاق: این ویژگی تعداد ماه‌هایی که سازمان تأمین اجتماعی تعهد پرداخت حق بیمه به فرد بیکار را دارد، نشان می‌دهد. مقدار این ویژگی توسط سازمان، با توجه به مقدار پرداختی و تعداد ماه‌های پرداخت بیمه توسط فرد بیمه‌شده در زمان اشتغال، تعیین می‌شود.

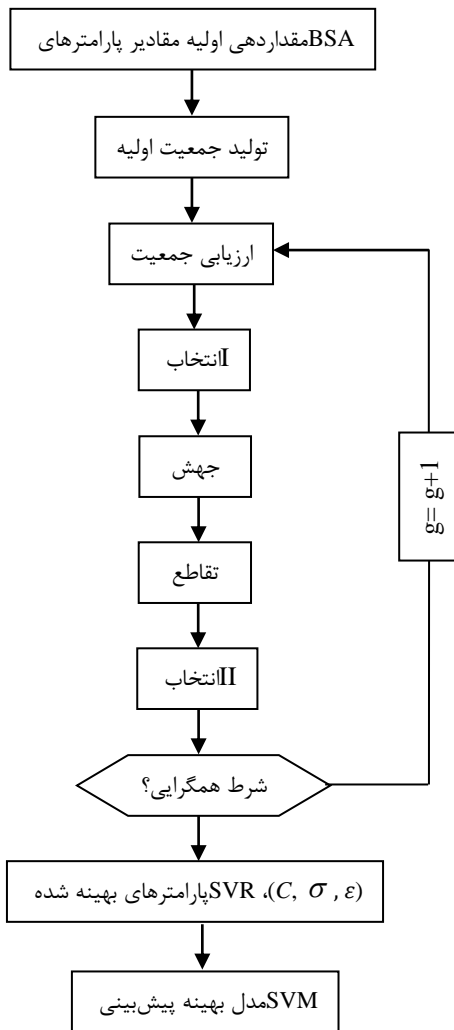
میزان پرداخت: این ویژگی میزان پرداخت حق بیمه به سازمان تأمین اجتماعی در هر ماه توسط بیمه‌شده یا کارفرمای او را نشان می‌دهد.

دلیل بیکاری: این ویژگی دلیل بیکاری فرد متقاضی را نشان می‌دهد که عبارت‌اند از: اخراج موجه، عدم نیاز، اتمام پروژه، فسخ قرارداد، عدم توانایی، تعطیلی کارگاه، حوادث غیرمترقبه، تغییر ساختار وزارت کار، جابجایی کارگاه، فصلی بودن کارگاه، اتمام قرارداد، نوسازی

مثبت است که عامل تعیین جرمه در هنگام رخ دادن خطای واسنجی مدل است. φ تابع کرنل و n تعداد نمونه‌ها است. تابع $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L(x_i, d_i)$ ریسک تجربی را نشان می‌دهد. با کمینه‌سازی تابع ریسک، مقادیر w و b به صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$\text{minimize } \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\zeta_i + \zeta_i^*) \quad (6)$$

$$\text{subject to } \begin{cases} y_i - \langle w, x_i \rangle - b \leq \varepsilon + \zeta_i \\ \langle w, x_i \rangle - b - y_i \leq \varepsilon + \zeta_i^* \\ \zeta_i, \zeta_i^* \geq 0 \end{cases}$$



شکل (۳): روندنمای روش BSA-SVM
Figure (3): Flowchart of BSA-SVM method

$\varphi(x)$ و دو مشخصه ζ_i و ζ_i^* متغیرهای کمبود هستند که حد بالا و حد پایین خطای آموزش مرتبط با مقدار خطای مجاز ε را مشخص می‌کنند. رابطه (۴) را می‌توان با معرفی ضرایب لاگرانژ و محدودیت‌های بهینه به صورت زیر حل کرد:

با توجه به اینکه هر رده‌بند دارای نقاط قوت و ضعف خاص خود بوده و میزان موفقیت رده‌بندها برای دسته‌بندی انواع مختلف داده‌ها متفاوت است، ایده ترکیب رده‌بندها از سال‌ها قبل مدنظر پژوهش‌گران قرار گرفته است. رده‌بندها می‌توانند با روش‌های ساده مانند رأی بیشینه [19] با هم ترکیب شوند. انتقادی که از این روش می‌شود این است که تأثیر رأی هر رده‌بند در نتیجه نهایی با بقیه رده‌بندها برابر است، درحالی‌که میزان کارایی آن‌ها با هم متفاوت است. برای رفع این مشکل، میانگین وزن‌دار [20] به‌عنوان روش دیگر مطرح، که در این مقاله نیز استفاده شده‌است. گزینه دیگر می‌تواند استفاده از ضرایب اطمینان رده‌بندها برای تخمین برچسب یک شیء داده‌ای باشد. ویژگی این روش این است که به‌جای استفاده از مقادیر گسسته برچسب رده‌ها از مقادیر فازی احتمال تعلق شیء داده‌ای به هر رده استفاده می‌کند. با توجه به اینکه اشیای داده‌ای به‌طور معمول با احتمال ۰.۱۰۰ عضو یک رده تخمین زده نمی‌شوند، استفاده از مقادیر اطمینان هر رده‌بند در مورد برچسب یک شیء داده‌ای، منطقی به نظر می‌رسد. این روش نیز در ادامه استفاده شده است. پژوهش‌گران از روش‌های پیچیده‌تری مانند روش دمپستر-شفر [21] یا روش بوردا کانت [19] نیز برای رده‌بندی استفاده کرده‌اند. هر یک از سه روش پیشنهادی در زیر به‌تفصیل توضیح داده شده‌اند.

