Business Intelligence Management Studies
Vol. 11, No.42, Winter 2023; P 237-265
ims.atu.ac.ir
DOI: 10.22054/IMS.2021.49698.1669

ATU PRESS

Original Research
Received: 02-02-2020 Revised: 31-01-2021 Accepted: 09-06-2021
ISSN: 2821-0964 eISSN: 2821-0816

Study of Banking Customers Credit Scoring Indicators Using Artificial Intelligence and Delphi Method

Salimeh Ghanbari — Instructor of Entrepreneurship, Faculty of Tourism and Hospitality Management, Higher Education Complex of Bam, Bam, Iran,

Hossein Nezamabadi-pour — Professor of Elec Eng(EE), Faculty of Engineering, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran.

Sayyed Abdolmajid Jalaee — Professor of Economics, Faculty of Management and Economics, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman Iran.

Abstract

With the importance of lending in the banking industry, it is very important to use the indicators affecting credit to decide on lending. The purpose of the present study is to identify and prioritize the effective features in customer accreditation using the viewpoints of bank experts in Kerman and to compare them with existing indicators in models extracted from Meta-Heuristic and Artificial Intelligence methods. The aim is to find out whether there is a match between the human views that arise from knowledge and experience and the views of artificial intelligence that look at the problem as black-box modeling. Required data were collected by questionnaire method and Quantum Binary particle swarm optimization algorithm and analyzed by Delphi. The results show that the selected indices have 80% overlap between the two methods. Due to the results of research and high accuracy of artificial intelligence techniques, it is suggested that in order to give credit to customers in banks and financial and credit institutions, to consider a higher weight for these indicators.

Keywords: Credit Scoring, Delphi, Meta-Heuristic Algorithm, Pattern Recognition, Feature Selection.

Corresponding Author: s.ghanbari@bam.ac.ir

How to Cite: Ghanbari, S., Nezamabadi-pour, H., Jalaee, SA. (2023). Study of Banking Customers Credit Scoring Indicators Using Artificial Intelligence and Delphi Method, *Journal of Business Intelligence Management Studies*, 11(42), 237-265.

مقاله پژوهشی تاریخ ارسال: ۱۳۹۸/۱۱/۱۳ تاریخ بازنگری: ۱۳۹۹/۱۱/۱۲ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۳/۱۹
ISSN: 2821-0964 eISSN: 2821-0816

مطالعات مدیریت کسب و کار هوشمند
سال یازدهم، شماره ۴۲، زمستان ۱۴۰۱، ص ۲۳۷ تا ۲۶۵
ims.atu.ac.ir
DOI: 10.22054/IMS.2021.49698.1669

بررسی شاخص‌های اعتبارسنجی مشتریان بانکی با استفاده از روش هوش مصنوعی و دلفی

سلیمه قنبری * مربی، گروه گردشگری و هتلداری، مجتمع آموزش عالی بم، بم، ایران

حسین نظام آبادی‌پور استاد، گروه مهندسی برق، دانشگاه شهید باهنر، کرمان، ایران

سید عبدالمجید جلایی استاد، گروه اقتصاد، دانشگاه شهید باهنر، کرمان، ایران

چکیده

با توجه به اهمیت اعطای اعتبار در نظام بانکی، استفاده از عوامل مؤثر بر اعتبارسنجی جهت تصمیم‌گیری در اعتباردهی، بسیار مهم است. با توجه به این مهم، تحقیق حاضر به شناسایی و اولویت‌بندی ویژگی‌های تأثیرگذار در اعتبارسنجی مشتریان با استفاده از دیدگاه متخصصان و کارشناسان بانکی شهر کرمان و تطابق آن با شاخص‌های موجود در مدل‌های استخراج‌شده از روش هوش مصنوعی پرداخته است. هدف این است که آیا بین نظرات انسانی که ناشی از دانش و تجربه است و نظرات هوش مصنوعی که به مسئله به‌صورت مدل‌سازی جعبه سیاه نگاه می‌کنند، تطابق وجود دارد یا خیر. داده‌های موردنیاز به روش پرسشنامه و الگوریتم باینری کوانتومی جمعیت ذرات، جمع‌آوری‌شده و به ترتیب به روش دلفی و فرا ابتکاری موردبررسی قرارگرفته‌اند. نتایج حاکی از آن است که شاخص‌های منتخب دو روش ۸۰ درصد همپوشانی داشته‌اند. با توجه به نتایج تحقیق و دقت بالای تکنیک‌های هوش مصنوعی، پیشنهاد می‌شود جهت اعطای اعتبار به مشتریان در بانک‌ها و مؤسسات مالی و اعتباری، وزن بالاتری برای شاخص‌های مذکور لحاظ شود.

کلیدواژه‌ها: اعتبارسنجی، دلفی، الگوریتم فرا ابتکاری، بازشناسی الگو، انتخاب ویژگی.

این مقاله برگرفته از یک تحقیق آزاد می‌باشد.

* نویسنده مسئول : s.ghanbari@bam.ac.ir

مقدمه

با توجه به نقش اساسی بانک‌ها در واگذاری تسهیلات به اشخاص حقیقی و حقوقی، ریسک‌های متعددی چون ریسک اعتباری، پیش روی آن‌ها قرار دارد (تقوی فرد و نادعلی، ۱۳۹۱؛ جلیلی و همکاران، ۱۳۸۹). ریسک اعتباری، درواقع ریسکی است که وام‌گیرنده به علت نداشتن توان یا تمایل، پرداخت وام را با تأخیر انجام می‌دهد یا هیچ‌گونه پرداختی انجام نمی‌دهد و به تعهدات خود در مقابل وام‌دهنده در سررسید وام، عمل نمی‌کند (Chen et al., 2012). درنتیجه باعث متضرر شدن سازمان‌های پیش‌رو می‌شود؛ بنابراین ارزیابی توان بازپرداخت مشتری قبل از اعطای تسهیلات، یکی از مهم‌ترین عوامل در سیستم بانکی کشور است (جلیلی و همکاران، ۱۳۸۹).

ازاین‌رو، بانک برای ادامه فعالیت و جلوگیری از شکست‌های مالی نیازمند یک سیستم مدیریت ریسک کامل و جامع است (Singh et al., 2013). اعتبارسنجی یک روش مهم مدیریت ریسک است که نه‌تنها ریسک متقاضیان را به‌طور دقیق اندازه‌گیری می‌کند، بلکه بازده و راندمان کنترل ریسک را تا حد زیادی بهبود می‌بخشد (Zhang et al., 2018). ابزار مؤثر و کارآمد برای بانک‌ها در این خصوص، سیستم رتبه‌بندی و امتیازدهی اعتباری است که جهت اخذ تصمیمات مناسب برای اعطای وام، کمک کرده و از این طریق می‌تواند اعتبارسنجی را انجام دهد (Xiao et al., 2016). اعتبارسنجی، مجموعه‌ای از مدل‌های تصمیم‌گیری و تکنیک‌های اساسی آن می‌باشد که به وام‌دهندگان، جهت اتخاذ تصمیمات مناسب در اعطای اعتبار یاری می‌رساند (Fernandes & Artes, 2016).

امتیازدهی اعتباری پایه و اساس تصمیم‌گیری‌های اعطای اعتبار در مؤسسات مالی می‌باشد. یک مدل اعتبارسنجی کارا و خوب می‌تواند باعث جلوگیری از صرف هزینه‌های گزاف برای موسسه شود (Goh & Lee, 2019). مدل‌های مختلفی همچون رگرسیون لجستیک، پروبیت، تحلیل ممیزی، شبکه‌های عصبی برای امتیازدهی اعتباری ارائه‌شده است، اما توسعه مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی و مدل‌های ابتکاری، توجه بسیاری از

محققان را به دلیل نتایج شگفت‌انگیز آن در حل مسائل مختلف، به خود جلب کرده است (Chen & Huang, 2003; Mohammadi & Fathi, 2016). توانایی این ابزار در بازشناسی الگوهای غیرخطی موجود بین متغیرها، باعث شهرت بسیار زیاد آن در مسیله‌های پیش‌بینی ریسک اعتباری در مقایسه با روش‌های پارامتریک و ناپارامتریک شده است (Chen & Huang, 2003). در سال‌های اخیر، تکنیک‌های هوش مصنوعی عملکرد موفقیت‌آمیزی را در امتیازدهی اعتبار نشان داده‌اند و روش‌های ماشین‌بردار پشتیبان و الگوریتم‌های فرا ابتکاری در ایجاد مدل‌های اعتبارسنجی موردتوجه محققان قرارگرفته‌اند (Goh & Lee, 2019).

پیش‌ازاین نیز برای اعتبارسنجی مشتریان بانکی پژوهش‌های زیادی صورت گرفته است. بر اساس بررسی و مطالعه ادبیات اعتبارسنجی، تکنیک‌های هوش مصنوعی به کارگرفته‌شده در اعتبارسنجی ازجمله، روش خردجمعی طبقه‌بندی‌ها[1] (He et al., 2018; Xia et al., 2016)، الگوریتم ژنتیک (Jadhav et al., 2018)، ماشین بردار پشتیبان[2] (Zhang et al., 2018; Şen et al., 2020; Jadhav et al., 2018)، شبکه‌های عصبی مصنوعی (Huang et al., 2018; Cao et al., 2018; Xia et al., 2018; Yu et al., 2018)، انجام‌شده است.

