-- Iranian Journal of Economic Research------
Volume 28, Issue 95, Summer 2023, 157-192
ijer.atu.ac.ir
DOI: https://doi.org/10.22054/ijer.2023.69705.1132

ATU PRESS

Original Research
Received: 24/08/2022
Accepted: 20/06/2023
ISSN: 1726-0728
eISSN:2476-6445

Guarantees Risk Management in a Financial Institution

Nazanin Ghasemdokht — M.Sc, Industrial Engineering Department, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Hamideh Razavi * — Associate Professor, Industrial Engineering Department, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Abstract

Overdue claims resulting from the lending process can pose a significant credit risk to financial institutions. To mitigate this risk, institutions often acquire guarantees. However, borrowers may encounter challenges when providing adequate and valid guarantees, particularly guarantees with lower risk. The present research focused on loan credit risk, borrower utility, and liquidity risk of guarantees within a private fund. First, data mining and classification methods were applied to a dataset of loans. The random forest algorithm, with a prediction accuracy of 0.986, was found to be optimal for constructing a guarantees composition model. The guarantees composition involves using multiple types of guarantees to secure a loan. Two models were established to generate guarantee compositions with a maximum default rate of 10%. In testing scenarios, the average risk of total default for acceptable combinations stands at 3.94%, a significant improvement compared to the fund loans' overall default rate of 6.3%. Furthermore, the proposed model

* Corresponding Author: h-razavi@um.ac.ir
How to Cite: Ghasemdokht, N., Razavi , H. (2023). Guarantees Risk Management in a Financial Institution. *Iranian Journal of Economic Research, 28 (95),* 157- 192.

increases borrower utility from 4.22 to 4.6, not only reducing the default rate but also enhancing borrower utility.

1. Introduction

When providing loans to customers, banks require guarantees due to insufficient knowledge of customers and the default risk. Obtaining guarantees from borrowers is recognized as a solution to reduce default risk in banks, but its impact on risk reduction depends on various factors. The combination and type of guarantees are among these factors, which have received less attention in the literature.

The current state of overdue bank claims in Iran is unfavorable, and if conditions persist, it will lead to significant monetary and financial crises with negative effects on various sectors of the economy. In recent years, the ratio of non-performing loans to total disbursed facilities in Iran has been consistently higher, averaging around 5% to 10% higher than the global average. Reduction of the default risk in loans can decrease the ratio of non-performing loans to total disbursed facilities.

The present study first intended to create various combinations of guarantees for each loan, followed by predicting the probability of default for each combination. In line with their priorities, borrowers can then select their desired guarantee composition from a list of acceptable combinations.

2. Methodology

To address the research problem, the study identified common classification methods in data mining by relying on published articles in the field of credit risk. Then, a sample dataset of loans from a financial institution was examined, and the data mining process based on classification methods was applied to the dataset. The random forest method, with a prediction accuracy of 0.986, was ultimately chosen as the approach for constructing the guarantee composition

model. Using the previous guarantee compositions, the study developed two models by relying on machine learning techniques. These compositions take into account the perspectives of both the financial institution and the borrower.

3. Final Result

The two models generate guarantee compositions with a maximum acceptable default rate of 10%. Considering their own priorities circumstances, borrowers can select their desired guarantee composition from the available combinations, which contributes to a reduction in the default rate in the financial institution.

Keywords: Guarantee Composition, Liquidity Risk, Credit Risk, Financial Institution

JEL Classification: G21, G32, C38.

مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۶/۰۲ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۳/۳۰

eISSN: ۲۴۷۶-۶۴۴۵ ISSN:۱۷۲۶-۰۷۲۸

-- پژوهش‌های اقتصادی ایران---------

دوره ۲۸، شماره ۹۵، تابستان ۱۴۰۲، ۱۵۷-۱۹۲

ijer.atu.ac.ir

DOI: https://doi.org/10.22054/ijer.2023.69705.1132

مدیریت ریسک تضامین در یک موسسه مالی

نازنین قاسم‌دخت دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی صنایع گرایش بهینه‌سازی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

حمیده رضوی* دانشیار گروه مهندسی صنایع، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

چکیده

مطالبات معوق یکی از آثار نامطلوب اعطای وام در موسسات مالی است که باعث ایجاد ریسک اعتباری می‌شود. دریافت تضامین می‌تواند این ریسک را تا حد زیادی کاهش دهد. این در حالی است که وام‌گیرندگان در ارائه تضامین مشکل دارند و گاهی قادر به ارائه تضامین کافی و معتبر به خصوص تضامین با ریسک پایین نیستند. در این پژوهش سه موضوع مهم شامل: ریسک اعتباری وام، مطلوبیت وام‌گیرندگان و ریسک نقدشوندگی تضامین در یک صندوق خصوصی مورد مطالعه قرار گرفته است. ابتدا فرآیند داده‌کاوی با استفاده از روش‌های طبقه‌بندی روی مجموعه داده‌های وام‌ها پیاده‌سازی شد و جنگل تصادفی با دقت پیش‌بینی ۰/۹۸۶ به عنوان روش منتخب برای ساخت مدل ترکیب تضامین واقع شد. منظور از ترکیب تضامین، ارائه دو یا چند نوع تضمین مختلف برای دریافت یک وام مشخص است. در ادامه با استفاده از روش جنگل تصادفی و ترکیب‌های تضامین واقعی در وام‌های موسسه مالی، دو مدل برای ایجاد ترکیب‌های تضامین ساخته شد که خروجی آن‌ها ترکیبات تضامین با حداکثر نرخ نکول مورد پذیرش ۱۰ درصد هستند. در آزمون‌های انجام شده میانگین احتمال نکول کل ترکیبات قابل قبول حداکثر ۳/۹۴ درصد است در حالی که نرخ نکول کل وام‌های اعطایی برابر با ۶/۳ درصد است. مطلوبیت وام‌گیرندگان ناشی از ترکیب تضامین نیز از ۴/۲۲ به ۴/۶ افزایش یافته است. در مقایسه مدل جاری دریافت تضامین و مدل‌های ایجاد شده نرخ نکول کاهش و مطلوبیت وام‌گیرندگان افزایش می‌یابد.

کلیدواژه‌ها: ترکیب تضامین، ریسک نقدشوندگی، ریسک اعتباری، موسسه مالی

طبقه‌بندی JEL: C38,G32,G21.

* نویسنده مسئول: h-razavi@um.ac.ir

۱. مقدمه

شیوع COVID-19 علاوه بر ایجاد وضعیت خطرناک بهداشتی در سرتاسر جهان، باعث ایجاد هزینه‌های اقتصادی زیادی در صنایع مختلف شده‌است (Zheng & Zhan, 2021). به طور هم‌زمان دسترسی به سرمایه -به ویژه از طریق بازارهای سرمایه- به دلیل کاهش رتبه اعتباری و افزایش ریسک ورشکستگی در شرکت‌ها، محدود شده‌است (Mirza & et al., 2020).

در زمینه ارائه وام، موسسات مالی زیادی از جمله صندوق‌ها وجود دارند که مشابه بانک‌ها عمل می‌کنند. مطالعه موردی این پژوهش روی یک صندوق پژوهش و فناوری استانی انجام گرفته است که زیرمجموعه نهادهای مالی و اعتباری محسوب می‌شود.

بانک‌ها هنگام ارائه وام به مشتریان به دلیل شناخت ناکافی از مشتریان و ریسک نکول اقدام به دریافت تضامین می‌کنند. ایجاد پشتوانه مالی از طریق دریافت تضامین به‌عنوان راهکاری برای کاهش ریسک در بانک‌ها شناخته شده است، اما این امر همواره منجر به کاهش ریسک نمی‌شود (خشنود، ۱۳۹۹). بر اساس مقررات بانکی ۱۰۰ کشور مورد مطالعه -در ۷۵ درصد این موارد- دریافت تضمین از وام‌گیرندگان هنگام پرداخت وام ضروری است (Love & et al., 2016).

کم اثر بودن دریافت تضامین توسط موسسات مالی در احتمال نکول وام‌گیرنده و سخت شدن دریافت وام برای شرکت‌ها از زمان فراگیری ویروس کرونا، باعث ایجاد شرایط نامطلوب وام‌دهی برای وام‌دهنده و وام‌گیرنده شده است (Mirza & et al., 2020 و خشنود، ۱۳۹۹).

یافتن رابطه میان ترکیب تضامین ارائه شده توسط وام‌گیرندگان و احتمال نکول وام مسئله اصلی این پژوهش است. منظور از ترکیب تضامین، ارائه دو یا چند نوع تضمین مختلف برای دریافت یک وام مشخص است. شناخت این رابطه می‌تواند به کاهش ریسک اعتباری وام‌ها کمک کند. بنابراین، هدف این پژوهش از منظر وام‌دهنده، کاهش نرخ نکول است.

علاوه بر این و از نگاه وام‌گیرندگان، ارائه تضامین بر اساس درخواست بانک‌ها چالش مهمی محسوب می‌شود. وام‌گیرندگان به دلیل محدودیت‌هایی که در ارائه تضامین دارند،

اغلب با مشکل روبه‌رو می‌شوند و در برخی موارد از دریافت وام منصرف می‌شوند. بنابراین، پیش‌بینی می‌شود که نتایج این مطالعه بتواند منجر به افزایش مطلوبیت وام‌گیرنده در ارائه تضامین شود.

با توجه به ادبیات بررسی شده، در هر دو زمینه تضامین و امتیاز اعتباری در ارتباط با نکول، پژوهش‌های بسیاری صورت گرفته است، اما در حال حاضر شکاف تحقیقاتی مهمی در زمینه ارتباط ترکیب تضامین و نکول وجود دارد. مطالعات گذشته در زمینه تضامین، اغلب از یک نوع تضمین در ساختار داده خود استفاده کرده‌اند و مفاهیمی از جمله ترکیب تضامین، ریسک نقدشوندگی تضامین و مطلوبیت وام‌گیرندگان کمتر مورد توجه بوده است.

در این پژوهش ابتدا به ایجاد ترکیب‌های متنوع و شدنی از تضامین برای هر مشتری می‌پردازیم و سپس برای کلیه ترکیبات به وجود آمده نرخ نکول را با استفاده از روش‌های داده‌کاوی و یادگیری ماشین تعیین می‌کنیم. منظور از شدنی بودن ترکیب تضامین این است که در فضای واقعی پذیرش این ترکیب از جانب وام‌دهنده و وام‌گیرنده وجود داشته باشد. پس از پیش‌بینی نرخ نکول برای هر ترکیب تضامین با توجه به حداکثر نرخ نکول قابل پذیرش ترکیب‌های منتخب به مشتری پیشنهاد می‌شود و مشتری بر اساس مطلوبیت خود ترکیب نهایی را برمی‌گزینند.