۳-۱-۳ روش دسته‌بندی BSA-SVM

در روش BSA-SVM، از ترکیب الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی عقب‌گرد (BSA) [22] و الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM) استفاده شده‌است. شکل ۳ روندنمای روش پیشنهادی BSA-SVM را نشان می‌دهد. هدف الگوریتم SVM، یافتن یک ابرصفحه بهینه برای جداسازی داده‌ها است.

اگر $D = \{x_i, d_i\}_{i=1}^n$ ، که در آن x_i رکورد ورودی، d_i برچسب داده x_i و n تعداد رکوردها باشد، تابع تقریب SVM به صورت زیر تعریف شده‌است:

$$f(x) = w \varphi(x) + b \quad (4)$$

$$R_{SVM}(C) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L(x_i, d_i) \quad (5)$$

فضای ویژگی چندبعدی برای نگاشت بردار x_i ، w بردار نرمال سازی و b مقدار ثابت است. C عددی صحیح و

می‌شوند. شرط خاتمه، تعداد دفعات محاسبه تابع هدف است که در اینجا برابر با هزار در نظر گرفته شده‌است.

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x, x_i) + b \quad (7)$$

نشان دهنده تابع کرنل است. در روش پیشنهادهی، از تابع شعاعی پایه^۱ (RBF) به عنوان تابع کرنل^۲ استفاده شده‌است. دلیل استفاده از تابع کرنل RBF، کارایی و دقت بالای آن نسبت به سایر توابع کرنل است. تابع کرنل RBF به صورت زیر تعریف شده‌است:

$$K(x, x_i) = \exp(-\|x_i - x\| / 2\sigma^2) \quad (8)$$

کارایی الگوریتم SVM با تابع کرنل RBF، به تعیین دقیق پارامترهای آن، یعنی C ، σ و ϵ بستگی دارد. برای تعیین مقادیر بهینه این پارامترها، از الگوریتم بهینه‌سازی BSA استفاده کرده‌ایم. این الگوریتم تأثیر مثبتی بر روی آموزش SVM دارد و دقت دسته‌بندی را افزایش می‌دهد. جزئیات روش BSA-SVM به صورت زیر است:

تولید جمعیت اولیه

هر عضو جمعیت شامل مقادیر نامزد برای پارامترهای C ، σ و ϵ است. این مقادیر، اعداد اعشاری هستند که به صورت تصادفی تولید می‌شوند.

محاسبه تابع شایستگی

شایستگی هر عضو از جمعیت با استفاده از معیار خطای میانگین مربعات (MSE) حاصل از روش اعتبارسنجی متقابل k -fold با مقدار $k=5$ سنجیده می‌شود. تابع هدف به صورت زیر تعریف شده‌است:

$$f(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{X}_i - X_i)^2 \quad (9)$$

X_i نشان‌دهنده مقدار داده مشاهده‌شده، و \hat{X}_i نشان‌دهنده مقدار پیش‌بینی شده به وسیله الگوریتم SVM بوده و n بیان‌گر تعداد داده‌ها در مجموعه داده آموزشی است. بدیهی است که اعضای جمعیت با مقدار کوچک‌تر MSE، دارای میزان شایستگی بیشتری هستند.

عمل‌گرهای الگوریتم BSA

تا زمانی که شرایط خاتمه الگوریتم ارضا نشده باشد، چهار عمل‌گر انتخاب-I، جهش، تقاطع و انتخاب-II به صورت تکراری برای به‌هنگام‌سازی اعضای جمعیت اعمال

۳-۳-۲- روش ترکیب رده‌بندها با ضرایب اطمینان (CCCW)