علیرغم تحقیقات متعدد درزمینهٔ اعتبارسنجی مشتریان حقیقی، یکی از کاستی‌هایی که وجود دارد، کمی بودن تحقیقات است؛ درحالی‌که افراد خبره توانایی زیادی در تحلیل و انتخاب ویژگی‌های مناسب جهت اعتبارسنجی مشتریان بانکی دارند؛ بنابراین هدف این مطالعه، یافتن شاخص‌هایی جامع جهت اعتبارسنجی مشتریان و درنتیجه مدیریت ریسک اعتبار در نظام بانکی کشور است که متناسب با بانک‌های داخلی بومی‌سازی شده باشند. با استفاده از چنین مکانیزمی، منابع بانکی به سمت متقاضیانی می‌رود که صلاحیت بیشتری برای دریافت وام‌دارند.

---

1. ensemble of classifiers
2. Support Vector Machines (SVM)

جنبه نوآوری مطالعه حاضر در این است که همراه با استفاده از شاخص‌های کمی، به دنبال یافتن شاخص‌های کیفی جهت اعتبارسنجی می‌باشد. لازم به ذکر است که با توجه به بررسی‌های انجام‌شده توسط مؤلفین، تاکنون پژوهش مشابه در این زمینه انجام‌نشده است و این پژوهش اولین کار درزمینهٔ تطابق نظر خبرگان و هوش مصنوعی می‌باشد؛ بنابراین، دستاوردهای این تحقیق، به دست آوردن شاخص‌های اعتبارسنجی بانکی از نگاه خبرگان بر اساس دانش و تجربه ایشان و هوش مصنوعی که در تلاش است با استفاده از الگوهای پنهان موجود در داده‌ها، مدل‌هایی منطقی و کارا برای مدل‌سازی مسائل پیچیده و حل مشکلات بشری بیابد، به‌صورت هم‌زمان و همچنین بررسی سازگاری میان نتایج دو روش است. درواقع، هدف بررسی این نکته است که آیا بین نظرات انسانی که ناشی از دانش و تجربه است و نظرات هوش مصنوعی که به مسئله به‌صورت مدل‌سازی سیاه نگاه می‌کنند، تطابق وجود دارد یا خیر. اگر این تطابق وجود داشته باشد، هوش مصنوعی می‌تواند در مسائل مشابه مدیریتی، جایگزین مناسب و قابل‌اتکایی باشد.

لذا برای رسیدن به این هدف ازنظرسنجی خبرگان و روش هوش مصنوعی به‌صورت توأمان استفاده‌شده است. ابتدا جهت استخراج نظر خبرگان از روش دلفی استفاده می‌شود و سپس ویژگی‌های متعددی که برای اعتبارسنجی وجود دارد با استفاده از تکنیک‌های طبقه‌بندی و بهینه‌سازی ابتکاری و فرا ابتکاری انتخاب می‌شوند و در ادامه مقایسه تطبیقی بین آن‌ها انجام می‌شود تا مشخص شود که آیا روش‌های کیفی و هوش مصنوعی یکدیگر را تأیید و نتایج یکسان دارند یا اینکه نتایج آن‌ها از هم متفاوت است.

مبانی نظری

ارزیابی ریسک اعتباری، موضوع اساسی در مدیریت ریسک مؤسسات مالی است (Goh et al., 2020)؛ بنابراین اعتبارسنجی یک روش بالقوه پیش‌بینی ریسک اعتباری (هاشمی تیله‌نویی و حسین‌زاده، ۱۳۹۹) و عاملی قابل‌توجه در صنعت مالی است (He et al., 2018).

یو و همکاران[1] (۲۰۰۹) اعتبارسنجی را فرآیند شناخت مشتریان بانک تعریف کرده‌اند که اعطای اعتبار به آن‌ها بر اساس مجموعه‌ای از معیارهای از پیش تعیین‌شده می‌باشد (Koutanaei et al., 2015)) اندرسون[2] (۲۰۰۷) برای تعریف اعتبارسنجی[3] آن را به دو بخش تقسیم کرده است: «اعتبار[4]» به معنای خرید در حال حاضر و پرداخت در آینده است و «امتیازبندی[5]» که اشاره به استفاده از ابزارهای عددی برای رتبه‌بندی بر اساس کیفیت داده‌ها دارد (Sánchez & Lechuga, 2016). هریس[6] (۲۰۱۵) اعتبارسنجی را، به‌کارگیری روش‌های آماری برای تبدیل داده به قواعد تعریف کرده است که می‌تواند در تصمیم‌گیری‌های اعطای اعتبار به‌کار گرفته شود.

گرچه اعتبار دهی حدود ۴۰۰۰ سال قدمت دارد، اما مفهوم اعتبارسنجی از حدود ۷۰ سال پیش توسعه‌یافته است (Fernandes & Artes, 2016). اعتبارسنجی ابزار مهم در شناسایی مشتریان خوب و بد توسط مؤسسات مالی است (Goh et al., 2020). بانک‌ها در هنگام برخورد با وام‌های مشتری، مراقبت‌های زیادی را برای جلوگیری از تصمیمات نامناسب که می‌تواند منجر به از دست رفتن فرصت یا زیان مالی شود، به کار می‌برند. در این راستا، محققان مدل‌های پیچیده اعتبارسنجی را با استفاده روش‌های آماری و هوش مصنوعی[7] برای کمک به بانک‌ها و مؤسسات مالی برای حمایت از تصمیمات مالی خود توسعه داده‌اند (Abellán & Castellano, 2017).

در ابتدا برای اعتبارسنجی، از تکنیک‌های آماری استفاده‌شده است و مدل‌های مختلفی همچون رگرسیون لجستیک، پروبیت، تحلیل ممیزی، شبکه‌های عصبی برای امتیازدهی اعتباری ارائه‌شده است (Mohammadi & Fathi, 2016). درحالی‌که اخیراً، شماری از مطالعات انجام‌شده در اعتبارسنجی بر روی روش هوش مصنوعی متمرکزشده‌اند

1. Yu et al,
2. Anderson, R.
3. Credit Scoring
4. Credit
5. Scoring
6. Harris, T.
7. Artificial Intelligence (AI)

و این تکنیک‌ها عملکرد موفقیت‌آمیزی را در امتیازدهی اعتبار نشان داده‌اند (Goh & Lee, 2019)؛ بنابراین مؤسسات اعتباری و بانک‌ها باید با توجه به پیچیدگی فعالیت‌ها و محیط اقتصادی پیرامونشان، مدل‌های مناسب را جهت ارزیابی و امتیازدهی اعتباری مشتریان انتخاب نمایند.

پیشینه پژوهش

مطالعات نشان داده است که روش هوش مصنوعی، سبب بهبود نتایج به‌دست‌آمده در مقایسه با نتایج حاصل از روش‌های آماری کلاسیک شده (Abellán & Castellano, 2017) و عملکرد موفقیت‌آمیزی را در اعتبارسنجی نشان داده است (Goh & Lee, 2019). روش‌های هوش مصنوعی به کارگرفته‌شده در اعتبارسنجی، شامل روش خردجمعی طبقه‌بندی‌ها، ماشین بردار پشتیبان[1]، شبکه‌های عصبی مصنوعی و روش‌های فرا ابتکاری است. روش‌های فرا ابتکاری به‌عنوان ساختارهای جایگزین در مدل‌های اعتبارسنجی پیشرفته به کار می‌روند (Goh & Lee, 2019; Şen et al., 2020). به‌علاوه، مدل‌های اعتبارسنجی هیبریدی به‌وسیله محققان به کار گرفته‌شده‌اند و یافته‌های آن‌ها نشان داد که این رویکردها می‌توانند عملکرد بهتری نسبت به روش‌های آماری داشته باشند (هاشمی تیله‌نویی و حسین‌زاده، ۱۳۹۹). در جدول ۱ خلاصه‌ای از مدل‌های موجود در حوزه اعتبارسنجی، با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی ارائه‌شده است.

جدول ۱. مطالعات انجام‌شده درزمینهٔ اعتبارسنجی با استفاده از روش هوش مصنوعی

مدل امتیازدهی	مطالعات داخلی	مطالعات خارجی
Artificial Neural Network	Ghodsi Pour et al., 2012 Rajab Zadeh et al., 2010	Yu et al., 2018؛ Huang et al., 2018؛ Cao et al., 2018؛ Xia et al., 2018؛ Abdou et al., 2008؛ Lee & Chen, 2005؛ Chuang & Lin, 2009؛ Yu et al., 2008؛ Zhao et al., 2015؛ West, 2000

1. Support Vector Machines (SVM)

مدل امتیازدهی	مطالعات داخلی	مطالعات خارجی
Genetic Algorithm	-	Jadhav et al., 2018؛ Huang et al., 2007؛ Chen and Huang, 2003
Support Vector Machine	Raei Pour & Fallah Pour, 2009	Zhang et al., 2018؛ Şen et al., 2020؛ Jadhav et al., 2018؛ Bellotti & Crook, 2009؛ Huang et al., 2007؛ Yu et al., 2010؛ Tomczak & Zieba, 2015؛ Harris, 2015؛ Chen et al., 2012؛ Chen et al., 2009؛ Schebesch & Stecking, 2005
درخت تصمیم فازی (داده‌کاوی)	Taghavai Fard & Nadali, 2012	-
خرد جمعی طبقه‌بندی‌ها[1]	-	He et al., 2018؛ Ala'raj & Abbod, 2016؛ Xiao et al., 2016؛ Siami & Hajimohammadi, 2013؛ Marqués et al., 2012؛ Hung & Chen, 2009؛ Nanni & Lumini, 2009

هاشمی تیله‌نویی و حسین‌زاده (۱۳۹۹) به آزمون مدل هیبریدی در فرآیند اعتبارسنجی بانک‌های کشور پرداخته‌اند و نتایج تحقیق آن‌ها نشان داد که مدل هیبریدی نسبت به مدل‌های رگرسیون لجستیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی از اعتبار بالاتری در سنجش ریسک اعتباری شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران، برخوردار است. سن و همکاران[2] (۲۰۲۰) روش اعتبارسنجی با ترکیب الگوریتم ژنتیک و ماشین بردار پشتیبان را برای افزایش دقت پیش‌بینی، ارائه کرده‌اند. نتایج تحقیق آن‌ها نشان داد این ساختار ترکیبی عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم‌هایی چون درخت تصمیم و رگرسیون لجستیک دارد.