۲. مبانی نظری

در این قسمت برای فهم بهتر موضوع اصلی، ابتدا به مفاهیم رایج در زمینه ریسک اعتباری که مرتبط با این پژوهش است، پرداخته می‌شود. انواع ریسک در بانکداری برشمرده می‌شود، سپس ریسک اعتباری که زیرمجموعه ریسک‌های بانکداری است، تعریف می‌شود و ارتباط آن با ریسک تضامین در این پژوهش شرح داده می‌شود. در ادامه به موضوع امتیازدهی اعتباری اشاره می‌شود؛ زیرا در ارزیابی ریسک وام نقش موثری دارد. سپس امتیازدهی اعتباری در ادبیات گذشته مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۲-۱. ریسک اعتباری

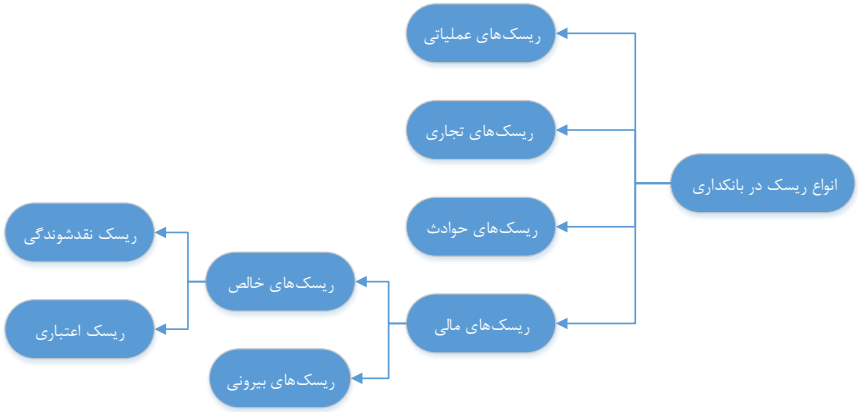
ریسک اعتباری توسط کمیته نظارت بانکی بازل[1] به این صورت تعریف شده است: «ریسک اعتباری عبارت است از امکان بالقوه اینکه قرض‌گیرنده از بانک و یا طرف حساب او در ایفای تعهدات خود نسبت به بانک در مدت زمان مشخص ناتوان شود» (Mahapatra, 2012). کمیته بازل در مورد نظارت بانکی در سال ۲۰۰۴ توافق‌نامه سرمایه بازل جدید (بازل II) را منتشر کرد که به بانک‌ها اجازه داد رتبه‌های اعتباری داخلی خود را برای ارزیابی ریسک‌های اعتباری ایجاد کنند (Chang & et al., 2018).

موسسات مالی و ناظران مالی در جوامع مختلف اقتصادی به دنبال مدل‌سازی و کنترل ریسک اعتباری هستند (طراحیان و اسدی، ۱۳۹۷). در میان پژوهش‌های اخیر، مطالعات زیادی روی مدل‌های امتیازدهی اعتباری صورت گرفته است (Baesens & et al., 2003). در این پژوهش‌ها، ابزارهای متعددی برای بهبود امتیازدهی ریسک اعتباری و افزایش دقت پیش‌بینی ارائه شده است. در این مطالعه نیز از روش‌های امتیازدهی اعتباری برای پیش‌بینی نرخ نکول ترکیب‌های تضامین استفاده می‌شود.

همان‌طور که همه فعالیت‌های اقتصادی با ریسک همراه هستند، فعالیت‌های بانکی نیز دارای ریسک هستند (سزاوار و همکاران، ۱۴۰۰). مطابق شکل (۱) در صنعت بانکداری، ریسک‌ها به چهار دسته تقسیم می‌شوند که عبارتند از: ریسک‌های عملیاتی[2]، ریسک‌های تجاری[3]، ریسک‌های حوادث[4] و ریسک‌های مالی[5] (Trad & et al., 2017). ریسک‌های مالی خود به دو زیرمجموعه دیگر تقسیم می‌شود که عبارتند از: ریسک‌های بیرونی (مرتبط با نوسان نرخ سود، نرخ ارز و بازار) و ریسک‌های خالص. ریسک‌های خالص نیز به دو دسته ریسک نقدشوندگی[6] و ریسک اعتباری[7] تقسیم می‌شوند (Rashid & Jabeen, 2016).

1. Basel Committee on Banking Supervision
2. Operational Risks
3. Business Risks
4. Accident Risks
5. Financial Risks
6. Liquidity Risks
7. Credit Risks

نمودار ۱. انواع ریسک در بانکداری



ماخذ: ترادو همکاران[1] (۲۰۱۷)

در این پژوهش تمرکز اصلی روی ریسک اعتباری و ارتباط با آن تضامین است. ریسک اعتباری به بیانی ساده از قصور قرض‌گیرنده در اجرای تعهدات خود نسبت به قرض‌دهنده ایجاد می‌شود (افشارنیا، ۱۴۰۰). این ریسک جنبه جدایی‌ناپذیر وام‌دهی است (Dzik-Walczak & Heba, 2021) و ارزیابی آن یک عنصر اساسی در مدیریت ریسک اعتباری بوده و مبنای تصمیمات اعتباری است (Wu & Olson, 2010). این تصمیمات به دلیل هزینه بسیار بالای تصمیمات نادرست، عاملی حیاتی در موفقیت موسسات مالی است (Lahsasna & et al., 2010). لازم به ذکر است که به ریسک اعتباری، ریسک نکول نیز گفته می‌شود. در این پژوهش ریسک تضامین به ریسک اعتباری وام‌ها با در نظر گرفتن ترکیب تضامین دلالت دارد و این ریسک می‌تواند با استفاده از داده‌های گذشته به صورت تنها یا گروهی محاسبه شود.

۲-۲. ریسک نقدشوندگی تضامین

عدم هماهنگی بین سررسید پرداخت‌ها و دریافت‌ها موجب بروز ریسک نقدشوندگی می‌شود و آن را ریسک نقدینگی می‌نامند. به عبارت دیگر، ریسک ناشی از نبود نقدینگی لازم به منظور پوشش تعهدات کوتاه مدت و خروجی‌های غیرمنتظره وجوه، همان ریسک

1. Trad, N., et al.

نقدشوندگی است (Basel, 2004). این ریسک به عنوان یکی از دلایل اصلی بحران‌های مالی نباید مورد غفلت قرار گیرد (Kumar & Yadav, 2013).

در ادبیات موضوع، منظور از ریسک نقدشوندگی احتمال عدم توانایی نهاد مالی برای اعطای تسهیلات و یا پرداخت به موقع دیون (سپرده‌ها) است، اما در این پژوهش ریسک نقدشوندگی اشاره به ریسک نقدشوندگی تضامین پس از نکول دارد. هنگامی که نکول اتفاق می‌افتد موسسات مالی و اعتباری برای جبران خسارت ایجاد شده می‌توانند در ابتدا اقدام به تملک تضامین ارائه شده کرده و سپس تضامین را تبدیل به وجه نقد کنند. در این شرایط ریسک ناشی از نقدشوندگی تضامین ایجاد می‌شود، این ریسک به دو عامل سرعت تبدیل تضامین به وجه نقد و ارزش واقعی آن تضامین وابسته است.

در تخمین ریسک نقدشوندگی غالبا از اثر ترکیب تضامین در پیش‌بینی رخداد نکول و مطلوبیت افراد در ارائه تضامین چشم‌پوشی شده است. علت نیاز به ترکیب تضامین در مواردی است که وام‌گیرنده در قبال ارائه یک تضمین به میزان کافی ناتوان است؛ بنابراین، از جانب موسسه مالی پیشنهاد ارائه دو تا چند تضمین همزمان به وی داده می‌شود.

۲-۳. امتیازدهی اعتباری

امتیازدهی اعتباری یک ابزار مالی است که در فرآیند ارزیابی ریسک؛ یعنی مدیریت و تنوع بخشیدن به ریسک در پرتفوی سرمایه‌گذاری وام‌ها استفاده می‌شود. یکی از اهداف اصلی این ابزار ارزیابی ریسک وام است. مدل‌های امتیازدهی اعتباری امکان طبقه‌بندی مشتریان وام را به دو دسته خوب یا بد از نظر ویژگی‌هایشان فراهم می‌کند و به طور گسترده توسط موسسات مالی مورد استفاده قرار می‌گیرد (Lee & et al., 2002).

از آنجایی که بهبود روش‌های طبقه‌بندی می‌تواند منجر به صرفه‌جویی قابل توجهی شود، دقت تکنیک‌های مختلف باید مورد تجزیه و تحلیل و مقایسه قرار گیرد. به منظور افزایش این دقت، روش‌های متعددی توسعه داده شده است. برای این منظور از هر دو دسته تکنیک‌های آماری پارامتریک (مانند تجزیه و تحلیل تفکیک[1] و رگرسیون

1. Discriminant Analysis

لجستیک[1]) و تکنیک‌های آماری ناپارامتریک (به عنوان مثال درخت تصمیم[2]) استفاده می‌شود.

در ادبیات گذشته اغلب به بررسی یا ایجاد مدل‌های امتیازدهی اعتباری به‌ویژه از طریق فرآیندهای داده‌کاوی پرداخته شده است (Lee & et al., 2002، محمدی و همکاران، ۱۳۹۹، Imtiaz & Brimicombe, 2017 و Abdou & et al., 2016). همچنین در سال‌های اخیر، رویکردهایی مانند شبکه عصبی مصنوعی و درخت تصمیم برای بهبود مدل‌های امتیازدهی اعتباری پیشنهاد شده‌اند (Dzik-Walczak & Heba, 2021).