این روش دارای دو مرحله است: (۱) استخراج ضرایب اطمینان هر رده‌بند و (۲) ترکیب رده‌بندها با این ضرایب. در مرحله اول، پنج رده‌بند مختلف به صورت جداگانه یک رکورد (شیء داده‌ای) را رده‌بندی می‌کنند. این رده‌بندها عبارتند از جنگل تصادفی، درخت تصمیم، ماشین بردار پشتیبان، شبکه‌های عصبی مصنوعی (پرسترون چندلایه) و رگرسیون ترابری؛ سپس ضرایب اطمینان^۳ هر رده‌بند برای تخمین برچسب این رکورد با کمک ابزار وکا^۴ استخراج می‌شوند. در مرحله دوم، مجموعه ضرایب اطمینان به دست آمده از پنج رده‌بند به عنوان ویژگی به یک رده‌بند دیگر (SVM) داده می‌شود تا یک رده‌بندی دودویی دیگر انجام شود. در نهایت می‌توان خروجی این رده‌بند را به عنوان برچسب نهایی رکورد داده در نظر گرفت. با توجه به اینکه دو رده در مسئله فعلی وجود دارد (ادعای درست بیکاری، و ادعای دروغین بیکاری)، خروجی مرحله یک برای هر رده‌بند، دو مقدار بین صفر و یک که مجموع آن‌ها برابر یک است خواهد بود. هر کدام از این ضرایب اطمینان، میزان اطمینان یک رده‌بند را در مورد برچسب تخمینی یک رکورد نشان می‌دهد. به عنوان مثال، رده‌بند پرسترون چندلایه برای یک رکورد، مقادیر اطمینان (0.34, 0.66) را تولید کرده است. این بدین معنی است که از نظر این رده‌بند، برچسب شیء داده‌ای یادشده، به احتمال 0.66، ۱ و به احتمال 0.34، ۰ است. با توجه به استفاده از پنج رده‌بند، و دو ضریب اطمینان برای هر رده‌بند، ترکیب رده‌بندها دارای ده ویژگی (فیچر) خواهد بود. به عبارت دیگر، در مرحله دوم، یک رده‌بندی با ده ویژگی عددی با مقادیر بین صفر. یک و یک خروجی دودویی انجام می‌شود.

۳-۳-۴- روش میانگین وزن‌دار با ضرایب اطمینان (WACW)

با توجه به اینکه تأثیر هر رده‌بند بر روی کارایی است نهایی متفاوت است، روش دیگری به نام میانگین وزن‌دار نیز استفاده شده و میزان کارایی آن در بخش ۴ با روش CCCW مقایسه شده‌است. در این روش، یک وزن

³ Confidence values

⁴ Weka

¹ Radial Basis Function

² Kernel

جدول ۳ به‌عنوان ماتریس درهم‌ریختگی^۵، معیار کارایی صحت (P) به‌صورت زیر تعریف می‌شود [23]:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (11)$$

در این رابطه، مقدار TP بیانگر تعداد بیمه‌شدگانی است که مشمول بیمه بیکاری هستند و نتیجه پیش‌بینی نیز این موضوع را تأیید می‌کند. مقدار FP نیز بیان‌گر تعداد بیمه‌شدگانی است که مشمول بیکاری نیستند، ولی مدل پیش‌بینی آن‌ها را مشمول بیکاری نشان می‌دهد. معیار بازخوانی (R) به‌صورت زیر تعریف شده‌است [23]:

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (12)$$

مقدار FN بیانگر تعداد بیمه‌شدگانی است که مشمول بیمه بیکاری هستند، ولی در پیش‌بینی است، غیرمشمول شناخته شده‌اند. معیار دقت (A) نیز به‌صورت زیر تعریف شده‌است [23]:

$$A = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (13)$$

در این رابطه، TN بیانگر تعداد بیمه‌شدگانی است که مشمول بیمه بیکاری نمی‌شوند و تخمین سامانه نیز همین موضوع را نشان می‌دهد. توجه شود که معیارهای صحت و بازخوانی برای یک رده خاص محاسبه شده، ولی معیار دقت برای کل سامانه محاسبه می‌شود.

جدول (۳): فهرست نقش‌های معنایی

Table (3): Confusion matrix

رده پیش‌بینی شده			
منفی	مثبت		
TN	FP	منفی	رده واقعی
FN	TP	مثبت	

۲-۴- مجموعه داده

به‌منظور ارزیابی مناسب روش پیشنهادی، زیرمجموعه‌ای از مجموعه داده اولیه ایجاد شده‌است. مجموعه ایجاد شده شامل ۱۰۰۰۰ رکورد است که در آن ۵۰۰۰ رکورد به‌صورت تصادفی از موارد مثبت (ادعای صحیح) و ۵۰۰۰ رکورد به‌صورت تصادفی از موارد منفی (ادعای نادرست) انتخاب شده‌است. جدول ۴ مشخصات این مجموعه داده را به‌اختصار نشان می‌دهد. این مجموعه داده توازن مناسبی

برای هر رده‌بند در نظر گرفته شده و میانگین وزنی رده‌بندها بر طبق فرمول (۴) محاسبه شده‌است.

$$W = \frac{\sum_{i=1}^n w_i c_i}{\sum_{i=1}^n w_i}, \quad w_i = R_i Acc_i \quad (10)$$

در این روش نیز مانند روش CCCW، از ضرایب اطمینان (c_i) رده‌بندها برای تخمین برچسب یک شیء داده‌ای استفاده شده‌است. این برچسب با یک الگوی از پیش تعریف شده که در رابطه (۱۰) مشاهده می‌شود، تخمین زده می‌شود. خروجی این رابطه به‌ازای هر شیء داده‌ای یک‌بار برای رده صفر و یک‌بار برای رده یک محاسبه، سپس این شیء داده‌ای با شماره رده‌ای که مقدار خروجی بزرگ‌تری در این رابطه داشته‌باشد، برچسب‌گذاری می‌شود. این خروجی عددی بین صفر و یک بوده و به معنی میزان اطمینان سامانه رده‌بندی در مورد برچسب شیء داده‌ای ورودی است. مقادیر w_i وزن‌های رده‌بندهای مختلف هستند. در این وزن‌ها، Acc_i دقت رده‌بند i در رده‌بندی داده‌های اعتبارسنجی^۱ با روش 5-fold cross validation بوده و مقدار R_i رتبه این رده‌بند بین بقیه رده‌بندها با توجه به میزان موفقیت آن برای تخمین برچسب داده‌ها است. این رتبه‌ها به‌صورت زیر در رابطه (۱۰) استفاده شده‌است:

$$R (SVM, RF, MP, LR, DT) = (5, 4, 3, 2, 1)$$

این ضرایب نشان‌دهنده میزان موفقیت هر رده‌بند با توجه به معیار دقت در تخمین برچسب صحیح یک شیء داده‌ای به‌تنهایی است. رده‌بند ماشین بردار پشتیبان با ضریب ۵، بیشترین و درخت تصمیم با ضریب ۱، کمترین موفقیت را در بین رده‌بندهای دیگر کسب کرده‌اند. بدیهی است که تأثیر رأی رده‌بند کارا تر باید بیشتر از بقیه رده‌بندها باشد. این تأثیر هم به‌وسیله رتبه رده‌بند (R_i) و هم به‌وسیله دقت آن (Acc_i) روی رأی نهایی سامانه پیشنهادی اعمال می‌شود.

۴- ارزیابی روش پیشنهادی

۴-۱- معیارهای کارایی

کارایی روش پیشنهادی با استفاده از سه معیار صحت^۲، بازخوانی^۳ و دقت^۴ ارزیابی شده‌است. با در نظر داشتن

¹ Validation data

² Precision

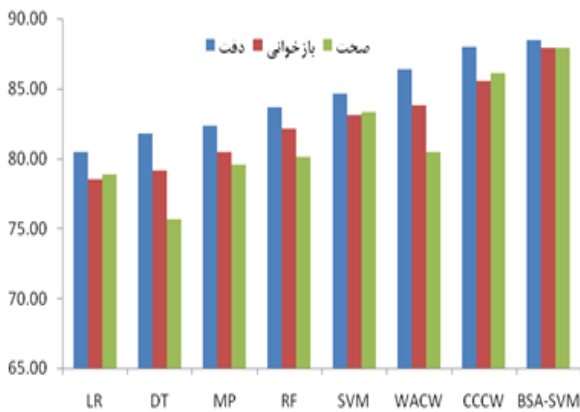
³ Recall

⁴ Accuracy



شبهه‌های عصبی (MP)	۰/۸۲.۳۲	۰/۸۰.۴۴	۰/۷۹.۵۲
جنگل تصادفی (RF)	۰/۸۳.۶۵	۰/۸۳.۱۲	۰/۸۰.۰۹
ماشین بردار پشتیبان (SVM)	۰/۸۴.۶۲	۰/۸۳.۰۹	۰/۸۳.۲۹
روش میانگین وزن‌دار (WACW)	۰/۸۶.۳۹	۰/۸۳.۷۷	۰/۸۵.۷۱
روش ترکیب رده‌بندها با ضرایب اطمینان (CCCW)	۰/۸۸.۰۱	۰/۸۵.۵۵	۰/۸۶.۱۱
روش BSA-SVM	۰/۸۸.۴۴	۰/۸۷.۹۳	۰/۸۷.۹۳

همچنین به‌جهت وضوح بیشتر، مقایسه کارایی روش‌های ارائه‌شده از نظر معیارهای دقت، بازخوانی و صحت در شکل ۴ به تصویر کشیده شده‌است. بدیهی است که هر کدام از ویژگی‌ها تأثیر متفاوتی بر روی رده‌بندی داده‌ها دارند. به‌منظور تعیین میزان تأثیر هر ویژگی بر روی کارایی رده‌بندی، روش رده‌بندی BSA-SVM بر مبنای هر یک از ویژگی‌ها بررسی شده و تأثیر هر ویژگی بر حسب معیار دقت در جدول ۶ نشان داده شده‌است.



شکل (۴): مقایسه کارایی روش‌های رده‌بندی

Figure (4): Comparing the performance of classification methods

جدول (۶): تأثیر هر ویژگی بر رده‌بندی داده‌ها با روش

BSA-SVM

Table (6): The effect of each feature on data classification with BSA-SVM

شماره	نام ویژگی	دقت به‌دست‌آمده
۱	سن	۰/۷۶.۵۴
۲	جنسیت	۰/۶۸.۲۱
۳	وضعیت تأهل	۰/۶۳.۰۹
۴	تحصیلات	۰/۷۰.۲۳
۵	تعداد عائله	۰/۶۳.۱۶
۶	سابقه پرداخت بیمه	۰/۶۹.۹۷
۷	ماه‌های استحقاق	۰/۷۲.۹۱

بین نمونه‌های مثبت و منفی برقرار می‌کند که این توازن می‌تواند اعتبار نتایج به‌دست‌آمده را افزایش دهد.