الدا و همکاران[3] (۲۰۱۸) مدل اعتبارسنجی هیبریدی را با ترکیب انتخاب ویژگی[4] و

1. ensemble of classifiers
2. Şen et al,
3. Edla et al,
4. Feature selection

چارچوب طبقه‌بندی چندلایه‌ای[1] برای بهبود عملکرد پیش‌بینی مدل‌های اعتبارسنجی ارائه داده‌اند که مدل پیشنهادی از بهینه‌سازی ذرات باینری و الگوریتم جستجوی گرانشی[2] برای انتخاب ویژگی و چارچوب طبقه‌بندی چندلایه‌ای با پنج طبقه‌بندی ناهمگن استفاده می‌کند. هی و همکاران[3] (۲۰۱۸) یک روش جدید خردجمعی طبقه‌بندی را برای اعتبارسنجی پیشنهاد داده‌اند که به‌وسیله الگوریتم بهینه‌سازی جمعیت ذرات[4] جهت بهبود نتیجه پیش‌بینی، بهینه‌سازی می‌شود.

آبلن و کاستلنو[5] (۲۰۱۷) مطالعه مقایسه‌ای در مورد روش‌های مختلف خردجمعی برای ارزیابی امتیازدهی اعتبار ارائه کرده‌اند. صالحی و کردکتولی (۱۳۹۶) برای افزایش دقت دسته‌بندی در ارزیابی و سنجش ریسک اعتباری مشتریان بانکی روش ترکیبی از الگوریتم بهینه‌سازی رقابت استعماری و شبکه عصبی ارائه نموده‌اند.

لیانگ و همکاران[6] (۲۰۱۵) از سه روش انتخاب ویژگی فیلتری به نام‌های تحلیل متمایزکننده خطی[7]، آزمون T و رگرسیون منطقی و دو روش انتخاب ویژگی پیچشی، یعنی الگوریتم وراثتی و الگوریتم بهینه‌سازی جمعیت ذرات بر روی شش مدل پیش‌بینی متفاوت برای مجموعه داده‌های اعتبارسنجی استفاده کرده‌اند. اورسکی و اورسکی[8] (۲۰۱۴) مدل ترکیبی برای امتیازدهی اعتبار با ترکیب روش انتخاب ویژگی مبتنی بر الگوریتم وراثتی با شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌منظور افزایش دقت طبقه‌بندی، پیشنهاد کرده‌اند. چی و سو[9] (۲۰۱۲) با استفاده از الگوریتم ژنتیک[10] برای انتخاب ویژگی‌های مهم برای به دست آوردن اعتبار، مدل پیش‌بینی اعتبار دوگانه را پیشنهاد کرده‌اند.

---

1. Multi-layer ensemble classifier
2. Binary particle swarm optimization and gravitational search algorithm (BPSOGSA)
3. He et al,
4. PSO
5. Abellán, J, Castellano, J. G.
6. Liang et al,
7. Linear discriminant analysis
8. Oreski, S, Oreski, G.
9. Chi, B. W, Hsu, C. C.
10. Genetic Algorithm

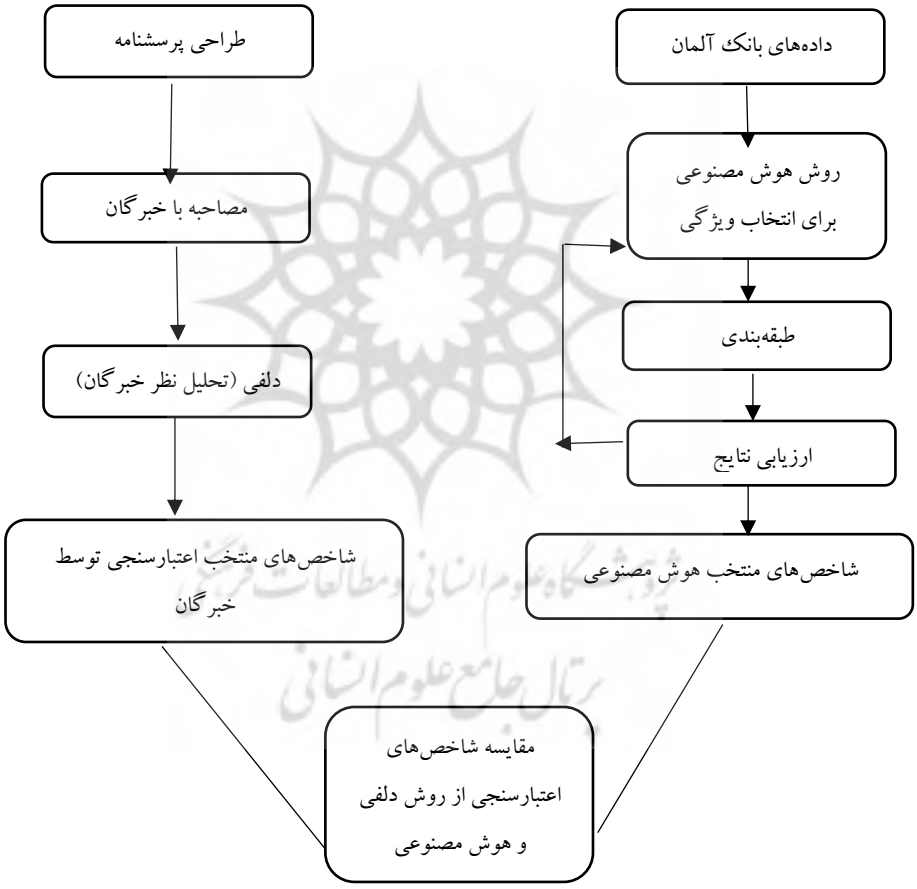
پینگ و یونگنگ[1] (۲۰۱۱) از رویکرد ترکیبی استفاده کرده‌اند که در آن از ترکیب روش انتخاب ویژگی مبتنی بر مجموعه سخت همسایه و طبقه‌بندی مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان[2] به‌منظور امتیازدهی اعتبار استفاده‌شده است. مدل‌های ترکیبی با ترکیب الگوریتم بهینه‌سازی ذرات باینری[3] و ماشین‌بردار پشتیبان[4] برای امتیاز دادن اعتبار توسط هانگ و دان[5] (۲۰۰۸) پیشنهادشده است.

در پیشینه‌های ذکرشده، تأکید بیشتر بر بهینه‌سازی روش‌ها و بالابردن دقت پیش‌بینی مدل و اثبات اثرگذاری آن‌ها است و کمتر به عوامل اثرگذاری پرداخته‌شده است که تحت شرایط بحرانی نیز، بتوانند کارایی خود را حفظ کنند و هیچ‌کدام دربرگیرنده دو روش ذکرشده به‌صورت هم‌زمان نیستند. با توجه به این توضیحات، در مقاله حاضر به ارائه شاخص‌های اعتبارسنجی بانکی از نگاه خبرگان و هوش مصنوعی به‌صورت هم‌زمان و بررسی سازگاری میان نتایج این دو روش پرداخته‌شده است. روش مورداستفاده در هوش مصنوعی با کاهش حجم داده و شناسایی زیرمجموعه ویژگی‌های بهینه به کاهش ابعاد مسئله پرداخته و افزایش دقت طبقه‌بندی را در پی داشته است. رویکرد پیشنهادشده بر روی مجموعه داده‌های واقعی بانک آلمان اعمال‌شده است. علاوه بر این، برای اولین بار در این مقاله از تطابق نظر خبرگان و هوش مصنوعی برای تعیین شاخص‌های اعتبارسنجی مشتریان بانکی استفاده‌شده است. درواقع هدف از بررسی این مسئله این است که آیا بین نظرات انسانی که ناشی از دانش و تجربه است و نظرات هوش مصنوعی که به مسئله به‌صورت مدل‌سازی سیاه نگاه می‌کنند، تطابق وجود دارد یا خیر. اگر این تطابق وجود داشته باشد، هوش مصنوعی می‌تواند در مسائل مشابه مدیریتی، جایگزین مناسب و قابل‌اتکایی باشد.