۳. پیشینه پژوهش

در مطالعات صورت‌گرفته، شواهد بسیاری در مورد استفاده بانک‌ها از تضامین برای ارائه وام به شرکت‌های کوچک و متوسط وجود دارد. داویدنکو و فرانک[3] (۲۰۰۸) در سال ۲۰۰۸ مشاهده کردند که ۷۵/۷ درصد وام‌ها به شرکت‌های کوچک و متوسط در فرانسه و ۸۸/۵ درصد وام‌ها در آلمان، تضمین شده بوده‌اند. همچنین استیجورز[4] و همکاران (۲۰۰۹) در سال ۲۰۰۹ اعلام کردند که ۸۶/۵ درصد وام‌هایی که در ایالات متحده آمریکا به شرکت‌های کوچک و متوسط اهدا شده است، تضمین شده بوده‌اند. بر اساس مطالعات لُو[5] و همکاران (۲۰۱۶) در بین ۱۰۰ کشور مورد مطالعه آن‌ها نیز برای ۷۵ درصد وام‌ها ارائه تضمین الزامی بوده است.

برگر و همکاران[6] (۲۰۱۱) تحلیلی در خصوص ارتباط ریسک وام و تضمین در ۳۲۰۰۰ وام از بانک‌های بولیوی انجام دادند. همچنین دگریس و همکاران[7] (۲۰۲۱) آزمایشی را ترتیب دادند تا دلایل نیاز به تضمین توسط بانک‌ها هنگام ارائه وام را شناسایی کنند.

محمدی و همکاران (۱۳۹۹) به بررسی عوامل موثر بر احتمال نکول وام و تعیین ضریب اهمیت هر یک از متغیرهای اصلی مرتبط با احتمال نکول پرداختند. این محققین مدلی

1. Logistic Regression
2. Decision Tree
3. Davydenko, S. A. & Franks, J. R.
4. Steijvers, T., et al.
5. Love, l., et al.
6. Berger, A. N., et al.
7. Degryse, H., et al.

مبتنی بر رگرسیون لجستیک برای افزایش توانایی مدیران بانک در جهت حل مشکل عدم بازپرداخت به موقع وام ارائه داده‌اند.

عبدو و همکاران[1] (۲۰۰۸) دریافتند که شاخص کمترین هزینه طبقه‌بندی اشتباه، جست‌وجوی شبکه را به سمت انتخاب یک شبکه پیش‌خور چندلایه با پنج گروه هدایت می‌کند. این محققین دریافتند که شبکه‌های عصبی بالاترین نرخ دقت طبقه‌بندی را ارائه می‌دهند.

تسای و همکاران[2] (۲۰۰۹) نشان دادند که تحلیل پوششی داده-تحلیل متمایز و شبکه‌های عصبی توانایی پیش‌بینی بهتری نسبت به تحلیل پرابیت و رگرسیون لجستیک دارند. به طور مشابه، شبکه‌های عصبی به عنوان مدل پیش‌بینی بهینه توسط یه و لین[3] (۲۰۰۹) نیز انتخاب شد.

وانگ و همکاران[4] (۲۰۱۱) تحلیل رگرسیون لجستیک، درخت تصمیم، شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان را مطالعه کردند. درخت تصمیم بهترین عملکرد را از نظر دقت طبقه‌بندی، خطای نوع یک و خطای نوع دو به همراه داشت.

آکوچ[5] (۲۰۱۲) یک مدل استنتاج عصبی فازی تطبیقی را پیشنهاد داد که از نظر نرخ دقت طبقه‌بندی صحیح و هزینه طبقه‌بندی اشتباه بهتر از مدل‌های رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی عمل می‌کند.

بکت و التر[6] (۲۰۱۴) بیان می‌کنند که رگرسیون لجستیک از نظر میزان دقت کلی، بهتر از مدل تابع پایه شعاعی عمل می‌کند. تسای[7] و همکاران (۲۰۱۴) به طور مشابه تلاش کردند تا ریسک نکول وام را کاهش دهند. آن‌ها از چهار الگوریتم استفاده کردند: بیز ساده[8]،

1. Abdou, H., et al.
2. Tsai, M. C., et al.
3. Yeh, l. C. & Lien, C. H.
4. Wang, G., et al.
5. Akkoç, S.
6. Bekhet, H. A. & Eletter, S. F. K.
7. Tsai. K., et al.
8. Naive Bayes

جنگل تصادفی[1]، ماشین‌های بردار پشتیبان[2] و رگرسیون لجستیک اصلاح شده[3]. بالاترین دقت طبقه‌بندی برای روش رگرسیون لجستیک اصلاح شده به دست آمد.

چانگ و همکاران [4] (۲۰۱۵) عملکرد رگرسیون لجستیک، بیز ساده، ماشین بردار پشتیبان را مقایسه کردند و مالکی پیربازاری و اکساکالی[5] (۲۰۱۵) روش جنگل تصادفی به عنوان بهترین روش طبقه‌بندی اعلام کردند.

در میان پژوهش‌های انجام شده، روش‌های یادگیری گروهی نیز به عنوان روش‌های پیشرفته طبقه‌بندی مورد بررسی قرار گرفته‌اند. یادگیری گروهی یک الگوی یادگیری ماشین است که در آن چندین یادگیرنده برای حل یک مسئله آموزش می‌بینند (Polikar, 2006).

هی و همکاران[6] (۲۰۱۸) یک مدل یادگیرنده گروهی را بر اساس دو نوع درخت تصمیم ایجاد کردند، جنگل تصادفی و مدل تقویت گرادیان[7] شدید. این روش موثرترین روش طبقه‌بندی در مقایسه با طبقه‌بندی‌کننده‌های منفرد بود. علاوه بر این، اثربخشی هر مدل روی چندین مجموعه داده آزمایش شد.

در مطالعات اعتبارسنجی، عواملی مانند ساختار داده، متغیرهای توضیحی و معیار مقایسه در انتخاب بهترین تکنیک طبقه‌بندی مشتریان تأثیرگذارند؛ بنابراین به صراحت نمی‌توان ادعا کرد که روشی منحصر به فرد برای اعتبارسنجی با بیشترین دقت و کمترین خطا وجود دارد، این موضوع به متغیرهای زیادی از جمله ساختار داده وابسته است (Hand & Henley, 1997). بر اساس نتایج مطالعات پیشین روش‌های رگرسیون لجستیک، شبکه عصبی و درخت تصمیم رایج‌ترین تکنیک‌های مورد استفاده شده هستند. در این پژوهش نیز از روش‌های مذکور برای طبقه‌بندی و در نهایت اعتبارسنجی استفاده خواهد شد.

---

1. Random Forest
2. Support Vector Machine
3. Modified Logistic Regression
4. Chang, Y. C., et al.
5. Malekipirbazari, M. & Aksakalli, V.
6. He, H., et al.
7. Gradient Boosting

٤. واقعیت‌های آماری

در نظام بانکی بین‌الملل، شاخص مطالبات معوق معمولا بین ۲ تا ۵ درصد است، اما در کشور ما با وجود به‌کارگیری بانکداری غیرربوی به ۱۰ درصد در آذر ۱۴۰۰ رسیده است (سزاوار و همکاران، ۱۴۰۰).

جدول (۱) نسبت مطالبات غیر جاری به کل تسهیلات را در جهان و برخی از کشورهای منتخب از سال ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۰ بر اساس داده‌های بانک جهانی و بانک مرکزی ایران نمایش می‌دهد. ایران در مقایسه با آمارهای جهانی این شاخص، عملکرد ضعیفی را به نمایش گذاشته است.

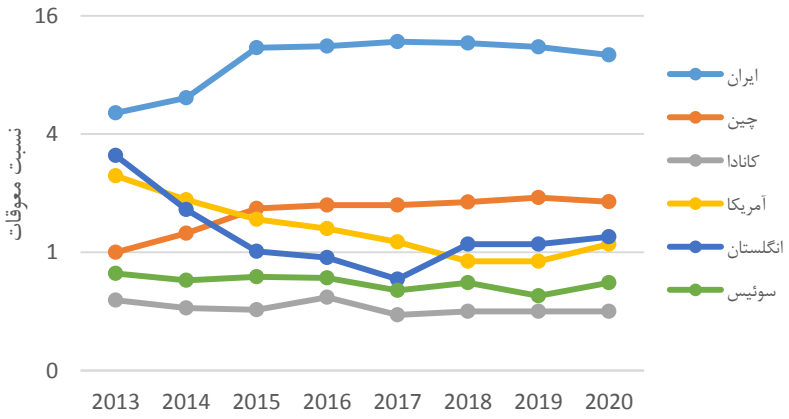
جدول ۱. نسبت مطالبات غیر جاری به کل تسهیلات در کشورهای منتخب و جهان

سال	۲۰۱۳	۲۰۱٤	۲۰۱٥	۲۰۱٦	۲۰۱۷	۲۰۱۸	۲۰۱۹	۲۰۲۰
ایران	۱۲/٥	۱۱/٦	۱۱	۱۱/۲	۱۱/۸	۱۱/٦	۱۱/۱	۱۰/۱
چین	۱	۱/۲٥	۱/٦۷	۱/۷٤	۱/۷٤	۱/۸	۱/۹	۱۱/۸
کانادا	۰/٥۷	۰/٥۲	۰/٥۱	۰/٥۹	۰/٤۸	۰/٥	۰/٥	۰/٥
آمریکا	۲/٤٥	۱/۸٥	۱/٤۷	۱/۳۲	۱/۱۳	۰/۹	۰/۹	۱/۱
انگلستان	۳/۱۱	۱/٦٥	۱/۰۱	۰/۹٤	۰/۷۳	۱/۱	۱/۱	۱/۲
سوئیس	۰/۷۸	۰/۷۲	۰/۷٥	۰/۷٤	۰/٦٤	۰/۷	۰/٦	۰/۷
جهان	٤/۰۸	٤/۱٦	٤/۰۱	۳/۹۲	۳/٤	-	-	-

ماخذ: وب‌گاه بانک جهانی (۲۰۲۲) و وب‌گاه بانک مرکزی ایران (۱٤۰۱)

نمودار (۲) مقایسه نسبت معوقات را در چند کشور منتخب نشان می‌دهد. همانطور که در این شکل مشاهده می‌شود، این نرخ در ایران در طول هشت سال مورد بررسی، میانگین ۹/۷۵ داشته که بیش از شش برابر مقدار مشابه آن در میانگین پنج کشور منتخب معادل ۱/۵۸ است. همچنین از نظر پراکندگی در ایران میزان پراکندگی این نسبت ۶/۸۵ و در سایر کشورها حداکثر ۰/۵۷ است. پراکندگی بالای این نسبت در ایران می‌تواند به دلیل ضعف روش‌های کنترلی و نوسانات زیاد اقتصادی باشد.