جدول (۴): مجموعه داده مورد استفاده در آزمایش‌ها

Table (4): Data set used in experiments

تعداد نمونه‌ها	تعداد ویژگی‌ها	تعداد رده‌ها	توزیع داده‌ها
۱۰۰۰۰	۹	۲	۵۰۰۰ ادعای درست و ۵۰۰۰ ادعای نادرست

۵- نتایج

جدول ۵ نتایج به‌دست‌آمده توسط روش‌های رده‌بندی را بر حسب معیارهای کارایی نشان می‌دهد. از نظر معیارهای ارزیابی مذکور، ترتیب کارایی الگوریتم‌ها به‌صورت: $BSA-SVM > CCCW > WACW > SVM > RF > MP > DT > LR$ است. نتایج گویای آن است که روش پیشنهادی BSA-SVM کارایی بیشتری را در مقایسه با سایر روش‌ها دارد. همچنین، ترکیب رده‌بندها، کارایی رده‌بندی را افزایش داده‌است. دلیل استفاده از هر کدام از رده‌بندها در مدل ترکیبی به شرح زیر است:

- رگرسیون ترابری کارایی بالا در تعمیم دقت سامانه دارد.
- ماشین بردار پشتیبان به‌دلیل قدرت بالای آن در رده‌بندی‌های دودویی استفاده شده‌است.
- جنگل تصادفی از کارایی (دقت) بیشتری نسبت به بیشتر رده‌بندهای دیگر برخوردار است.
- شبکه‌های عصبی ابزاری تحلیلی و آموزش‌پذیر هستند و به‌دلیل ماهیت پردازش موازی از سرعت و دقت مطلوبی برخوردار هستند.
- درخت تصمیم قابلیت بالایی در تفسیر نتایج داشته و همچنین قابل فهم برای انسان است.

جدول (۵): نتایج به‌دست‌آمده از روش‌های پیشنهادی بر روی مجموعه داده آزمون

Table (5): Results obtained from the proposed methods on the test dataset

روش رده‌بندی	صحت	بازخوانی	دقت
درخت تصمیم (DT)	۰/۸۱.۷۶	۰/۷۶.۱۶	۰/۷۶.۶۶
رگرسیون (LR)	۰/۸۰.۴۳	۰/۷۸.۵۴	۰/۷۸.۸۶

۸	میزان پرداخت ماهانه	۰/۷۳.۸۵
۹	دلیل بیکاری	۰/۷۶.۶۹
۱۰	قطع مقرری	۰/۷۱.۰۵

همان‌گونه که در جدول ۶ آمده است، ویژگی‌های شماره ۱ و ۹ (سن و دلیل بیکاری)، در مقایسه با سایر ویژگی‌ها، بیشترین تأثیر را بر روی عمل رده‌بندی دارند. این نتیجه می‌تواند به این دلیل باشد که افرادی که سن بالاتری دارند، معمولاً کمتر از بقیه ادعای دروغ مبنی بر بیکاری به سازمان تأمین اجتماعی ارائه می‌دهند. از طرف دیگر، کسانی که به دلایل خارج از اختیار خود مانند تعطیل شدن محل کار خود بیکار شده‌اند، نسبت به بقیه افراد که به دلایل دیگری بیکار شده‌اند، راست‌گوتر هستند. برای ارائه دقیق‌تر نتایج و بررسی بیشتر آن‌ها، ماتریس درهم‌ریختگی رده‌بندی داده‌ها با روش BSA-SVM به همراه مقادیر صحت و بازخوانی هر رده به‌طور جداگانه در جدول‌های ۷ و ۸ ارائه شده است. همان‌طور که در این جداول مشاهده می‌شود، کارایی سامانه در تشخیص افراد مشمول بیمه بیکاری نسبت به افراد غیر مشمول بیمه بیکاری، مقداری بیشتر است. این پدیده می‌تواند به دلیل کیفیت و وضوح بالاتر داده‌های مربوط به افراد مشمول بیمه بیکاری در مرحله آموزش رده‌بندها باشد.

روش اول، یک مدل ترکیبی خبره فازی برای رتبه‌بندی اعتباری مشتریان مؤسسه مالی و اعتباری قوامین است که هدف آن بررسی اعطای تسهیلات اعتباری متناسب با هر درجه از ریسک اعتباری مشتریان است [24]. این روش مبتنی بر رویکرد ترکیبی انتخاب ویژگی، الگوریتم ژنتیک و سیستم خبره فازی است. در این روش، از الگوریتم ژنتیک برای انتخاب ویژگی‌های رتبه‌بندی اعتباری استفاده شده است. ویژگی‌های منتخب، ورودی‌های سامانه خبره فازی در نظر گرفته شده و در ساخت قوانین رتبه‌بندی اعتباری مورد استفاده قرار گرفت. روش دوم بر اساس یک مدل ترکیبی از الگوریتم بهینه‌سازی رقابت استعماری و شبکه عصبی برای افزایش دقت دسته‌بندی در ارزیابی و سنجش ریسک اعتباری مشتریان بانکی ارائه شده است [25]. ما این دو روش را بر روی مسئله اعتبارسنجی بیمه بیکاری اعمال کرده و با روش پیشنهادی مقایسه کردیم.

همان‌گونه که در جدول شماره ۹ نشان داده شده است، روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌های ارائه شده به کارایی بالاتری دست یافته است. این موضوع نشان می‌دهد که ترکیب دسته‌بندها به صورت لایه‌ای، کارایی دسته‌بندی را افزایش داده است.