1. Ping, Y, Yongheng, L.
2. SVM
3. Binary particle swarm optimization (BPSO)
4. SVM
5. Huang, C. L, Dun, J. F.

روش[1]

در این تحقیق، سعی بر آن است با شناسایی و اولویت‌بندی ویژگی‌های تأثیرگذار در اعتبارسنجی مشتریان با استفاده از دیدگاه متخصصان و کارشناسان بانکی شهر کرمان و تطابق آن‌ها با شاخص‌های موجود در مدل‌های استخراج‌شده از هوش مصنوعی، گامی اساسی به‌منظور هدایت تحقیق درزمینهٔ ارائه شاخص‌های جامع جهت اعتبارسنجی مشتریان بانکی برداشته شود. همچنین در این رهگذر، مقایسه‌ای تطبیقی بین نتایج حاصل از روش دلفی و هوش مصنوعی انجام می‌شود.



شکل ۱. مراحل روش تحقیق

1. method

بدین منظور ابتدا جهت استخراج نظر خبرگان از روش دلفی، عوامل کلیدی و معیارهای مهم در اعتبارسنجی مشتریان شناسایی و برای اولویت‌بندی معیارها از نرم‌افزار انتخاب خبره[1] استفاده‌شده است. در گام بعدی با توجه به بالاتر بودن دقت روش‌های هوش مصنوعی نسبت به سایر روش‌های انجام‌گرفته در مطالعات (هاشمی تیله‌نویی و حسین‌زاده، ۱۳۹۹؛ Ozturk et al., 2016)، با استفاده از ابزارهای انتخاب ویژگی بر روی‌داده‌ها، ویژگی‌های مؤثر جهت اعتبارسنجی از دیدگاه هوش مصنوعی بررسی‌شده است. نتیجه این امر می‌تواند رسیدن به شاخص‌هایی بومی در جهت اعطای اعتبار به مشتریان با کمترین نرخ خطا باشد که در ادامه به معرفی آن پرداخته خواهد شد. در شکل ۱، مراحل روش تحقیق به تصویر کشیده شده است.

در اوایل دهه ۱۹۵۰ میلادی، «دالکی و هلمر[2]»، در مؤسسه راند[3]، روشی را به‌منظور بررسی نظرات خبرگان تدوین کرده‌اند (Dalkey & Helmer, 1963). هدف ازاین‌روش، دسترسی به مطمئن‌ترین توافق گروهی خبرگان، درباره موضوعی خاص است که با استفاده از پرسش‌نامه و نظرخواهی خبرگان، به‌دفعات و با توجه به بازخورد حاصل از آن‌ها صورت می‌پذیرد (Powell, 2003). این روش، بررسی کامل عقاید خبرگان است که سه ویژگی اصلی دارد: پاسخ بی‌طرفانه به سؤالات (پرسشنامه)، تکرار دفعات ارسال سؤالات (پرسشنامه)، دریافت بازخورد از آن‌ها و تجزیه‌وتحلیل آماری پاسخ به سؤالات گروهی (آذر و فرجی، ۱۳۸۱).

اعتبارسنجی به‌عنوان یک مسئله بازشناسی الگو

بازشناسی الگو[4] به موضوعاتی می‌پردازد که هدف آن طبقه‌بندی[5] یکشی[6] یا رویداد

1. Expert Choice
2. Dalkey, N, Helmer, O.
3. Rand
4 - Pattern recognition
5. Classification
6. Object

به یکی از دسته‌های[1] موجود است. این اشیا ممکن است تصویر، سیگنال، داده یا هر نوع خاص دیگری از اطلاعات باشند. به این اشیا در مبحث بازشناسی الگو، «الگو[2]» گفته می‌شود. الگو، توصیف کمی یا ساختاری یکشی یا مفهوم است که به‌صورت بردارهایی عددی بیان می‌شود. در بازشناسی الگو به این بردارها، بردارهای ویژگی گفته می‌شود. مجموعه‌ای از الگوها که دارای خصوصیات شبیه به هم هستند، یک دسته الگو[3] ایجاد می‌کنند. اگر به مسئله اعتبارسنجی توجه شود، مشخص می‌شود که یک مسئله بازشناسی الگو است. در موضوع اعتبارسنجی، هر یک از اطلاعاتی که یک حساب کاربری (فرد حقیقی یا حقوقی) را توصیف می‌کند، یک شاخص یا ویژگی محسوب می‌شود. مجموعه‌ای از شاخص‌ها، بیانگر یک حساب کاربری است که بردار ویژگی یا بردار شاخص را برای آن حساب می‌سازد. مسئله این است که بر مبنای این بردارها یک طبقه‌بندی طراحی شود که با دقت مناسب، بردار ورودی توصیف‌کننده یک حساب کاربری را به یکی از کلاس‌های معتبر یا غیرمعتبر طبقه‌بندی کند (نظام‌آبادی‌پور،۱۳۹۲).

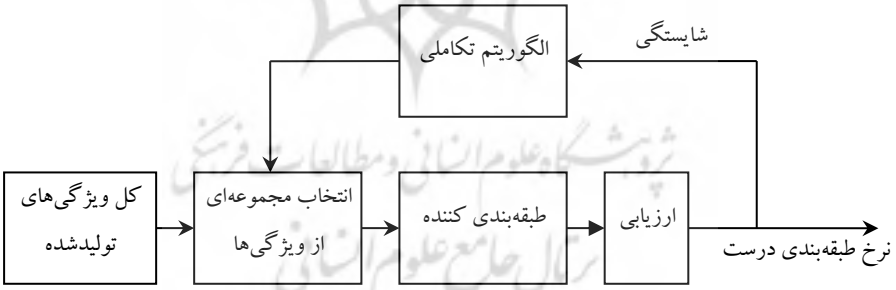
در بازشناسی الگو، الگوها به‌صورت بردارهایی از مقادیر ویژگی‌ها ارائه می‌شوند. پیدا کردن زیرمجموعه مناسبی از ویژگی‌ها از یک مجموعه بزرگ، مسئله‌ای است که در بسیاری از زمینه‌ها پیش می‌آید. ازآنجایی‌که افزایش تعداد ویژگی‌ها هزینه محاسباتی یک طبقه‌بندی را افزایش می‌دهد، طراحی و پیاده‌سازی طبقه‌بندی‌ها، با کمترین تعداد ویژگی ضروری به نظر می‌رسد (Barani et al., 2017).

تاکنون روش‌های زیادی برای استخراج و انتخاب ویژگی ارائه‌شده است. در دو دهه اخیر استفاده از الگوریتم‌های جستجوی تکاملی برای انتخاب ویژگی به‌تفصیل مطالعه و بررسی‌شده است. الگوریتم‌های تکاملی[4] به‌عنوان اصل علمی تکنیک‌های محاسبات تکاملی[5]، به گروهی از الگوریتم‌های الهام گرفته از طبیعت برای انجام تحقیقات بسیار

1. Class
2. Pattern
3. Pattern class
4. Evolutionary Algorithms (EAs)
5. Evolutionary Computing (EC)

پیچیده و بهینه‌سازی اشاره دارند. برای حل مسئله انتخاب ویژگی با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی، هر یک از کروموزوم‌های جمعیت به‌صورت یک‌رشته باینری به طول n در نظر گرفته می‌شود که n طول بردار ویژگی است؛ به‌عبارت‌دیگر، متناظر هر بعد از بردار ویژگی، یک بیت در کروموزوم در نظر گرفته می‌شود (Kashef et al., 2018).

سپس، از الگوریتم تکاملی برای یافتن بردار باینری بهینه‌ای استفاده می‌شود که بیشترین نرخ طبقه‌بندی درست به ازای آن ایجاد شود. تفسیر هر یک از کروموزوم‌های جمعیت در این حالت به این قرار است که اگر iامین بیت این بردار، یک باشد، iامین ویژگی در طبقه‌بندی شرکت کرده است و درصورتی‌که صفر باشد، ویژگی متناظر آن حذف می‌شود. سپس، با بردار ویژگی‌های موجود، نرخ طبقه‌بندی درست هر یک از راه‌حل‌ها (افراد جمعیت)، محاسبه می‌شود. این مقدار برابر با میزان شایستگی افراد در نظر گرفته می‌شود. پس‌ازآن، عملگرهای مختلف مخصوص به الگوریتم مربوطه به جمعیت اعمال‌شده و جمعیت جدید ساخته می‌شود. این فرآیند تا رسیدن شرط پایان الگوریتم ادامه می‌یابد (Dowlatshahi et al., 2018). در شکل ۲، بلوک دیاگرام انتخاب ویژگی با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی را به تصویر کشیده شده است.



مأخذ: (نظام‌آبادی‌پور،۱۳۹۲)

شکل ۲. بلوک دیاگرام روش انتخاب ویژگی با استفاده از الگوریتم تکاملی

روش گردآوری اطلاعات

روش گردآوری داده‌ها به‌صورت اسنادی و پیمایشی و ابزار مورداستفاده درروش

پیمایشی، پرسشنامه بوده است. از میان تعداد قابل‌توجه خبرگان موجود در شهر کرمان، دسترسی به ۱۵ متخصص این حوزه فراهم شد و با توجه به ناهمگن بودن جامعه آماری (Clayton, 1997)، تعداد ۹ پرسشنامه توسط نمونه آماری این پژوهش، شامل متخصصان و خبرگان شهرکرمان (اساتید دانشگاه دارای تخصص مربوط به بانکداری و بازار پول و روسای بانک‌های دولتی کرمان) تکمیل و اطلاعات جمع‌آوری و بررسی گردید.