نمودار ۲. مقایسه نرخ معوقات



مطالبات معوق بانک‌ها می‌تواند منشا بسیاری از بحران‌های پولی و مالی باشد و آثار سوء زیادی بر بانک‌ها، بخش‌های مختلف اقتصادی و در ابعاد وسیع‌تر برای مردم هر کشور ایجاد کند. آمار حجم مطالبات معوق منتشر شده توسط بانک مرکزی ایران نشان می‌دهد که حجم مطالبات معوق، روند رو به رشدی را در دو دهه گذشته داشته است (سزاوار و همکاران، ۱۴۰۰). یکی از شاخص‌های اندازه‌گیری ریسک اعتباری، نسبت مطالبات غیر جاری به کل تسهیلات پرداختی است که بالا بودن این شاخص بیانگر ریسک اعتباری بیشتر است (کریمی و حسن‌زاده، ۱۴۰۰).

آمارهای بانک مرکزی نشان می‌دهد که مطالبات غیرجاری بانک‌های تجاری در خرداد سال ۱۴۰۱ نسبت به مدت مشابه سال گذشته رشد ۶۷/۷ درصدی داشته است. بر اساس آمار منتشر شده، میزان مطالبات غیرجاری این موسسات در خردادماه ۱۴۰۱ به حدود ۷۳ هزار میلیارد تومان رسیده است.

عواملی مانند کرونا و کاهش تقاضا در سالیان ۱۳۹۸ تا ۱۴۰۱ بر معوق شدن پرداخت‌ها موثر بوده است. البته رشد مطالبات غیرجاری موسسات مالی در ماه‌های بعدی نیز روند صعودی خود را ادامه داده و در اسفند ۱۴۰۰ به ۷۴/۸ درصد رسیده است. نظارت بر ریسک اعتباری و اعتبارسنجی دقیق مشتریان از جمله راهکارهای موثر برای بهبود شاخص‌های مربوط به مطالبات معوق به شمار می‌رود.

۵. تشریح مدل

در این پژوهش دو مدل برای پاسخ به مسئله اصلی ارائه می‌شود؛ هر دو این مدل‌ها بر پایه داده‌های وام در مطالعه موردی بنا شده‌اند. تا به امروز مبلغ وام، نظر هیئت مدیره و پیشنهادهای وام‌گیرنده در ارائه ترکیب تضامین موثر بوده‌اند. پیش‌بینی می‌شود این مدل به دلیل سیستماتیک نبودن و رفتار به نسبت سلیقه‌ای، نرخ نکول بالاتری را نسبت به مدل‌هایی که ارائه می‌شوند در یک دسته از وام‌های مشابه خواهد داشت. در این پژوهش بر اساس آیین‌نامه‌ها و قوانین این صندوق، وام هنگامی دچار نکول می‌شود که پرونده معوقات آن به نماینده حقوقی ارجاع داده شود.

در مدل جاری صندوق، پس از درخواست اولیه متقاضی وام برای دریافت وام و اعلام مبلغ موردنیاز از وی خواسته می‌شود تا بر اساس مبلغ وام موردنظر، تضامین لازم تعیین شده توسط صندوق را پس از تایید طرح تحویل دهد. در صورت عدم توانایی متقاضی وام در ارائه تضامین مورد نیاز، وی می‌تواند شرایط ارائه تضامین خود را بیان کند. این شرایط توسط هیئت مدیره صندوق بررسی و نتیجه نهایی به وام‌گیرنده اعلام می‌شود. در نهایت در صورت توافق نهایی صندوق و متقاضی وام، وام مذکور ارائه می‌شود.

۵-۱. داده‌کاوی

داده‌کاوی به تجزیه و تحلیل داده‌ها می‌پردازد تا بتواند دانش نانوشته‌ای را کشف کند. روش‌های کشف قوانین انجمنی، طبقه‌بندی داده‌ها و خوشه‌بندی از راهکارهایی محسوب می‌شوند که به تولید الگوهای خاص خود می‌پردازند.

در این قسمت به بررسی روش‌های طبقه‌بندی روی داده‌های گذشته وام صندوق می‌پردازیم. داده‌های مدنظر از ابتدای سال ۱۳۸۸ تا شهریورماه ۱۴۰۰ جمع‌آوری شده‌اند. تعداد رکوردها در این مجموعه ۲۲۲۳ عدد بود، اما پس از حذف رکوردهایی که تضامین آن‌ها ناقص ثبت شده بود به ۲۰۰۱ عدد کاهش یافت. از بین ۲۰۰۱ وام مورد اشاره، ۱۲۷ مورد از آن‌ها تا به امروز دچار نکول شده‌اند.

مراحل داده‌کاوی عبارت‌اند از: جمع‌آوری داده‌ها، پیش پردازش داده‌ها، تبدیل داده‌ها و تجزیه و تحلیل آن‌ها. با توجه به این مهم که ما نیازمند پیش‌بینی وضعیت نکول هر

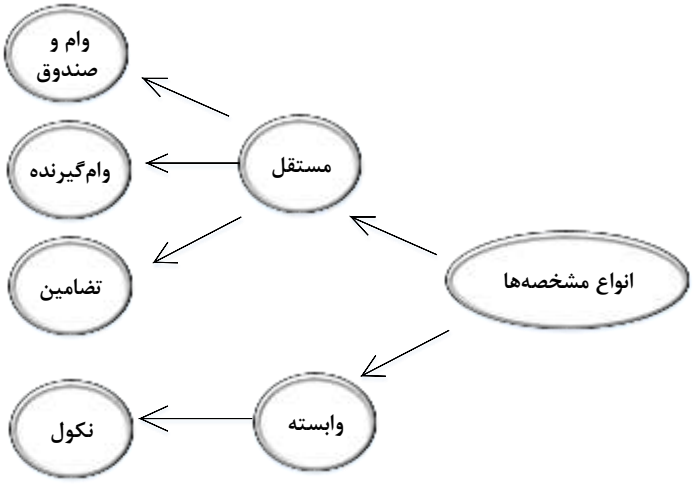
وام‌گیرنده قبل از اعطای وام هستیم تا بتوانیم تضامین مناسب‌تری برای وام دریافت کنیم، می‌توانیم از ابزارهای داده‌کاوی در این زمینه بهره‌مند شویم. با توجه به صفر و یک بودن مشخصه وابسته، روش طبقه‌بندی می‌تواند عملکرد بهتری را نسبت به سایر روش‌ها برای پژوهش ما به همراه داشته باشد. روش‌های انتخاب شده نیز منطبق بر روش‌های طبقه‌بندی رایج و پرکاربرد بررسی شده در ادبیات پژوهش هستند.

در این پژوهش برای فرآیند داده‌کاوی از نرم‌افزار آرنج[1] نسخه ۱. ۳۱. ۳ استفاده شده است. نرم‌افزار آرنج یک مجموعه یادگیری ماشین و داده‌کاوی برای تجزیه و تحلیل داده‌ها از طریق برنامه‌نویسی در محیط پایتون و برنامه‌نویسی بصری است (Demšar & et al., 2013).

۵-۱-۱. بررسی داده‌ها

درک صحیح از مشخصه‌ها در مجموعه داده‌ها برای فهم بهتر مسئله اصلی حائز اهمیت است. هرکدام از مشخصه‌ها، زیرمجموعه یکی از دسته‌های وام و صندوق، وام‌گیرنده و تضامین هستند. این دسته‌بندی در نمودار (۳) ارائه شده است.

نمودار ۳. انواع مشخصه‌ها در مجموعه داده‌ها



ماخذ: یافته‌های پژوهش

1.Orange

در جدول (۲) تمامی مشخصه‌ها در مجموعه داده‌های وام به همراه توضیحاتشان آورده شده است.

جدول ۲. مشخصه‌ها و توضیحات

ردیف	مشخصه	نام اصلی	توضیح	دسته‌بندی مشخصه
۱	Recommendations	توصیه‌نامه	موثر در امتیاز ارزیابی	وام و صندوق
۲	Branch	شعبه	شعبه ارائه‌دهنده وام	وام و صندوق
۳	Year	سال	سال ارائه وام توسط صندوق	وام و صندوق
٤	Source	منبع وام	منبع پرداخت وام	وام و صندوق
٥	Paid	مبلغ پرداخت شده	مبلغ پرداخت شده وام	وام و صندوق
٦	Fee	کارمزد	کارمزد وام	وام و صندوق
۷	Installments	اقساط	تعداد اقساط وام در زمان بازپرداخت	وام و صندوق
۸	Grace	تنفس	تعداد ماه‌های تنفس وام	وام و صندوق
۹	State	وضعیت	وضعیت وام (خاتمه یافته یا مصوب جاری)	وام و صندوق
۱۰	Customer	نوع مشتری	حقیقی یا حقوقی بودن وام‌گیرنده	وام‌گیرنده
۱۱	City	شهر	شهر وام‌گیرنده	وام‌گیرنده
۱۲	Subset	زیرمجموعه	وام‌گیرنده زیرمجموعه یکی از مراکز پارک‌های علم و فناوری، پژوهشکده‌ها، مراکز رشد، شهرک‌های صنعتی و یا هیچ‌کدام از آن‌ها است.	وام‌گیرنده
۱۳	Cheque	چک	مجموع مبالغ چک‌های بانکی دریافتی	تضامین
۱٤	Property	وثیقه ملکی	مجموع مبالغ وثیقه ملکی و مازاد آن	تضامین

ادامه جدول ۲.

ردیف	مشخصه	نام اصلی	توضیح	دسته‌بندی مشخصه
۱۵	Machinery	ماشین‌آلات و تجهیزات	مجموع مبالغ ماشین‌آلات و تجهیزات	تضامین
۱۶	Securities	اوراق بهادار	مجموع مبالغ اوراق بهادار با تضمین سیستم بانکی کشور	تضامین
۱۷	Note	سفته	مجموع مبالغ سفته‌های دریافتی	تضامین
۱۸	Stock	سهام	مجموع مبالغ سهام ثبتی یا ارزش‌گذاری شده	تضامین
۱۹	Letter of Guarantee	ضمانت‌نامه بانکی	مبلغ ضمانت‌نامه بانکی	تضامین
۲۰	Guarantor	گواهی کسر از حقوق ضامن	مجموع مبالغ گواهی کسر از حقوق	تضامین
۲۱	Default	نکول	مشخصه وابسته	نکول

ماخذ: یافته‌های پژوهش

۵-۱-۲. پیش‌پردازش داده‌ها

پیش از شروع فرآیند داده‌کاوی باید فرآیند پیش‌پردازش روی مجموعه داده جمع‌آوری شده، انجام شود. تکنیک‌های پیش پردازش زیر روی داده‌های ابتدایی انجام می‌شود:

- تبدیل داده‌ها جهت سهولت فرآیند داده‌کاوی
- تکثیر رکوردهای حاوی رکورد به دلیل کم بودن تعداد آن‌ها

(آن‌ها را ۱۰ بار تکرار می‌کنیم تا وام‌های دارای نکول ۴۰ درصد رکوردها و وام‌های بدون نکول ۶۰ درصد رکوردها را به خود اختصاص دهد).