جدول (۹): مقایسه کارایی روش پیشنهادی با روش‌های

ترکیبی رده‌بندی

Table (9): Comparison of the performane of the proposed method with the combined classification methods

دقت	بازخوانی	صحت	روش رده‌بندی
۰/۷۹	۰/۸۱	۰/۸۳	روش ترکیبی خبره فازی [24]
۰/۸۰	۰/۸۳	۰/۸۱	روش ترکیبی الگوریتم رقابت استعماری و شبکه‌های عصبی [25]
۰/۸۷	۰/۸۷	۰/۸۸	روش پیشنهادی (BSA-SVM)

جدول شماره ۱۰، زمان اجرای الگوریتم‌ها را بر حسب ثانیه نشان می‌دهد. همان‌گونه که در این جدول نشان داده شده است، روش ترکیبی پیشنهادی، از زمان اجرای بیشتری در مقایسه با مؤلفه‌های خود یعنی رگرسیون ترابری، درخت تصمیم، شبکه‌های عصبی، جنگل تصادفی و بیز ساده برخوردار است که این مورد به دلیل سربار ناشی از ترکیب رده‌بندها امری بدیهی است. در مقابل، کارایی رده‌بندی ترکیبی از کارایی رده‌بندی کننده‌های منفرد بیشتر است. همچنین روش پیشنهادی با

جدول (۷): ماتریس درهم‌ریختگی رده‌بندی داده‌ها

Table (7): Confusion matrix for classification of data

غیر مشمول بیمه بیکاری (واقعی)	مشمول بیمه بیکاری (واقعی)	
۳۱۲	۴۱۰۵	مشمول بیمه بیکاری (پیش‌بینی شده)
۴۶۸۸	۸۹۵	غیرمشمول بیمه بیکاری (پیش‌بینی شده)

جدول (۸): مقادیر معیارهای دقت و بازخوانی برای رده‌ها

Table (8): Precision and readability metrics values for classes

بازخوانی	صحت	رده
۰/۸۲.۱۰	۹۲.۹۳	مشمول بیمه بیکاری
۰/۹۳.۷۶	۰/۸۳.۹۶	غیرمشمول بیمه بیکاری

جدول ۹ مقایسه‌ی نتایج روش پیشنهادی با دو روش ارائه شده توسط سایر پژوهش‌گران را نشان می‌دهد.

وجود اینکه زمان کمتری نسبت به روش‌های موجود دیگر در جدول ۱۰ برای اجرا شدن استفاده می‌کند، از کارایی بالاتری نسبت به آن‌ها برخوردار است.

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله، مسئله ادعای دریافت بیمه بیکاری توسط افراد تحت پوشش سازمان تأمین اجتماعی بررسی شده، و روشی مبتنی بر یادگیری نظارتی و ترکیب رده‌بندها ارائه شده است. نتایج آزمایش‌ها نشان می‌دهد که روش پیشنهادی از کارایی مطلوبی در مقایسه با سایر روش‌ها برخوردار است. سامانه ارائه شده در این مقاله می‌تواند به عنوان یک ابزار کمکی برای تصمیم‌گیری در سازمان تأمین اجتماعی استفاده شود. به عبارت دیگر، سازمان تأمین اجتماعی می‌تواند به جای صرف زمان و هزینه زیاد برای بررسی دقیق و کامل تمامی افراد مدعی بیکاری، تنها تعدادی کمی از افرادی را که سامانه آن‌ها را متقلب تعیین کرده است، مورد کنکاش و بررسی قرار دهد، و برای بررسی صحت ادعای افراد دیگری که راست‌گو تخمین زده شده‌اند، زمان و دقت کمتری به خرج دهد. سامانه آموزش داده شده می‌تواند پس از استخراج ویژگی‌های یک فرد جدید (به عنوان داده آزمون)، درست یا نادرست بودن ادعای بیکاری فرد را تخمین بزند. استفاده از ویژگی‌های بیشتر، از جمله سوابق کیفری افراد یا وضعیت مالی آن‌ها به عنوان کار آینده در نظر گرفته شده است.

جدول (۱۰): زمان اجرای روش‌های رده‌بندی

بر حسب ثانیه

Table (10): Execution time of classification methods in seconds

زمان اجرا (ثانیه)	روش رده‌بندی
۱/۹۳	رگرسیون (LR)
۱/۲	درخت تصمیم (DT)
۳/۲	شبکه‌های عصبی (MP)
۲/۹	جنگل تصادفی (RF)
۱/۲	ماشین بردار پشتیبان (SVM)
۸/۹	روش پیشنهادی (BSA-SVM)
۹/۴	روش ترکیبی خیره فازی [24]
۱۱/۷	روش ترکیبی الگوریتم رقابت استعماری و شبکه‌های عصبی [25]