لذا در مرحله ارائه شاخص‌ها، تعداد ۹ نفر به روش نمونه‌گیری قضاوتی غیرتصادفی و به‌صورت هدفمند به‌عنوان نمونه آماری انتخاب‌شده‌اند و با استفاده از روش دلفی دیدگاه‌های آن‌ها استخراج و مورد پالایش قرارگرفته است. قبل از توزیع پرسشنامه، روایی و پایایی آن بررسی گردید و جهت بررسی روایی ابزار اندازه‌گیری از روایی صوری و محتوا استفاده شد، بدین‌صورت که پرسشنامه‌ها در مراحل تدوین، جهت ارزیابی در اختیار خبرگانی از اساتید دانشگاه قرارگرفته و به تأیید آن‌ها رسیده است. بدین ترتیب روایی برای بررسی، مناسب اعلام شد. پایایی پرسشنامه نیز با استفاده از ضرایب آلفای کرونباخ مورد تأیید قرار گرفت. ضرایب آلفا برای متغیر اعتبار دریافتی (۰/۸۸)، سابقه کار (۰/۸۳)، وضعیت پس‌انداز (۰/۸۶)، نوع حساب در بانک (۰/۸۷)، سن (۰/۸۹)، شغل (۰/۸۳)، جنسیت (۰/۷۹)، وضعیت چک (۰/۸۸)، تعداد عایله (۰/۸۴)، هدف دریافت اعتبار (۰/۹۰)، اموال و دارایی‌ها (۰/۸۶)، بوده که بیانگر پایایی قابل‌قبول پرسشنامه است. در ادامه به‌منظور دستیابی به وزن نسبی، با استفاده از روش دلفی پرسشنامه مقایسات زوجی شکل گرفت و از متخصصان خواسته شد که به معیارها بر مبنای درجه ارجحیت نه‌گانه ساعتی مقایسات زوجی را انجام دهند.

مجموعه داده استفاده‌شده در این مطالعه، مربوط به اطلاعات اعتباری مشتریان بانک آلمان برگرفته از پایگاه داده‌های[1] UCI ارائه‌شده توسط پروفسور هافمن[2] می‌باشد. این داده‌ها دربرگیرنده اطلاعات مربوط به ۷۰۰ مشتری خوش‌حساب (با امتیاز ۲) و ۳۰۰ مشتری بدحساب (با امتیاز ۱) است. برای هر متقاضی تسهیلات بانکی، ۲۰ متغیر ورودی

1 - https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Statlog+ (German+Credit+Data)
2 - Hofmann, H.

برای توصیف سابقه اعتباری، وضعیت حساب‌های بانکی، هدف از درخواست وام، مقدار وام، وضعیت اشتغال، اطلاعات شخصی، سن و وضعیت سکونت وی در نظر گرفته‌شده است. برای الگوریتم فرا ابتکاری از روش‌های هوش جمعی که مبتنی بر محاسبات کوانتومی است، استفاده می‌شود. این روش از جدیدترین، سریع‌ترین و کارآمدترین روش‌های فرا ابتکاری در جستجو و بهینه‌سازی محسوب می‌شود.

در این مقاله از روش فرا ابتکاری الگوریتم باینری جمعیت ذرات کوانتومی[1] استفاده‌شده است. در این الگوریتم حالت هر یک از ابعاد در هر ذره مقدار صفر یا یک به خود می‌گیرد. در الگوریتم باینری جمعیت ذرات کوانتومی، ضریب اینرسی و دو ضریب شناختی شتاب c_1 و c2 می‌توانند حذف‌شده و صرفاً گیت چرخش کوانتومی اضافه شود (Jeong et al., 2010). جزییات بیشتر در خصوص این روش در مرجع جیونگ و همکاران[2] (۲۰۱۰) آمده است.

یافته‌ها

با نظرسنجی از خبرگان این حوزه و ارزیابی از سیستم بانکی در ایران، شاخص‌ها بومی‌سازی شده و موارد منتخب خبرگان در جدول ۲ نشان داده‌شده است.

جدول ۲. شاخص‌های منتخب خبرگان

شاخص	شرح
اعتبار دریافتی	میزان اعتبار دریافتی فرد تاکنون می‌تواند بیانگر وضعیت اقتصادی و توانایی پرداخت او را نشان دهد.
سابقه کار	سابقه کار با توجه به شخصیت اجتماعی فرد، می‌تواند ارزیابی مناسبی از شخص ارائه دهد.
وضعیت پس‌انداز	مقدار و زمان پس‌انداز می‌تواند رابطه فرد را با بانک و شناخت او از بانک را مشخص کند.
نوع حساب در بانک	می‌توان از نوع حساب بانکی افراد به درجه ریسک‌پذیری آن‌ها در نظام پولی پی برد.

1. QBPSO
2. Jeong et al.

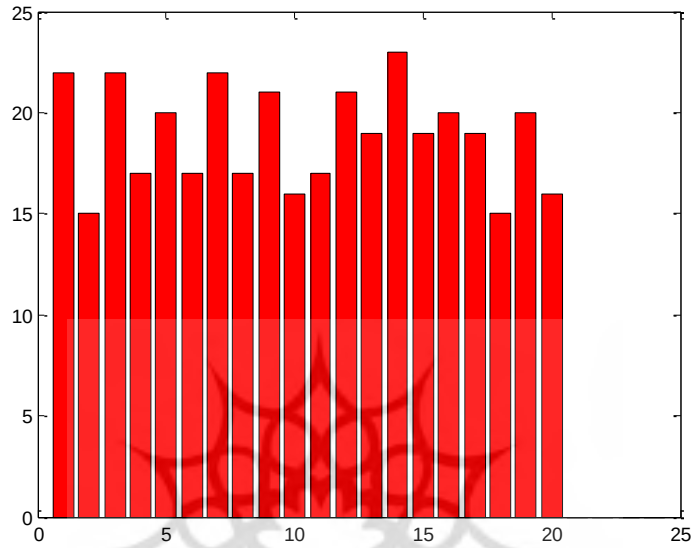
شاخص	شرح
سن	با توجه به امید به زندگی و شاخص‌های مربوط به آن دارای اهمیت برای سیستم بانکی می‌باشد.
شغل	به دلیل جایگاه اجتماعی و توانایی در پرداخت و شخصیت اجتماعی دارای اهمیت می‌باشد.
جنسیت	تفاوتی که بین زنان و مردان ازنظر درجه ریسک‌پذیری و همچنین نوع نگاه هر یک به جایگاه اجتماعی، می‌تواند در اعتبارسنجی مؤثر باشد.
وضعیت چک	تعداد دسته‌چک‌ها و چک‌های صادره و نحوه تاریخ نقد شدن چک‌ها می‌تواند درجه ریسک‌پذیری و تعهد فرد و درعین‌حال توانایی مالی او را نشان دهد.
تعداد عایله	در شرایط متفاوت اقتصادی تعداد عایله می‌تواند نوع نگاه به آینده، امید به آینده و درجه ریسک‌پذیری را مشخص کند که همه موارد می‌توانند برای اعتبارسنجی مهم باشند.
هدف دریافت اعتبار	اینکه برای چه هدفی اعتبار دریافت می‌شود، می‌تواند یکی از عوامل مؤثر بر اعتبار سنجی باشد ولی به‌طورکلی هدف هرچه باشد مهم این است که تا چه حدی می‌تواند بر هدف‌گذاری نظارت داشت.
اموال و دارایی‌ها	(یکی از موارد مسکن است). هرچند اموال و دارایی‌ها می‌تواند اعتبار فرد را برای سیستم بانکی نشان دهد ولی در ایران اطلاعات در این زمینه به‌راحتی نمی‌تواند در اختیار قرار گیرد.

مأخذ: یافته‌های تحقیق

در ادامه الگوریتم باینری جمعیت ذرات کوانتومی[1] بر روی‌داده‌های بانک آلمان[2] که شامل ۲۰ متغیر ورودی برای توصیف سابقه اعتباری، وضعیت حساب‌های بانکی، هدف از درخواست وام، مقدار وام، وضعیت اشتغال، اطلاعات شخصی، سن و وضعیت سکونت وی در نظر گرفته‌شده است، اجرا شد. این الگوریتم ۳۰ بار به‌صورت مستقل روی‌داده‌ها اجراشده و در هر بار ویژگی‌هایی که توسط الگوریتم انتخاب‌شده‌اند در یک آرشیو ذخیره می‌شوند. نظر به اینکه الگوریتم‌های فرا ابتکاری به‌صورت اتفاقی عمل می‌کنند در هر بار اجرا به یک زیرمجموعه خاص از ویژگی‌ها همگرا می‌شوند؛ بنابراین در ۳۰ بار اجرا به ۳۰ زیرمجموعه ویژگی خواهد رسید اما ازآنجاکه این الگوریتم‌ها از مکانیزم‌های هدایت‌شونده سود می‌جویند، انتظار می‌رود که ویژگی‌های برتر در دفعات بیشتری از اجراهای مستقل الگوریتم انتخاب شوند. ازاین‌رو بعد از ۳۰ بار اجرای مستقل الگوریتم،

1 - QBPSO
2 - https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Statlog+ (German+Credit+Data)

هیستوگرام ویژگی‌های موجود در آرشیو محاسبه‌شده است. این هیستوگرام در شکل ۳ ارائه‌شده است.