- حذف داده‌های پرت با روش الگوریتم عامل دور افتاده محلی
- گسسته‌سازی و نرمال‌سازی بسته به روش داده‌کاوی مورد نیاز.

۵-۲. روش‌های طبقه‌بندی و اعتبارسنجی

فرآیند داده‌کاوی با استفاده از روش‌های طبقه‌بندی: K نزدیک‌ترین همسایه، ماشین بردار پشتیبان، درخت، شبکه عصبی، جنگل تصادفی، تقویت گرادیان و رگرسیون لجستیک روی مجموعه داده وام‌ها پیاده شده است.

بیش برازش[1] یا آموزش بیش از حد مشکلی رایج است که در فرآیند داده‌کاوی و یادگیری ماشین رخ می‌دهد. جهت کنترل بیش برازش راه‌حل‌های زیر مورد نظر است:

- تقسیم داده‌ها به داده‌های یادگیری[2] و آزمون[3]

این روش، تکیه بر داده‌های مشاهده شده دارد، اما هنگام ساخت مدل از آن‌ها استفاده نمی‌کند. ۵۰ درصد کل داده‌ها به منظور آموزش، ۲۵ درصد نیز برای اعتبارسنجی متقابل و مابقی داده‌ها برای آزمایش مدل در نظر گرفته می‌شود.

- استفاده از اعتبارسنجی متقابل[4]

می‌توانیم مجموعه داده‌ها را به k گروه تقسیم کنیم. در این روش اجازه می‌دهیم یکی از گروه‌ها مجموعه تست و گروه دیگر به‌عنوان مجموعه آموزش باشد. این روند را تا زمانی که هر گروه جداگانه یک بار به‌عنوان مجموعه تست استفاده شود، تکرار می‌کنیم. در این پژوهش k برابر ۱۰ است.

برای انتخاب بهترین روش پیش‌بینی نکول ابتدا باید شاخص‌های این انتخاب را برگزید. مرسوم‌ترین شاخص‌های انتخاب در داده‌کاوی عبارتند از:

- Recall یا TPR: نرخ مثبت صحیح[5]
- Precision: صحت
- FPR: نرخ مثبت کاذب[6]
- **Specificity:** نسبت منفی‌های واقعی در بین تمام موارد منفی

1. Overfitting
2. Train
3. Test
4. Cross Validation
5.True Positive Rate
6. False Positive Rate

- CA: دقت طبقه‌بندی[1]، نسبت نمونه‌هایی است که به‌درستی طبقه‌بندی شده‌اند.

برای محاسبه موارد ذکر شده، روابط (۱) تا (۵) استفاده می‌شود:

$$\text{RECALL} = \text{TPR} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (۱)$$

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (۲)$$

$$\text{FPR} = \frac{\text{FP}}{\text{TN} + \text{FP}} \quad (۳)$$

$$\text{Specificity} = 1 - \text{FPR} = \frac{\text{TN}}{\text{TN} + \text{FP}} \quad (۴)$$

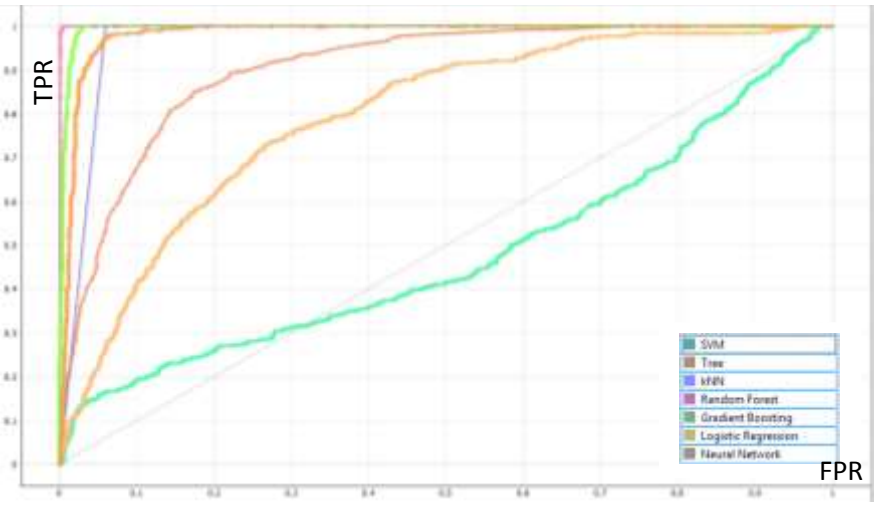
$$\text{CA} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \quad (۵)$$

مقادیر شاخص‌های بیان شده در بازه ۰ تا ۱ قرار دارند. در تمامی این شاخص‌ها بجز شاخص FPR، هر چه مقدارشان به ۱ نزدیک‌تر باشد، اعتبار روش آزمون شده بیشتر است.

نمودار ROC مدل‌های K نزدیک‌ترین همسایه، ماشین بردار پشتیبان، درخت، شبکه عصبی، جنگل تصادفی، تقویت گرادیان و رگرسیون لجستیک، در شکل‌های (۴) و (۵) آمده است. همان‌طور که در نمودار (۴) و (۵) مشخص است برای هر دو کلاس مشخصه نکول (یعنی مقادیر ۰ و ۱) روش جنگل تصادفی مطلوب‌ترین وضعیت و روش SVM، بدترین عملکرد را نسبت به سایر روش‌ها داشته‌اند.

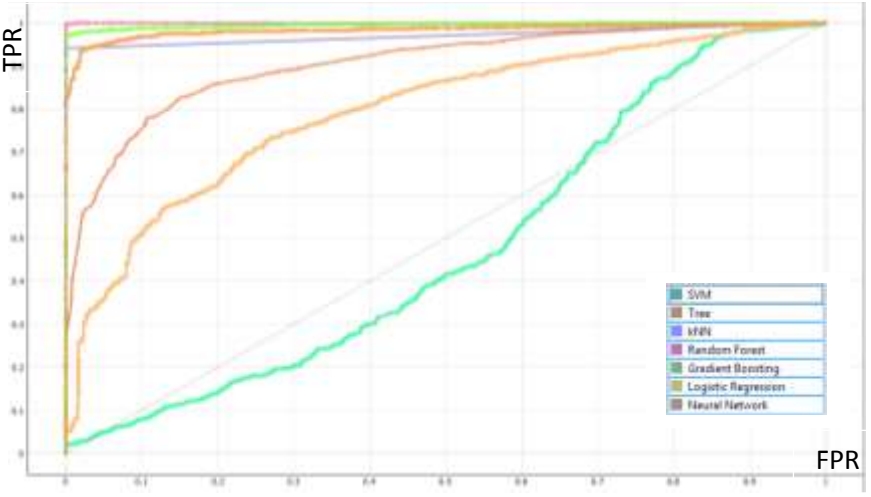
1. Classification Accuracy

نمودار ٤. نمودار مشخصه عملکرد سیستم برای مشخصه وابسته ۱ (نکول)



ماخذ: یافته‌های پژوهش

شکل ۵. نمودار مشخصه عملکرد سیستم برای مشخصه وابسته ۰ (بدون نکول)



ماخذ: یافته‌های پژوهش

مقادیر شاخص‌های اعتبارسنجی هر روش به شرح جدول (۳) است. همانطور که مشاهده می‌شود، جنگل تصادفی علاوه بر شاخص‌های TPR و FPR که در نمودار ROC بررسی شد در سایر شاخص‌ها نیز نتایج مطلوب‌تری را نسبت به سایر روش‌ها دارد. بر

اساس نتایج نمودار ROC و شاخص‌های اعتبارسنجی جنگل تصادفی را برای ایجاد مدل برمی‌گزینیم.

جدول ۳. مقادیر شاخص‌های اعتبارسنجی

مدل	CA دقت طبقه‌بندی	PRECISION صحت	RECALL (TPR)	SPECIFICITY (1- FPR)
جنگل تصادفی	۰/۹۸٦	۰/۹۷۵	۱	۰/۹٦۸
تقویت گرادیان	۰/۹۷۱	۰/۹٤۹	۱	۰/۹۳۷
شبکه عصبی	۰/۹۵۳	۰/۹۳	۰/۹۸٤	۰/۹۱۵
KNN	۰/۹۱۸	۰/۸۵٤	۱	۰/۸٤۰
درخت	۰/۸۳٦	۰/۸۲٦	۰/۸۷۷	۰,۷۸۸
رگرسیون لجستیک	۰/۷۲۵	۰/۷۷۹	۰/۷۵٦	۰/٦۹٤
SVM	۰/٤٤۸	۰/٤۲۷	۰/۵۲۳	۰/۳۸۱

ماخذ: یافته‌های پژوهش

۵-۳. ساخت ترکیب‌های تضامین

اگر بر اساس مدل‌های ریاضی بخواهیم تا کلیه ترکیبات تضامین شدنی را به دست آوریم، منابع زیادی را برای محاسبه نکول آن‌ها از دست می‌دهیم. همچنین از محدودیت‌های پذیرش تضامین صندوق نیز نمی‌توان عبور کرد. برای مثال، ترکیب تضامین وثیقه ملکی و سهام در گذشته صندوق وجود ندارد. بنابراین، برای ساده‌سازی مسئله، استفاده از منابع کمتر و نزدیک‌تر شدن نتایج به دنیای واقعی، تنها به ترکیب‌های گذشته اکتفا می‌کنیم. برای ساخت این ترکیب‌ها، قصد داریم تا کلیه حالت‌های تضامین را در گذشته بررسی کنیم.