- [1] E.W.T.Ngai, Y. Hu, Y.H.Wong, Y.Chen, and X. Sun, "The application of data mining techniques in financial fraud detection: A classification framework and an academic review of literature," *Decis. Support Syst.*, vol. 50, no. 3, pp. 559-569, 2011.
- [2] ع. حسینی و ع. رضائی، "کشف تقلب و راهکارهای مقابله با آن در سازمان‌های بیمه‌ای با استفاده از داده‌کاوی (مطالعه موردی: سازمان تأمین اجتماعی)."، "فصلنامه تأمین اجتماعی، دوره ۱۴، شماره ۱، ص ۱۱۱-۱۳۶، ۱۳۹۷.
- [2] A. Hosseini, A. Rezaei, " Fraud detection and solutions to deal with it in insurance organizations using data mining (case study: Social Security Organization) ", *Social Security Quarterly*, vol. 14, no. 1, pp. 111-136.
- [3] م. تقوی فرد، ز. جعفری، "کشف تقلب در بیمه بنده خودرو با بهره مندی از سامانه خیره فازی"، مدیریت فناوری اطلاعات، دوره ۷، شماره ۲، ص ۲۳۹-۲۵۸، ۱۳۹۴.
- [3] S. M. Taqwa Fard, z. Jafari, "Detecting Fraud in Car Insurance Using Fuzzy Expert System", *Information Technology Management*, vol. 7, no. 2, pp. 239-258, 2014.
- [4] A. Ghorbani and S. Farzai, "Fraud Detection in Automobile Insurance using a Data Mining Based Approach, " *Int. J. Mechatronics, Electr. Comput. Technol.*, vol. 8, no. 27, pp. 3764-3771, 2018, doi: IJMEC/10.225163.
- [5] م. فیروزی، م. شکوری، ل. کاظمی، س. زاهدی، "شناسایی تقلب در بیمه اتومبیل با استفاده از روش‌های داده‌کاوی"، پژوهشنامه بیمه، دوره ۲۶، شماره ۳، ص ۱۰۳-۱۲۸، ۱۳۹۰.
- [5] M. Firouzi, M. Shakuri, L. Kazemi, S. ascetic; "Identifying fraud in car insurance using data mining methods", *Insurance Research Journal*, vol. 26, no. 3, p. 103-128, 1390.
- [6] "Viaene, S. and Dedene, G., 2004. Insurance fraud: issues and challenges. Geneva Papers on Risk and Insurance and Practice, 29, pp.313-33."
- [7] ن. حاجی حیدری، س. خالء و ا. فراهی؛ "رده‌بندی میزان ریسک بیمه‌گذاران بیمه بنده خودرو با استفاده از الگوریتم‌های داده‌کاوی (مورد مطالعه: یک شرکت بیمه)"، پژوهشنامه بیمه، دوره ۲۶، شماره ۴، ص ۱۰۷-۱۲۹، ۱۳۹۰.
- [7] N. Haji Heydari, S. Khalaha and A. Farahi; "Classification of the risk level of car insurance policyholders using data mining algorithms (case study: an insurance company), " *Insurance Research Journal*, vol. 26, no. 4, p. 107-129, 1390.
- [8] ل. حسین‌زاده، "دسته بندی مشتریان هدف در صنعت بیمه با استفاده از داده‌کاوی"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تربیت مدرس، سال ۱۳۸۶.
- [8] L. Hosseinzadeh, "Categories of target customers in the insurance industry using data mining", master's thesis, Tarbiat Modares University, 2016.
- [9] ز. آقابگی و س. رضائی، "اعتبار سنجی مشتریان اعتباری بانک

- onthe-Lake, Canada, 2002, pp. 195–200.
- [20] L. A. Alexandre, A. C. Campilho, and M. Kamel, "Combining independent and unbiased classifiers using weighted average," in *Proceedings 15th International Conference on Pattern Recognition. ICPR-2000*, 2000, vol. 2, pp. 495–498.
- [21] R. Yager and L. Liu, *Classic Works of the Dempster-Shafer Theory of Belief Functions*, vol. 219. 2008. doi: 10.1007/978-3-540-44792-4.
- [22] P. Civicioglu, "Backtracking Search Optimization Algorithm for numerical optimization problems," *Appl. Math. Comput.*, vol. 219, no. 15, pp. 8121–8144, 2013.
- [23] D. M. W. Powers, "Evaluation: From Precision, Recall and F-Measure to ROC, Informedness, Markedness and Correlation," *J. Mach. Learn. Technol.*, vol. 2, no. 1, pp. 37–63, 2011.
- [24] م. ت. فرد، ف. س. حسینی، و م. خ. بابایی، "مدل رتبه بندی اعتباری هیبریدی با استفاده از الگوریتم‌های ژنتیک و سیستم‌های خبره فازی (مطالعه موردی: مؤسسه مالی و اعتباری قوامین)،" *مدیریت فناوری اطلاعات*, دوره ۶، شماره ۱، ص. ۳۱–۴۶، ۱۳۹۳.
- [24] M. T. Fard, F. s. Hosseini, and M. Kh. Babaei, "Hybrid Credit Rating Model Using Genetic Algorithms and Fuzzy Expert Systems (Case Study: Qavam Financial and Credit Institute)," *Information Technology Management*, vol. 6, no. 1, pp. 31–46, 2013.
- [25] م. صالحی و ع. کتولی، "انتخاب ویژگی‌های بهینه به منظور تعیین ریسک اعتباری مشتریان بانکی،" *فصلنامه مطالعات مدیریت کسب و کار هوشمند*, دوره ۶، شماره ۲، ص. ۱۲۹–۱۵۴، ۱۳۹۶.
- [25] M. Salehi and A. Katoli, "Choosing the optimal features in order to determine the credit risk of bank customers," *Smart Business Management Studies Quarterly*, vol. 6, no. 2, pp. 129–154, 2016.



رحیم دهخوارقانی در سال ۸۵،

مدرک کارشناسی خود را در رشته

مهندسی رایانه شاخه نرم‌افزار از دانشگاه

پیام‌نور و در سال ۸۷ مدرک

کارشناسی ارشد خود را از دانشگاه شهید بهشتی در شاخه نرم‌افزار رشته مهندسی رایانه دریافت کرده است و از سال ۹۰ تا ۹۴ دوره دکترا را در دانشگاه سابانجی استانبول (ترکیه) در شاخه هوش مصنوعی گذراند. از نقاط برجسته کارنامه ایشان، کسب مقام نخست جهانی در مسابقات SUMO Prize 2007 به دلیل ساخت بهترین آنتولوژی دامنه برای آنتولوژی SUMO توسط تیم دانشگاه شهید بهشتی است. ایشان از سال ۱۴۰۰ شمس عضو

ملی بر اساس تکنیک‌های داده‌کاوی (رگرسیون لجستیک) "

اولین کنفرانس داده‌کاوی ایران، ۱۳۸۶.

[9] J. Aghabeigi and S. Rezaei, "Validation of credit customers of Melli Bank based on data mining techniques (logistic regression) ", 2016.

[10] ر. تهرانی و م. ف. شمس، "طراحی و تبیین مدل ریسک

اعتباری در نظام بانکی کشور،" *مجله علوم اجتماعی و انسانی*

دانشگاه شیراز، دوره ۴۳، ص. ۴۵–۶۰، ۱۳۸۴.

[10] R. Tehrani and M. F. Shams, "Designing and explaining the credit risk model in the country's banking system," *Journal of Social Sciences and Humanities of Shiraz University*

[11] م. محمدخان، م. اسماعیلی و م. یاراحمدی، "طراحی مدل

ارزیابی ریسک اعتباری مشتریان بانک با استفاده از مدل

رگرسیون لجستیک" *ششمین کنفرانس بین المللی مهندسی*

صنایع، ۱۳۸۷.

[11] M. Mohammad Khan, M. Ismaili, and M. Yarahamdi, "Designing a credit risk assessment model for bank customers using a logistic regression model," 2017.

[12] M. Galar, A. Fernández, E. Barrenechea, H. Bustince, and F. Herrera, "An overview of ensemble methods for binary classifiers in multi-class problems: Experimental study on one-vs-one and one-vs-all schemes," *Pattern Recognit.*, vol. 44, no. 8, pp. 1761–1776, 2011.

[13] Z.-G. Liu, Q. Pan, J. Dezert, and A. Martin, "Combination of classifiers with optimal weight based on evidential reasoning," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 26, no. 3, pp. 1217–1230, 2017.

[14] M. A. Duval-Poo, J. Sosa-Garcia, A. Guerra-Gandón, S. Vega-Pons, and J. Ruiz-Shulcloper, "A new classifier combination scheme using clustering ensemble," in *Iberoamerican Congress on Pattern Recognition*, 2012, pp. 154–161.

[15] B. Krawczyk and M. Woźniak, "Untrained weighted classifier combination with embedded ensemble pruning," *Neurocomputing*, vol. 196, pp. 14–22, 2016.

[16] R. Pan, T. Yang, J. Cao, K. Lu, and Z. Zhang, "Missing data imputation by K nearest neighbours based on grey relational structure and mutual information," *Appl. Intell.*, vol. 43, no. 3, pp. 614–632, 2015, doi: 10.1007/s10489-015-0666-x.

[17] D. E. N. Frossard, I. O. Nunes, and R. A. Krohling, "An approach to dealing with missing values in heterogeneous data using k-nearest neighbors," *arXiv Prepr. arXiv1608.04037*, 2016, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1608.04037>

[18] V. Kumar and S. Minz, "Feature selection: a literature review," *Smart Comput. Rev.*, vol. 4, no. 3, pp. 211–229, 2014, doi: 10.1504/ijise.2013.052279.

[19] M. V. Erp, L. G. Vuurpijl, and L. Schomaker, "An Overview and Comparison of Voting Methods for Pattern Recognition," in *Proc. of the 8th International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition (IWFHR-8), Niagara-*

هیئت علمی دانشگاه ایشیک استانبول (ترکیه) در گروه مهندسی رایانه است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

rahim.dehkharghani@isikun.edu.tr



حجت امامی در رشته مهندسی

کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی

فارغ التحصیل شده است. وی دانشیار

گروه مهندسی کامپیوتر دانشگاه بناب

است. زمینه‌های پژوهشی وی شامل داده‌کاوی، یادگیری ماشین، سامانه‌های چند عاملی، الگوریتم‌های اکتشافی و فرااکتشافی، هوش جمعی و کاربردهای آن است. هم‌اکنون او در زمینه استفاده از یادگیری ماشین در حوزه مدیریت ترافیک هوایی، تشخیص بیماری در حوزه پزشکی و جایابی گره‌ها در شبکه‌های نوری کار پژوهشی خود را ادامه می‌دهد.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

emami@ubonab.ac.ir