شکل ۳. نتیجه اعمال ۳۰ مرتبه اجرای مستقل الگوریتم باینری جمعیت ذرات کوانتومی روی‌داده‌های بانک آلمان (مأخذ: محاسبات تحقیق)

با توجه به شکل ۳ فرکانس تکرار ویژگی‌ها با یکدیگر متفاوت است. به‌منظور مقایسه روش مبتنی بر خبرگان با روش مبتنی بر هوش مصنوعی تعداد ۱۰ ویژگی که دارای بالاترین فرکانس تکرار در بین ویژگی‌ها هستند، انتخاب‌شده است. ویژگی‌ها شامل وضعیت اعتباری موجود، وضعیت چک، سابقه کار، اموال و دارایی‌های فرد، وضعیت شخصی و جنسیت، شغل، سن، برنامه‌های پرداختنی دیگر (موجودی، حساب بانکی)، سابقه اعتبار و مقدار اعتبار می‌باشند و نتایج حاصل از دو روش در جدول ۳ نشان داده‌شده است.

جدول ۳. نتایج حاصل از روش دلفی و الگوریتم باینری جمعیت ذرات کوانتومی

نتایج حاصل از روش دلفی	نتایج حاصل از الگوریتم باینری جمعیت ذرات کوانتومی
اعتبار دریافتی	وضعیت اعتباری موجود
وضعیت چک	وضعیت چک
سابقه کار	سابقه کار
اموال و دارایی‌های فرد	اموال و دارایی‌های فرد
وضعیت شخصی و جنسیت	وضعیت شخصی و جنسیت
شغل	شغل
سن	سن
وضعیت پس‌انداز	برنامه‌های پرداختی دیگر (موجودی، حساب بانکی)
تعداد عایله	سابقه اعتبار
هدف دریافت اعتبار	مقدار اعتبار

مأخذ: محاسبات تحقیق

بررسی نتایج حاصل از روش دلفی و الگوریتم باینری جمعیت ذرات کوانتومی نشان می‌دهد که ۸۰ درصد شاخص‌های اعتبارسنجی منتخب این دو روش شامل سن، شغل، وضعیت اعتباری موجود، وضعیت شخصی و جنسیت، وضعیت چک، سابقه کار، اموال و دارایی‌ها دقیقاً یکسان است. دو شاخص بااهمیت انتخاب‌شده از دلفی در کنار ۸ شاخص فوق عبارتند از هدف دریافت اعتبار و تعداد عایله درحالی‌که در الگوریتم باینری جمعیت ذرات کوانتومی، شاخص‌های سابقه اعتبار و مقدار اعتبار می‌باشند. با توجه به شرایط اقتصادی و فرهنگی، پارامترهای کلان اقتصاد ازجمله تورم و نرخ بیکاری و شرایط بومی متفاوت، بین شاخص‌های منتخب دو روش همپوشانی بسیار زیاد وجود داشت.

تحلیل حساسیت

به‌منظور ارزیابی اهمیت هر یک از ویژگی‌های پیشنهادشده توسط الگوریتم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی و روش دلفی، تحلیل حساسیت سیستم طبقه‌بندی بکار رفته بر اساس تک‌تک ویژگی‌های انتخاب‌شده، صورت می‌گیرد. برای این منظور ابتدا طبقه‌بندی

آموزش‌دیده و نرخ طبقه‌بندی صحیح در حضور کلیه ویژگی‌ها محاسبه می‌شود. پس‌ازآن، یکی از ویژگی‌ها حذف و مجدد نرخ طبقه‌بندی صحیح محاسبه می‌شود. این روال برای تک‌تک ویژگی‌های پیشنهادی تکرار می‌شود. نتایج حاصل از تحلیل حساسیت ویژگی‌های پیشنهادی به شرح جدول ۴ آمده است.

جدول ٤. نتایج حاصل از تحلیل حساسیت طبقه‌بندی برای هر یک از ویژگی‌های انتخاب‌شده

شماره ویژگی	عنوان ویژگی	تغییرات نرخ طبقه‌بندی	رتبه ویژگی‌ها
۱	وضعیت چک	-۵/۷۵	۲
۳	سابقه اعتبار	-۶	۱
۵	مقدار اعتبار	-۵/۲۵	۴
۷	سابقه کار	-۵/۵	۳
۹	وضعیت شخصی و جنسیت	-۶	۱
۱۲	اموال و دارایی‌های فرد	-۶	۱
۱۳	سن	-۵/۲۵	۴
۱۴	برنامه‌های پرداختی دیگر (موجودی، حساب بانکی)	-۶	۱
۱۶	وضعیت اعتباری موجود	-۶	۱
۱۷	شغل	-۶	۱

همان‌گونه که نتایج در جدول ۴ نشان داده‌شده است، با حذف هر یک از ویژگی‌ها، نرخ طبقه‌بندی صحیح کاهش می‌یابد. این موضوع نشان‌دهنده مؤثر بودن ویژگی انتخاب‌شده است. هر چه میزان این کاهش بیشتر باشد، دلیلی بر مؤثرتر بودن ویژگی متناظر آن خواهد بود. بر همین اساس ویژگی‌های مربوطه از نگاه طبقه‌بندی، رتبه‌بندی شده و نتیجه این رتبه‌بندی در ستون چهارم جدول آمده است.

بحث و نتیجه‌گیری

رتبه‌بندی مشتریان بانکی در ایران مبتنی بر روش‌های سنتی داخل کشور می‌باشد،

درحالی‌که الگوهای دقیق و پیشرفته‌ای برای اعتبارسنجی در کشورهای توسعه‌یافته، در حال تکامل است (Şen et al., 2020; Edla et al., 2018; He et al., 2018; Oreski & Oreski, 2014; Chi & Hsu, 2012) که موضوع رتبه‌بندی ریسک اعتباری را به یک موضوع بسیار مهم و حساس در فرآیند تصمیم‌گیری در سطوح مختلف اعطای تسهیلات، تبدیل کرده است. گرچه در خصوص سنجش ریسک اعتباری مشتریان حقیقی بانکی مطالعات زیادی صورت گرفته است، اما شاخص‌های منسجمی برای اعتبارسنجی مشتریان در کشورمان وجود ندارد. در حوزه ادبیات نظری، به‌جای تمرکز بیشتر بر عوامل اثرگذاری که تحت شرایط بحرانی نیز بتواند کارایی خود را حفظ کنند، بر بهینه‌سازی روش‌ها و بالابردن دقت پیش‌بینی مدل و اثبات اثرگذاری آن‌ها تأکید می‌شود که با مطالعات سن و همکاران[1] (۲۰۲۰)، هی و همکاران[2] (۲۰۱۸)، صالحی و کردکتولی (۱۳۹۶)، اورسکی و اورسکی[3] (۲۰۱۴) همخوانی دارد.

هدف اصلی این مقاله ارائه شاخص‌هایی جهت اعتبارسنجی مشتریان حقیقی بانک است؛ بنابراین ابتدا روش دلفی موردبحث و بررسی قرارگرفته است تا مؤثرترین عوامل در انتخاب مشتریان جهت اعطای وام در ایران را مشخص گردد. ویژگی‌های سن، شغل، وضعیت اعتباری موجود، وضعیت شخصی و جنسیت، وضعیت چک، سابقه کار، اموال و دارایی‌ها، پس‌انداز، هدف دریافت اعتبار و تعداد عایله استخراج‌شده است. سپس با استفاده از الگوریتم فرا ابتکاری بر روی‌داده‌های بانک آلمان، شاخص‌های سن، شغل، وضعیت اعتباری موجود، وضعیت شخصی و جنسیت، وضعیت چک، سابقه کار، موجودی حساب، اموال و دارایی‌ها، سابقه اعتبار و مقدار اعتبار استخراج شد.

شاخص‌های استخراج‌شده از روش کیفی و هوش مصنوعی ۸۰ درصد همپوشانی داشته است درواقع ۸ شاخص سن، شغل، وضعیت اعتباری موجود، وضعیت شخصی و جنسیت، وضعیت چک، سابقه کار، اموال و دارایی‌ها در دو روش دقیقاً یکسان است. با

1 - Şen et al,
2 - He et al,
3 - Oreski, S, Oreski, G.

توجه به اینکه ازنظر شرایط اقتصادی و فرهنگی، پارامترهای کلان اقتصاد ازجمله تورم و نرخ بیکاری و شرایط بومی، متفاوت است، همپوشانی بسیار زیاد بین شاخص‌های منتخب دو روش وجود داشت؛ بنابراین این شاخص‌ها می‌توانند مرجعی برای مدیران بانک‌ها و مؤسسات اعتباری جهت اعتبارسنجی مشتریان بانکی به دسته‌های خوش‌حساب و بدحساب و تصمیم‌گیری در اعطای اعتبار به آن‌ها مورداستفاده قرار گیرند. با توجه به نتایج به‌دست‌آمده و تدوین شاخص‌های اعتبارسنجی با دقت قابل‌قبول، پیشنهاد این پژوهش برای مؤسسات و نهادهای مالی و اعتباری حرکت از ارزیابی سنتی اعتبار به ارزیابی بر اساس مدل‌های نوین و مبتنی بر هوش مصنوعی است تا بدین طریق ریسک ناشی از نرخ نکول و عمل نکردن به تعهدات به حداقل ممکن کاهش‌یافته و به تعیین نرخ بهره تعادلی بازار پول کمک کند. همچنین از بروز خطای مبتنی بر قضاوت در اعتبارسنجی جلوگیری شود.