در جدول (۴) تضامین را کدگذاری کرده تا بتوانیم راحت‌تر ترکیب‌های گذشته را بررسی کنیم. برای تضامین سهام و اوراق به دلیل فراوانی کم آن‌ها و مشابه بودن ساختارشان از دید قوانین صندوق، به هر دو آن‌ها یک کد اختصاص داده شده است.

جدول ٤. کدگذاری تضامین

کد	برچسب	تضامین زیرمجموعه
۱	Cheque	چک
۲	Note	سفته
۳	Stock	سهام و اوراق بهادار
۴	Guarantor	گواهی کسر از حقوق
۵	Property	وثیقه ملکی
۶	Letter of Guarantee	ضمانت نامه بانکی
۷	Machinery	ماشین‌آلات و تجهیزات

ماخذ: یافته‌های پژوهش

حال باید به نحوه ایجاد ترکیب‌های تضامین بپردازیم. در ابتدا ترکیب‌های مورد پذیرش را مشخص می‌کنیم و سپس به محاسبه مجموع مبلغ تضامین می‌پردازیم. نحوه تخصیص مبالغ به تضامین مختلف در ترکیب‌های منتخب، موضوع مهمی است که با در نظر گرفتن ضریب ۱۰ درصد صورت می‌پذیرد. برای مثال، نمی‌توان ۱ درصد مبلغ تضمین را به وثیقه ملکی تخصیص داد؛ زیرا این امر در عمل نشدنی است. ضریب ۱۰ درصد نیز به تنهایی محدودیت‌هایی را برای تضامین می‌تواند ایجاد کند، اما به دلیل وسعت این پژوهش، مسئله بهبود نحوه تخصیص را برای مطالعات آتی در نظر می‌گیریم.

بنا بر توصیه خبرگان صندوق، ما تنها به حالت‌های موجود از ترکیب تضامین واقعی اکتفا می‌کنیم. ترکیب‌های مورد پذیرش صندوق عبارت‌اند از:

- هر تضمین به تنهایی، ۶ ترکیب (بجز تضمین ماشین‌آلات و تجهیزات و گواهی کسر از حقوق)
- چک به همراه یکی دیگر از تضامین، ۶۱ ترکیب
- چک و سفته به همراه یکی دیگر از تضامین، ۲۱۵ ترکیب
- تضمین سفته و گواهی کسر از حقوق، ۷ ترکیب

و مجموع کل این ترکیب‌ها ۲۸۹ عدد است.

بنا بر دستورالعمل «ذخیره مطالبات مشکوک‌الوصول» صندوق، گواهی کسر از حقوق حداکثر تا ۷۰ درصد مبلغ وام را تضمین می‌کند. این موضوع برای ساخت ترکیب‌های تضامین رعایت شده است.

مجموع مبالغ تضامین باید ۱۱۵ درصد مجموع اصل و کارمزد وام باشند. با توجه به پیچیدگی محاسبات کارمزد و متفاوت بودن نحوه محاسبه کارمزد برای هر وام در صندوق در این پژوهش از روش سود مرکب استفاده شده است.

۵-٤. ضریب تضامین

هرکدام از تضامین ضریب ارزشی مربوط به خود را دارا هستند. برای مثال بر اساس دستورالعمل «ذخیره مطالبات مشکوک‌الوصول» صندوق، اگر وامی دچار نکول شود و تضامین آن چک و سفته باشند، می‌توان انتظار داشت که تنها ۴۰ درصد مبلغ آن نقد شود. با در نظر گرفتن ضرایب در جدول (۵) در حالت کلی مجموع مبلغ تضامین دریافتی افزایش می‌یابد که موجب کاهش مطلوبیت وام‌گیرنده می‌شود، اما ریسک نقدشوندگی تضامین صندوق را کاهش می‌دهد.

در تخصیص با ضرایب ارزشی تمام فرضیات ورودی‌های بدون ضریب را لحاظ می‌کنیم. تنها تفاوت میان این دو نوع ورودی در مجموع مبلغ دریافتی تضامین است.

جدول ۵. ضرایب ارزش تضامین

تضمین	ضرایب ارزش تضامین (درصد)
چک	٤٠
اوراق بهادار	۹۰
سفته	٤٠
سهام	۷۰
ضمانت‌نامه بانکی	۱۰۰
گواهی کسر از حقوق	۱۰۰(۷۰ درصد)
ماشین‌آلات و تجهیزات	٤٠
وثیقه ملکی	۷۰

ماخذ: دستورالعمل «ذخیره مطالبات مشکوک‌الوصول» صندوق

۵-۵. حداکثر نرخ نکول

برای پذیرش نهایی ترکیب تضامین، نیاز است تا احتمال نکول آن کمتر از حداکثر نرخ نکول قابل پذیرش صندوق باشد. با توجه به نرخ نکول کلی صندوق که ۶/۳ است و نظر

خبرگان صندوق در این پژوهش، حداکثر نرخ نکول مورد پذیرش را ۱۰ درصد لحاظ می‌کنیم.

۵-٦. مطلوبیت

مطلوبیت وام‌گیرنده در این پژوهش از سه جنبه بررسی می‌شود؛ مطلوبیت ناشی از انتخاب ترکیب‌ها، مطلوبیت مجموع مبلغ تضامین و مطلوبیت تضامین. در ادامه توضیحات بیشتری در خصوص این مطلوبیت‌ها آورده شده‌است:

- مطلوبیت ناشی از حق انتخاب ترکیب تضامین در مدل باضریب، بیشتر از مدل بی‌ضریب است و در حالت جاری وجود ندارد و یا بسیار محدود است.
- مطلوبیت مجموع مبلغ تضامین با مجموع مبلغ تضامین پرداختی، رابطه معکوس دارد.
- منظور از مطلوبیت تضامین رضایت نسبی مشتری است هنگامی که تضامین موردنظر را پرداخت می‌کند.

مطلوبیت تضامین نسبی است و بر اساس نظر خبرگان صندوق به هرکدام از تضامین مطلوبیتی نسبی از میان: بسیار زیاد، زیاد، متوسط، کم و بسیار کم اختصاص داده شده است. برای مثال، مطلوبیت پرداخت سفته از منظر مشتریان بسیار زیاد بوده و مطلوبیت پرداخت تضمین ضمانت‌نامه برای وام‌گیرنده بسیار ضعیف است. برای هرکدام از مقادیر مطلوبیت کیفی به اعداد صحیح ۱ تا ۵ اختصاص یافته است.

برای هر یک از ۲۰۰۱ وام در داده‌های گذشته مدل جاری، مقدار مطلوبیت تضامین وزن‌دار محاسبه شده است به طوری که وزن مبلغ هر تضمین در مطلوبیت آن اثر داده شده است. به طور میانگین مطلوبیت کل وام‌های ارائه شده ۴/۲۲ است.

٦. یافته‌ها

آزمایش‌های انجام شده در این مطالعه روی ۵۰ وام فرضی باضریب و ۳۰ وام فرضی بی‌ضریب ارزشی با در نظر گرفتن ۱۰ درصد برای حداکثر نرخ نکول قابل پذیرش انجام شده است. در ادامه به یافته‌های کلی در خصوص مطلوبیت و نکول پرداخته می‌شود.

٦-١. مطلوبیت

برای مقایسه مدل‌های جدید با مدل جاری باید بتوانیم انتخاب‌های وام‌گیرنده را از بین حالات قابل پذیرش (نرخ نکول کمتر از ۱۰ درصد)، پیش‌بینی کنیم، اما با توجه به این مهم که مطلوبیت تضمین برای هر وام‌گیرنده با وام‌گیرنده دیگر متفاوت است با قطعیت نمی‌توانیم اولویت‌های وی را در نظر بگیریم؛ به همین دلیل میانگین ۱۰ مطلوبیت برتر ترکیب‌های قابل پذیرش هر آزمایش را برای محاسبه تخمینی مطلوبیت کل مدل‌های جدید لحاظ می‌کنیم. میانگین ۱۰ مطلوبیت برتر قابل پذیرش هر آزمایش در مدل باضریب و مدل بی‌ضریب برابر با ۴/۶ بوده که از مطلوبیت تضامین مدل جاری (۴/۲۲) بیشتر است.

٦-٢. نکول و ترکیب‌های تضامین

برای بررسی کدهای ترکیب تضامین، جدول (۶) آورده شده است. در ستون دوم نرخ نکول واقعی هر ترکیب آمده است. نرخ نکول واقعی برگرفته از داده‌های گذشته است. هر کد دارای تعدادی زیرمجموعه است که تعداد آن در ستون تعداد زیرمجموعه‌ها درج شده است. برای تمامی حالت‌ها در آزمایش‌های انجام شده، میانگین احتمال نکول در دو مدل باضریب و بی‌ضریب محاسبه شده و میانگین احتمال نکول کل بی‌ضریب برابر با ۲۳/۴ درصد و باضریب برابر با ۲۴ درصد است.

با توجه به اطلاعات جدول (۶)، میانگین احتمال نکول کل ترکیبات قابل قبول مدل بی‌ضریب برابر با ۳/۹۲ درصد و مدل باضریب برابر با ۳/۹۴ درصد است. این در حالی است که نرخ نکول کل صندوق ۶/۳ درصد است.

جدول ٦. نتایج ترکیب تضامین در مدل‌های جدید (درصد)

ترکیب تضامین	نکول واقعی	میانگین مطلوبیت	نکول بی‌ضریب	نکول ترکیبات قابل قبول بی‌ضریب	نکول باضریب	نکول ترکیبات قابل قبول باضریب
۱	۲/٦	٤	۲٤/٤	٥	۲۳/۷	٥
۲	۱۰/٥	٥	۲۲	۲/٤	۲٤	٥/٤
۳	۰	٤	۲۲	٤/٥	۲۰/۸	۳/٥
۴	۲۰	٤	–	–	–	–
٥	۱۲/٥	۲	۲۲/۸	٥/۲	۲۱/۷	٤/۷
۶	۰	۱	۲۲/٤	٤/٦	۲۱	۳/۳
۱,۲	۷/۸	٤/٥	۲۳/۸	۳/۸	۲٤/۳	۳/۹
۱,۳	۸/۳	٤	۲۲/۹	٤/۱	۲۲/۹	٤/٦
۱,۴	۱۲/۷	٤	۲۳	٤/٥	۲۳/٤	٤/۹
۱,٥	۳/۸	۳	۲۲/۸	٤/٤	۲٤/۷	٤/٦
۱,۶	۰	۲/٥	۲۲/٦	٤/۳	۲۳/۱	٤/۷
۱,۷	٤۰	٤	۲۲/۸	٤/٥	۲٤/۷	٥/۱
۱,۲,۳	۰	٤/۳۳	۲۳/٦	۳/۸	۲٤/٦	۳/۸
۱,۲,۴	۲۰/۸	٤/۳۳	۲۴	۳/۸	۲٤/٤	۳/٦
۱,۲,٥	۰	۳/٦۷	۲۳/۲	٤/۱	۲۳/۷	۳/۸
۱,۲,۶	۱۰۰	۳/۳۳	۲۳/٤	۳/۹	۲٤/۳	۳/۷
۱,۲,۷	٥۰	٤/۳۳	۲۳/۹	۳/۷	۲٥/٤	۳/٦
۲,۴	۰	٤/٥	۲۳/۷	۳	۲٥/۷	٤/۷
میانگین وزن‌دار	٦/۳	۳/۹۸ (وزن‌دار)	۲۳/٤	۳/۹۲	۲٤	۳/۹٤

ماخذ: یافته‌های پژوهش

٦-۳. مقایسه مدل‌ها

تفاوت‌های کلی میان دو مدل جدید باضریب و بی‌ضریب عبارت‌اند از:

- در مدل بی‌ضریب مطلوبیت وام‌گیرنده در حالت کلی بیشتر است؛ زیرا وام‌گیرنده مجموع مبالغ تضمین کمتری را تقبل می‌کند.

- در مدل باضریب معمولا تعداد ترکیب‌های بیشتری مورد پذیرش است؛ زیرا در ابتدا سخت‌گیری بیشتری در دریافت تضامین برای وام‌گیرنده ایجاد کرده است.
- در مدل باضریب احتمال نکول کل چه در همه ترکیب‌ها و چه در ترکیب‌های قابل پذیرش، بیشتر است.
- ریسک نقدشوندگی تضامین از منظر صندوق در مدل باضریب نسبت به مدل بی‌ضریب کمتر است.

تفاوت‌های کلی میان مدل‌های جدید و مدل جاری عبارت‌اند از:

- افزایش میزان مطلوبیت وام‌گیرنده در مدل‌های ایجاد شده نسبت به مدل جاری به دلیل ایجاد حق انتخاب ترکیب تضامین
- کم شدن میزان نکول کلی در مدل‌های ایجاد شده نسبت به مدل جاری
- افزایش مطلوبیت کلی وام‌گیرنده در مدل بی‌ضریب
- کاهش ریسک نقدشوندگی تضامین در مدل باضریب

در جدول (۷) تفاوت‌های مدل‌های جدید نسبت به مدل جاری با جزئیات بیشتر، آمده است.

جدول ۷. تفاوت مدل‌های جدید نسبت به مدل جاری

مدل‌ها	مطلوبیت وام‌گیرنده				ریسک نقدشوندگی تضامین
	مطلوبیت ناشی از انتخاب ترکیب‌ها	مطلوبیت ناشی از مجموع مبلغ تضامین	مطلوبیت ناشی از داشتن حق انتخاب	نرخ نکول	
مدل جدید بی‌ضریب	⇧	-	⇧	⇩	-
مدل جدید باضریب	⇧	⇩	⇧	⇩	⇩

ماخذ: یافته‌های پژوهش

۷. جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

بانک‌ها هنگام ارائه وام به مشتریان به دلیل شناخت ناکافی از مشتریان و ریسک نکول اقدام به دریافت تضامین می‌کنند. دریافت تضامین وام‌گیرندگان به عنوان راهکاری برای

کاهش ریسک نکول در بانک‌ها شناخته شده است. نحوه ترکیب و نوع تضامین از این عوامل هستند که در ادبیات موضوعی به آن کمتر پرداخته شده است.

در حال حاضر مطالبات معوق در ایران وضعیت مطلوبی ندارد و در صورت عدم تغییر این شرایط، بحران‌های پولی و مالی زیادی ایجاد می‌شوند. با کاهش ریسک نکول وام‌ها در کشور، نسبت مطالبات غیر جاری به کل تسهیلات پرداختی کاهش می‌یابد.

در ابتدای این پژوهش به مقدمه، بیان مسئله اصلی و ضرورت حل آن پرداخته شد. سپس پیشینه تحقیق در زمینه ریسک اعتباری، نکول و تضامین بررسی شد. با مرور ادبیات ریسک اعتباری، روش‌های طبقه‌بندی رایج در داده‌کاوی برای استفاده انتخاب شدند. در ادامه مجموعه داده وام‌ها در یک صندوق پژوهش و فناوری استانی بررسی شد و فرآیند داده‌کاوی با استفاده از روش‌های طبقه‌بندی بر روی همان داده‌ها پیاده‌سازی شد. در پایان روش جنگل تصادفی با دقت پیش‌بینی ۰/۹۸۶ به عنوان روش منتخب برای ساخت مدل ترکیب تضامین معرفی شد. با در نظر گرفتن ترکیب تضامین در گذشته و استفاده از روش جنگل تصادفی، دو مدل بی‌ضریب و باضریب برای تولید ترکیب‌های تضامین ایجاد و در این اقدام از فرآیندهای یادگیری ماشین استفاده شد. در مدل بی‌ضریب، ضرایب ارزشی تضامین در نظر گرفته نشده است در صورتی که این ضرایب در مدل باضریب اثرگذار هستند. ترکیب‌های تضامین بر اساس ترکیب‌های تضامین دریافت شده در صندوق ایجاد شده‌اند؛ زیرا هر نوع ترکیبی از منظر صندوق و وام‌گیرنده قابل پذیرش و ارائه نیستند. خروجی دو مدل بیان شده، ترکیبات تضامین با حداکثر نرخ نکول مورد پذیرش ۱۰ درصد است. وام‌گیرنده می‌تواند از بین ترکیبات تضامین موجود بنابر شرایط خود، ترکیب تضامین وام خود را انتخاب کند. در آزمون‌های انجام شده میانگین احتمال نکول کل ترکیبات قابل قبول در مدل باضریب برابر با ۳/۹۴ درصد است این در حالی که نرخ نکول کل وام‌های صندوق برابر با ۶/۳ درصد است. در مقایسه مدل جاری دریافت تضامین و مدل‌های ایجاد شده در این پژوهش می‌توان گفت که در مدل بی‌ضریب نرخ نکول کاهش و مطلوبیت وام‌گیرندگان افزایش می‌یابد. در مدل باضریب نیز نرخ نکول و ریسک نقدشوندگی تضامین کاهش می‌یابد.

با استفاده از نتایج این تحقیق و پیاده‌سازی آن می‌توان نرخ نکول کل صندوق را کاهش داد و مطلوبیت وام‌گیرندگان را به دلیل انتخاب ترکیبات تضامین مطابق با اولویت‌هایشان و داشتن حق انتخاب افزایش داد. کاهش نرخ نکول می‌تواند منجر به کاهش مطالبات معوق شود.

برای ادامه این پژوهش می توان کارمزد هر وام را متناسب با ترجیحات موسسه مالی متغیر در نظر گرفت و به وام‌گیرنده اجازه داد ترکیب موردنظر را انتخاب کند. همچنین می‌توان اولویت‌های وام‌گیرنده را دریافت کرده و در مدل تاثیر داد و برای تعیین بهینه متغیر حداکثر نرخ نکول قابل پذیرش از الگوریتم‌های فراابتکاری استفاده کرد.

تعارض منافع

تعارض منافع وجود ندارد.

ORCID

Nazanin Ghasemdokht https://orcid.org/0000-0001-8088-8027
Hamideh Razavi https://orcid.org/0000-0003-1837-7933

منابع

افشارنیا، الهام. (۱۴۰۰). تاثیر سامانه صیاد در کاهش صدور چک بلامحل. چهارمین کنفرانس بین المللی و پنجمین کنفرانس ملی حقوق و علوم سیاسی. تهران.
https://civilica.com/doc/1470533 .

خوشنود، زهرا. (۱۳۹۹). بررسی پیش نیازهای کارکرد موثر سامانه متمرکز ثبت وثایق منقول در ارتقای مدیریت ریسک بانک‌ها و دسترسی به اعتبار. *فصلنامه روند*، ۲۶(۸۵ و ۸۶)، ۴۵-۶۹، https://www.noormags.ir/view/fa/articlepage/1831571.

سزاوار، محمدرضا و خزائی، علیرضا و اسلامیان، مجتبی. (۱۴۰۰). بررسی پدیده معوقات بانکی و مقایسه آن با برخی کشورها (با تاکید بر نقش قانون عملیات بانکی بدون ربا در ایران). *فصلنامه پژوهش‌ها و سیاست‌های اقتصادی*، ۲۹(۹۷)، ۲۸۲-۲۶۳، http://qjerp.ir/article-1-2748-fa.html.

صدیقی، امیر. (۱۳۹۸). *ارزیابی ریسک نکول وام‌های بانکی با درنظر گرفتن رفتار بازپرداخت*. پایان‌نامه کارشناسی ارشد. دانشگاه فردوسی مشهد.

طراحیان، امیراعظم و اسدی، سعید. (۱۳۹۷) توسعه مدل سرمایه قانونی بازل در شرایط رکود اقتصادی، *فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی ایران*، ۲۳(۷۶)، ۱۵۹-۱۸۴.
https://doi.org/10.22054/ijer.2018.9516.

کریمی وردنجانی، رضا و حسن زاده، حسین. (۱۴۰۰). استخراج و رتبه‌بندی عوامل ایجاد مطالبات معوق نظام بانکی و ارائه راهکارهای پیشنهادی (۱۳۹۰-۱۳۹۸). *فصلنامه راهبرد مدیریت مالی*، ۹، ۶۳-۴۱، https://sid.ir/paper/960456/fa.

محرابی، لیلا. (۱۳۹۴). آمار مطالبات غیر جاری در نظام بانکی کشور. *فصلنامه تازه‌های اقتصاد*، ۱۴۴، ۱۳۱-۱۳۵، https://www.noormags.ir/view/ar/articlepage/1195710.

محمدی، محمدصادق و کریم زاده، مصطفی مهدی، بهنامه . (۱۳۹۹). احتمال نکول تسهیلات پرداختی اولین بانک قرضه های کوچک در استان هرات افغانستان، *فصلنامه مدلسازی اقتصادی*، ۱۴، ۷۹-۱۰۰، https://sid.ir/paper/402625/fa.

وب‌گاه بانک مرکزی ایران. (۱۴۰۱). www.cbi.ir.

References

Abdou, H. A., Tsafack, M. D. D., Ntim, C. G., & Baker, R. D. (2016). Predicting creditworthiness in retail banking with limited scoring data. *Knowledge-Based Systems, 103,* 89-103. DOI: 10.1016/j.knosys.2016.03.023.

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. DOI:10.1016/j.eswa.2007.08.030

Afsharnia, E. (2021). The effect of Sayad system in reducing the issuance of bounced checks, 4th International Conference and 5th National Conference on Law and Political Science, Tehran. https://civilica.com/doc/1470533.[In Persian]

Akkoç, S. (2012). An empirical comparison of conventional techniques, neural networks and the three stage hybrid Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) model for credit scoring analysis: The case of Turkish credit card data. *European Journal of Operational Research, 222(1),* 168-178, DOI:10.1016/j.ejor.2012.04.009.

Baesens, B., Van Gestel, T., Viaene, S., Stepanova, M., Suykens, J., & Vanthienen, J. (2003). Benchmarking state-of-the-art classification

algorithms for credit scoring. *Journal of the operational research society, 54(6),* 627-635, https://www.jstor.org/stable/4101754.

Basel, I. I. (2004). Basel Committee on Banking Supervision, *Bank for international settlements.* BIS Economic Papers, (46). DOI:10.4236/me.2012.37109.

Bekhet, H. A., & Eletter, S. F. K. (2014). Credit risk assessment model for Jordanian commercial banks: Neural scoring approach. *Review of Development Finance, 4(1),* 20-28, DOI:10.1016/j.rdf.2014.03.002.

Berger, A. N., Espinosa-Vega, M. A., Frame, W. S., & Miller, N. H. (2011). Why do borrowers pledge collateral? New empirical evidence on the role of asymmetric information. *Journal of Financial Intermediation, 20(1),* 55-70, DOI:10.1016/j.jfi.2010.01.001.

Chang, S., Kim, S. D., & Kondo, G. (2015). Predicting default risk of lending club loans. *Machine Learning,* 1-5. http://cs229.stanford.edu/proj2015/199_report.pdf.

Chang, Y. C., Chang, K. H., & Wu, G. J. (2018). Application of eXtreme gradient boosting trees in the construction of credit risk assessment models for financial institutions. *Applied Soft Computing, 73,* 914-920, DOI:10.1016/j.asoc.2018.09.029.

Davydenko, S. A., & Franks, J. R. (2008). Do bankruptcy codes matter? A study of defaults in France, Germany, and the UK. *The Journal of Finance, 63(2),* 565-608, DOI:10.1111/j.1540-6261.2008.01325.x.

Degryse, H., Karapetyan, A., & Karmakar, S. (2021). To ask or not to ask? Bank capital requirements and loan collateralization. *Journal of Financial Economics, 142(1),* 239-260. DOI:10.1016/j.jfineco.2021.05.017.

Demšar, J., Curk, T., Erjavec, A., Gorup, Č., Hočevar, T., Milutinovič, M., ... & Zupan, B. (2013). Orange: data mining toolbox in Python. *the Journal of machine Learning research, 14(1),* 2349-2353. https://jmlr.org/papers/volume14/demsar13a/demsar13a.pdf.

Dzik-Walczak, A., & Heba, M. (2021). An implementation of ensemble methods, logistic regression, and neural network for default prediction in Peer-to-Peer lending. *Zbornik radova Ekonomskog fakulteta u Rijeci: časopis za ekonomsku teoriju i praksu, 39(1),* 163-197. DOI: ://doi.org/10.18045/zbefri.2021.1.163.

Hand, D. J., & Henley, W. E. (1997). Statistical classification methods in consumer credit scoring: a review. *Journal of the Royal Statistical*

Society: Series A (Statistics in Society), 160(3), 523-541, https://www.jstor.org/stable/2983268.

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, DOI:10.1016/j.eswa.2018.01.012.

Imtiaz, S., & Brimicombe, A. J. (2017). A better comparison summary of credit scoring classification. *International journal of advanced computer science and applications, 8(7),* DOI:10.14569/IJACSA.2017.080701.

Iran bank website, www.worldbank.org (2022).

Karimi Vardanjani, & Hassanzadeh. (2021). Extraction and ranking of the factors causing the outstanding claims of the banking system and providing suggested solutions (1390-1398). *Financial Management Strategy, 9(2),* 63-41, https://sid.ir/paper/960456/fa. [In Persian]

Khoshnod, Z. (2019). Prerequisites for the functioning of the centralized system for the registration of movable assets in the promotion of banks' risk management and access to credit. *the process, 85 and 86,* 45-69, https://www.noormags.ir/view/fa/articlepage/1831571. [In Persian]

Kumar, M., & Yadav, G. C. (2013). Liquidity risk management in bank: a conceptual framework. *AIMA journal of management & research, 7(2/4),* 0974-497.
https://apps.aima.in/ejournal_new/articlesPDF/Manish-Kumar.pdf.

Lahsasna, A., Ainon, R. N., & Teh, Y. W. (2010). Credit Scoring Models Using Soft Computing Methods: A Survey. *Int. Arab J. Inf. Technol., 7(2),* 115-123.
https://www.researchgate.net/publication/220413948_Credit_Scoring_Models_Using_Soft_Computing_Methods_A_Survey.

Lee, T. S., Chiu, C. C., Lu, C. J., & Chen, I. F. (2002). Credit scoring using the hybrid neural discriminant technique. *Expert Systems with applications, 23(3),* 245-254.
DOI:10.1016/S0957-4174(02)00044-1.

Love, I., Martínez Pería, M. S., & Singh, S. (2016). Collateral registries for movable assets: does their introduction spur firms' access to bank financing?. *Journal of Financial Services Research, 49(1),* 1-37.
DOI: 10.1007/s10693-015-0213-2.

Mahapatra, B. (2012). Implications of Basel III for capital, liquidity and profitability of banks. *RBI Monthly Bulletin.*
https://www.bis.org/review/r120305b.pdf.

Malekipirbazari, M., Aksakalli, V. (2015). Risk assessment in social lending via random forests. *Expert Systems with Applications, 42,* 4621–4631. DOI: 10.1016/j.eswa.2015.02.001

Mehrabi,L. (2014). statistics of non-current claims in the country's banking system. *Economic News Quarterly, 144,* 1394, 131-135. https://www.noormags.ir/view/ar/articlepage/1195710. [In Persian]

Mirza, N., Rahat, B., Naqvi, B., & Rizvi, S. K. A. (2020). Impact of Covid-19 on corporate solvency and possible policy responses in the EU. The Quarterly *Review of Economics and Finance*. DOI:10.1016/j.qref.2020.09.002.

Mohammadi, M., Karimzadeh, M., & Mahdi, B. (2019). the probability of default of the first small loan bank in Herat province Afghanistan. *Economic Modeling, 14,* 79-100. https://sid.ir/paper/402625/fa. [In Persian]

Polikar, R. (2006). Ensemble based systems in decision making. *IEEE Circuits and systems magazine, 6(3),* 21-45. DOI:10.1109/MCAS.2006.1688199.

Rashid, A., & Jabeen, S. (2016). Analyzing performance determinants: Conventional versus Islamic banks in Pakistan. *Borsa Istanbul Review, 16(2),* 92-107, DOI: 10.1016/j.bir.2016.03.002.

Sedihgi, A.(2020). *Analyzing risk of default of loans by considering behavioral payback*. M. Sc. Thesis. Ferdowsi University of Mashhad. [In Persian]

Sezawar, Khazaei, & Islamian. (2021). Examining the phenomenon of bank arrears and comparing it with some countries (with an emphasis on the role of the law on usury-free banking operations in Iran). *Quarterly journal of economic research and policies, 29(97),* 263-282. http://qjerp.ir/article-1-2748-fa.html. [In Persian]

Steijvers, T., Voordeckers, W., & Vanhoof, K. (2010). Collateral, relationship lending and family firms. *Small Business Economics, 34(3),* 243-259, DOI:10.1007/s11187-008-9124-z.

Tarrahian, A., & Asadi, S. (2018). Development of the Basel legal capital model in economic recession conditions. *Iranian Journal of Economic Research,* (76)23, 159-184, https://doi.org/10.22054/ijer.2018.9516. [In Persian]

Trad, N., Trabelsi, M. A., & Goux, J. F. (2017). Risk and profitability of Islamic banks: A religious deception or an alternative solution?.

European Research on Management and Business Economics, 23(1), 40-45, DOI: 10.1016/j.iedeen.2016.09.001.

Tsai, K., Ramiah, S., & Singh, S. (2014). Peer lending risk predictor. CS229 Autumn, DOI:10.13140/2.1.4810.6567.

Tsai, M. C., Lin, S. P., Cheng, C. C., & Lin, Y. P. (2009). The consumer loan default predicting model–An application of DEA–DA and neural network. *Expert Systems with applications, 36(9),* 11682-11690, DOI: https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.03.009.

Wang, G., Hao, J., Ma, J., & Jiang, H. (2011). A comparative assessment of ensemble learning for credit scoring. *Expert systems with applications, 38(1),* 223-230, DOI:10.1016/j.eswa.2010.06.048.

World bank website, www.worldbank.org (2022).

Wu, D., & Olson, D. L. (2010). Enterprise risk management: coping with model risk in a large bank. *Journal of the Operational Research Society, 61(2),* 179-190, DOI:10.1057/jors.2008.144.

Yeh, I. C., & Lien, C. H. (2009). The comparisons of data mining techniques for the predictive accuracy of probability of default of credit card clients. *Expert systems with applications, 36(2),* 2473-2480. DOI: 10.1016/j.eswa.2007.12.020.

Zheng, C., & Zhang, J. (2021). The impact of COVID-19 on the efficiency of microfinance institutions. *International Review of Economics & Finance, 71,* 407-423, DOI:10.1016/j.iref.2020.09.016.

استناد به این مقاله: قاسم‌دخت، نازنین، رضوی، حمیده. (۱۴۰۲). مدیریت ریسک تضامین در یک موسسه مالی، *پژوهش‌های اقتصادی ایران*، ۲۸ *(۹۵)*، ۱۵۷-۱۹۲.

Iranian Journal of Economic Research is licensed under a Creative Commons Attribution.NonCommercial 4.0 International License.