اعتبار سنجی از حوزه‌های اصلی حسابداری و مالی می‌باشد که فن‌آوری‌های هوشمند در ارزیابی اعتباری به کار گرفته می‌شود. استفاده از مدل‌های اعتبارسنجی هوشمند می‌تواند منجر به کاهش کفایت سرمایه بانک‌ها و درنتیجه کاهش نرخ بهره بانک‌ها شده و فضای رقابتی را برای بانک‌ها جهت جذب مشتریان فراهم نماید. برای افزایش دقت سیستم، با توجه به اینکه سیستم‌های هوش مصنوعی تطابق زیادی با نظر خبرگان دارند می‌توان از سیستم‌های چندخبرگی هوش مصنوعی استفاده کرد که در تحقیقات بعدی به این روش پرداخته خواهد شد.

تعارض منافع

این پژوهش فاقد تعارض منافع است.

سپاسگزاری

این پژوهش فارغ از حمایت مادی و معنوی نهادها انجام‌شده است.

ORCID

Salimeh Ghanbari **https://orcid.org/0000-0002-3150-2447**
Hossein Nezamabadi-pour **https://orcid.org/0000-0002-3350-7348**
Sayyed Abdolmajid Jalaee **https://orcid.org/0000-0001-8154-9123**

منابع

آذر، عادل.، فرجی، حجت. (۱۳۸۱). *علم مدیریت فازی*، تهران، اجتماع.

تقوی فرد، محمدتقی.، نادعلی، احمد. (۱۳۹۱). طبقه‌بندی متقاضیان تسهیلات اعتباری بانکی با استفاده از داده‌کاوی و منطق فازی، *فصلنامه مطالعات مدیریت صنعتی*، ۲۵، ۸۵ - ۱۰۸.

جلیلی، محمد.، خدایی وله زاقرد، محمد.، کنشلو، مهدیه. (۱۳۸۹). اعتبارسنجی مشتریان حقیقی در سیستم بانکی کشور، *مطالعات کمی در مدیریت*، ۱ (۳)، ۱۲۷-۱۴۸.

راعی، رضا.، فلاح‌پور، سعید (۱۳۸۷). کاربرد ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها با استفاده از نسبت‌های مالی، *بررسی‌های حسابداری و حسابرسی*، ۱۵ (۵۳)، ۱۷-۳۴.

رجب‌زاده قطری، علی.، میرزایی آرش، بهرام.، احمدی، پرویز. (۱۳۸۸). طراحی سیستم هوشمند ترکیبی رتبه‌بندی اعتباری مشتریان بانک‌ها با استفاده از مدل‌های استدلالی فازی ترکیبی، *پژوهشنامه بازرگانی*، ۱۴ (۵۳)، ۱۵۹ - ۲۰۱.

صالحی، مجتبی.، کرد کتولی، علیرضا. (۱۳۹۶). انتخاب ویژگی‌های بهینه به‌منظور تعیین ریسک اعتباری مشتریان بانکی. *مطالعات مدیریت کسب‌وکار هوشمند*،۶ (۲۲)، ۱۲۹-۱۵۴. https://doi.org/10.22054/ims.2018.8523

قدسی پور، حسن.، سالاری، میثم .، دلاوری، وحید. (۱۳۹۱). ارزیابی ریسک اعتباری شرکت‌های وام‌گیرنده از بانک با استفاده از تحلیل سلسله مراتبی فازی و شبکه عصبی ترکیبی درجه بالا، *نشریه بین‌المللی مهندسی صنایع و مدیریت تولید*، ۲۳ (۱)، ۴۳- ۵۴.

نظام‌آبادی‌پور، حسین. (۱۳۹۲). *الگوریتم وراثتی: مفاهیم پایه و مباحث پیشرفته*، انتشارات دانشگاه شهید باهنر کرمان.

هاشمی تیله نویی، مصطفی.، حسین‌زاده، صبا. (۱۳۹۹). بررسی برتری مدل هیبریدی نسبت به سایر مدل‌ها در فرایند اعتبارسنجی بانک‌های کشور (مورد مطالعاتی برخی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران). *نشریه اقتصاد و بانکداری اسلامی*، ۹ (۳۱)، ۱۷۳-۲۰۴.

References

Abdou, H, Pointon, J, & El-Masry, A. (2008). Neural nets versus conventional techniques in credit scoring in Egyptian banking. *Expert systems with applications*, *35* (3) 1275-1292. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.08.030

Abellán, J, Castellano, J. G. (2017). A comparative study on base classifiers in ensemble methods for credit scoring. *Expert Systems with*

Applications, *73*, 1-10. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.12.020

Ala'raj, M, Abbod, M. F. (2016). Classifiers consensus system approach for credit scoring. *Knowledge-Based Systems*, *104*, 89-105. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2016.04.013

Anderson, R. (2007). The credit scoring toolkit: theory and practice for retail credit risk management and decision automation. Oxford University Press.

Barani, F, Mirhosseini, M, & Nezamabadi-Pour, H. (2017). Application of binary quantum-inspired gravitational search algorithm in feature subset selection. *Applied Intelligence*, *47*, 304-318. https://doi.org/10.1007/s10489-017-0894-3

Bellotti, T, Crook, J. (2009). Support vector machines for credit scoring and discovery of significant features. *Expert systems with applications*, *36* (2), 3302-3308. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.01.005

Cao, A, He, H, Chen, Z, & Zhang, W. (2018). Performance Evaluation of Machine Learning Approaches for Credit Scoring. *International Journal of Economics, Finance and Management Sciences*, *6* (6), 255.

Chen, M. C, Huang, S. H. (2003). Credit scoring and rejected instances reassigning through evolutionary computation techniques. *Expert Systems with Applications*, *24* (4), 433-441. https://doi.org/10.1016/S0957-4174(02)00191-4

Chen, W, Ma, C, & Ma, L. (2009). Mining the customer credit using hybrid support vector machine technique. *Expert systems with applications*, *36* (4), 7611-7616. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.09.054

Chen,W, Xiang, G, Liu, Y, & Wang, K. (2012). Credit risk Evaluation by hybrid data mining technique. *Systems Engineering Procedia*, *3*, 194-200. https://doi.org/10.1016/j.sepro.2011.10.029

Chi, B. W, Hsu, C. C. (2012). A hybrid approach to integrate genetic algorithm into dual scoring model in enhancing the performance of credit scoring model. *Expert Systems with Applications*, *39* (3), 2650-2661. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.08.120

Chuang, C. L, Lin, R. H. (2009). Constructing a reassigning credit scoring model. *Expert Systems with Applications*, *36* (2), 1685-1694. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.11.067

Clayton, M. J. (1997). Delphi: a technique to harness expert opinion for critical decision-making tasks in education. *Educational psychology*, *17* (4), 373-386. https://doi.org/10.1080/0144341970170401

Dalkey, N, Helmer, O. (1963). An experimental application of the Delphi method to the use of experts. *Management science*, *9* (3), 458-467. https://doi.org/10.1287/mnsc.9.3.458

Dowlatshahi, M. B, Derhami, V, & Nezamabadi-pour, H. (2018). A novel three-stage filter-wrapper framework for miRNA subset selection in cancer classification. In *Informatics*. 5 (1), p. 13. MDPI. https://doi.org/10.3390/informatics5010013

Edla, D. R, Tripathi, D, Cheruku, R, & Kuppili, V. (2018). An efficient multi-layer ensemble framework with BPSOGSA-based feature selection for credit scoring data analysis. *Arabian Journal for Science and Engineering*, *43* (12), 6909-6928. https://doi.org/10.1007/s13369-017-2905-4

Fernandes, G. B, Artes, R. (2016). Spatial dependence in credit risk and its improvement in credit scoring. *European Journal of Operational Research*, *249* (2), 517-524. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.07.013

Goh, R. Y, Lee, L. S. (2019). Credit scoring: a review on support vector machines and metaheuristic approaches. *Advances in Operations Research*, *2019*. https://doi.org/10.1155/2019/1974794

Goh, R. Y, Lee, L. S, Seow, H. V, & Gopal, K. (2020). Hybrid Harmony Search–Artificial Intelligence Models in Credit Scoring. *Entropy*, *22* (9), 989. https://doi.org/10.3390/e22090989

Harris, T. (2015). Credit scoring using the clustered support vector machine. *Expert Systems with Applications*, *42* (2) 741-750. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.08.029

He, H, Zhang, W, & Zhang, S. (2018). A novel ensemble method for credit scoring: Adaption of different imbalance ratios. *Expert Systems with Applications*, *98*, 105-117. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.01.012

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. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2006.07.007

Huang, C. L, Dun, J. F. (2008). A distributed PSO–SVM hybrid system with feature selection and parameter optimization. *Applied soft computing*, *8* (4), 1381-1391. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2007.10.007

Huang, X, Liu, X, & Ren, Y. (2018). Enterprise credit risk evaluation based on neural network algorithm. *Cognitive Systems Research*, *52*, 317-324. https://doi.org/10.1016/j.cogsys.2018.07.023

Hung, C, Chen, J. H. (2009). A selective ensemble based on expected probabilities for bankruptcy prediction. *Expert systems with applications*, *36* (3), 5297-5303. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.06.068

Jadhav, S, He, H, & Jenkins, K. (2018). Information gain directed genetic algorithm wrapper feature selection for credit rating. *Applied Soft Computing*, *69*, 541-553. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.04.033

Jeong, Y. W, Park, J. B, Jang, S. H, & Lee, K. Y. (2010). A new quantum-

inspired binary PSO: application to unit commitment problems for power systems. *IEEE Transactions on Power Systems*, *25* (3), 1486-1495. https://doi.org/۱۰۱۱۰۹/TPWRS.2010.2042472

Kashef, S, Nezamabadi-pour, H, & Nikpour, B. (2018). Multilabel feature selection: A comprehensive review and guiding experiments. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, *8*(2), e1240. https://doi.org/10.1002/widm.1240

Koutanaei, F. N, Sajedi, H, & Khanbabaei, M. (2015). A hybrid data mining model of feature selection algorithms and ensemble learning classifiers for credit scoring. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *27*, 11-23. https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2015.07.003

Lee, T. S, Chen, I. F. (2005). A two-stage hybrid credit scoring model using artificial neural networks and multivariate adaptive regression splines. *Expert Systems with Applications*, *28* (4) 743-752. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2004.12.031

Liang, D, Tsai, C. F, & Wu, H. T. (2015). The effect of feature selection on financial distress prediction. *Knowledge-Based Systems*, *73*, 289-297. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2014.10.010

Marqués, A. I, García, V, & Sánchez, J. S. (2012). Exploring the behaviour of base classifiers in credit scoring ensembles. *Expert Systems with Applications*, *39* (11) 10244-10250. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.02.092

Mohammadi, F, Fathi, Z. (2016). The Study of the Effect of 5C Factors on the Credit Risk of Natural Customer of Refah e Kargaran Bank and Credit assessment. *European Online Journal of Natural and Social Sciences: Proceedings*, *4* (1 (s)), pp-1651.

Nanni, L, & Lumini, A. (2009). An experimental comparison of ensemble of classifiers for bankruptcy prediction and credit scoring. *Expert systems with applications*, *36*(2), 3028-3033. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.01.018

Oreski, S, Oreski, G. (2014). Genetic algorithm-based heuristic for feature selection in credit risk assessment. *Expert systems with applications*, *41* (4), 2052-2064. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.09.004

Ozturk, H, Namli, E, & Erdal, H. I. (2016). Modelling sovereign credit ratings: The accuracy of models in a heterogeneous sample. *Economic Modelling*, *54*, 469-478. https://doi.org/10.1016/j.econmod.2016.01.012

Ping, Y, Yongheng, L. (2011). Neighborhood rough set and SVM based hybrid credit scoring classifier. *Expert Systems with Applications*, *38* (9), 11300-11304. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.02.179

Powell, C. (2003). The Delphi technique: myths and realities. *Journal of advanced nursing*, *41* (4), 376-382. https://doi.org/10.1046/j.1365-

2648.2003.02537.x

Sánchez, J. F. M, Lechuga, G. P. (2016). Assessment of a credit scoring system for popular bank savings and credit. Contaduría y Administración, 61 (2), 391-417. https://doi.org/10.1016/j.cya.2015.11.004

Schebesch, K. B, Stecking, R. (2005). Support vector machines for classifying and describing credit applicants: detecting typical and critical regions. *Journal of the operational research society*, *56* (9), 1082-1088. https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2602023

Şen, D, Dönmez, C. Ç, & Yıldırım, U. M. (2020). A hybrid bi-level metaheuristic for credit scoring. *Information Systems Frontiers*, *22* (5), 1009-1019. https://doi.org/10.1007/s10796-020-10037-0

Siami, M, Hajimohammadi, Z. (2013). Credit scoring in banks and financial institutions via data mining techniques: A literature review. *Journal of AI and Data Mining*, *1* (2) 119-129. https://doi.org/10.22044/jadm.2013.124

Singh, S, Murthi, B. P. S, & Steffes, E. (2013). Developing a measure of risk adjusted revenue (RAR) in credit cards market: Implications for customer relationship management. *European Journal of Operational Research*, *224* (2) 425-434. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.08.007

Tomczak, J. M, Zięba, M. (2015). Classification restricted Boltzmann machine for comprehensible credit scoring model. *Expert Systems with Applications*, *42* (4) 1789-1796. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.10.016

West, D. (2000). Neural network credit scoring models. *Computers & Operations Research*, *27* (11-12), 1131-1152. https://doi.org/10.1016/S0305-0548(99)00149-5

Xia, Y, Liu, C, Da, B, & Xie, F. (2018). A novel heterogeneous ensemble credit scoring model based on bstacking approach. *Expert Systems with Applications*, *93*, 182-199. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.10.022

Xiao, H, Xiao, Z, & Wang, Y. (2016). Ensemble classification based on supervised clustering for credit scoring. *Applied Soft Computing*, *43*, 73-86. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2016.02.022

Yu, L, Wang, S, & Lai, K. K. (2008). Credit risk assessment with a multistage neural network ensemble learning approach. *Expert systems with applications*, *34* (2) 1434-1444. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.01.009

Yu, L, Wang, S, & Lai, K. K. (2009). An intelligent-agent-based fuzzy group decision making model for financial multicriteria decision support: The case of credit scoring. *European journal of operational research*, 195 (3) 942-959. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2007.11.025

Yu, L, Yue, W, Wang, S, & Lai, K. K. (2010). Support vector machine based multiagent ensemble learning for credit risk evaluation. *Expert Systems with Applications*, *37* (2) 1351-1360. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.06.083

Yu, L, Zhou, R, Tang, L, & Chen, R. (2018). A DBN-based resampling SVM ensemble learning paradigm for credit classification with imbalanced data. *Applied Soft Computing*, *69*, 192-202. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.04.049

Zhang, X, Yang, Y, & Zhou, Z. (2018). A novel credit scoring model based on optimized random forest. In *2018 IEEE 8th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC)* (pp. 60-65). IEEE. https://doi.org/١٠١١٠٩/CCWC.2018.8301707

Zhao, Z, Xu, S, Kang, B. H, Kabir, M. M. J, Liu, Y, & Wasinger, R. (2015). Investigation and improvement of multi-layer perceptron neural networks for credit scoring. *Expert Systems with Applications*, *42* (7), 3508-3516. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.12.006

References [In Persian]

Azar, A, Faraji, H. (2002). *Fuzzy Management science*, Ejtema. [In Persian].

Taghavifard, M. T, Nadali, A. (2012). Classification of Credit Applicants of Banking Systems Using Data Mining and Fuzzy Logic. *Industrial Management Studies*, 9 (25), 85- 107. [In Persian].

Jalili, M, Khodaei, M, & Koneshlou, M. (2010). Validation of real customers in the country's banking system. *Quantitative Researches in Management*, 1 (3), 127-148. [In Persian].

Raei, R, Fallahpour, S. (2009). Support Vector Machines Application in Financial Distress Prediction of Companies Using Financial Ratios. *Accounting and Auditing Review*, *15*(4), 17- 34. [In Persian].

Rajabzadeh, A, bahrammirzaei, A, & Ahmadi, P. (2010). Hybrid Intelligent Credit Ranking System Using Fuzzy Hybrid-Reasoning Models. *Iranian Journal of Trade Studies*, 14 (54), 159- 201. [In Persian].

Salehi, M, Korde Katooli, A. (2018). Optimal Feature Selection in order to Bank Customer Credit Risk Determination. *BI Management Studies*, *6*(22), 129-154. [In Persian].

Ghodsipour, S. H, Salari, M, & Delavari, V. (2012). Using Fuzzy Analytic Hierarchy Process and Hybrid of Higher Order Neural Network for Evaluation Credit Risk of Corporate. *International Journal of Industrial Engineering & Production Research*, 23 (1), 43-54. [In Persian].

Nezamabadi-pour, H. (2013). *Inheritance Algorithm: Basic Concepts and Advanced Topics*, Publications of Shahid Bahonar University of Kerman. [In Persian].

Hashemi Tilehnouei, M, Hosseinzadeh, S. (2020). Investigating the Efficiency of Hybrid Model in Comparison with Logistic Regression and Artificial Neural Network in Credit Risk Evaluation of Companies Listed in Tehran Stock Exchange. *Islamic Economics and Banking*, 9 (31), 173-204. [In Persian].

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

استناد به این مقاله: قنبری، سلیمه.، نظام‌آبادی‌پور، حسین.، جلایی، سید عبدالمجید. (۱۴۰۱). بررسی شاخص‌های اعتبارسنجی مشتریان بانکی با استفاده از روش هوش مصنوعی و دلفی، *مطالعات مدیریت کسب وکار هوشمند*، ۱۱(۴۲)، ۲۳۷-۲۶۵.

DOI: 10.22054/IMS.2021.49698.1669

Journal of Business Intelligence Management Studies is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License..

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی