

**Appropriate Modeling of the Validation of Knowledge-based Companies
Applying to Receive Facilities from Iran National Innovation Fund and
Prosperity Fund and Research and Technology Funds**Mohamadhossein Ghavam¹ | Mohamadreza Simiari^{2*} | Ali Eyvazi^{3*}**Research Paper****Received:**
2025/04/05
Revised:
2025/07/21
Accepted:
2025/07/21
Published:
2025/09/27ISSN: 2717-1809
E-ISSN: 2717-199x**Abstract**

Research problem and objective: This research seeks to provide a suitable model for validation for granting facilities to start-up and knowledge-based companies through the resources of the Presidential Institution's Innovation and Prosperity Fund's credit line. As the main driver of the growth and development of the knowledge-based economy, knowledge-based companies are of great importance. The aim of this research is to find a suitable model for validating knowledge-based companies by the Innovation and Prosperity Fund and Research and Technology Funds.

Research Methodology: This research attempts to design a suitable model for validation using the effective indicators and data that the Innovation and Prosperity Fund and Research and Technology Funds use in validating knowledge-based companies. This new model will be obtained using the artificial neural network method.

In the first step, the effective indicators and data that the Innovation and Prosperity Fund uses were classified and entered into the Matlab software. Using MATLAB and the artificial neural network method, the aforementioned data were analyzed, examined, and modeled. Thus, the credit assessment model for customers applying for facilities was extracted by MATLAB and based on artificial neural network models. Based on this model, the performance of four feedforward neural networks, LVQ neural network, cascade neural network, and perceptron neural network on the research problem was reviewed, and the LVQ neural network method provided the best performance of the aforementioned models with an accuracy of 96%.

Necessity of Research: Financial institutions, including the "Innovation and Prosperity Fund" and "Research and Technology Funds", cannot recognize the risk and probability of default facing a company if they do not use an accurate credit risk measurement system. As a result, the credit line of this fund will be threatened and the facilities will not be allocated to the companies optimally. Credit assessment models are the most important tool for financial institutions to predict the loss of non-repayment of facilities, which is a kind of strength of these institutions compared to other companies. In fact, by assessing the creditworthiness of customers, they prevent the risk of default and financial loss to a great extent. In a way, it can be said that by allocating credit to companies with appropriate credit limits, this fund, in addition to observing justice, also reduces the credit risk of its portfolio. Therefore, designing a credit assessment model plays a significant role in optimizing credit allocation and also ensuring the fund's capital principal.

Findings and Conclusion: Based on the high accuracy of the LVQ model, various funds that intend to grant facilities to knowledge-based companies can use this model to assess the creditworthiness of these companies in order to reduce the fund's credit risk and have better performance in granting facilities.

Research limitations: Given that the data of knowledge-based companies is confidential with the Innovation and Prosperity Fund and the Research and Technology Funds, accessing this data is very difficult and time-consuming, and in some specific cases, access to company information is not allowed. (The information and data in this study were obtained from the funds completely anonymously).

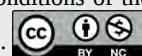
Keywords: Artificial neural network, Credit assessment, Lending, Iran National Innovation Fund.

DOR: 20.1001.1.27171809.1404.6.3.2.0

1. Assistant Professor, Department of Finance, Faculty of Islamic Studies and Management, Imam Sadeq University, Tehran, Iran.
2. Corresponding Author: PhD Student, Finance-Banking, Faculty of Management and Accounting, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran. M14125s@gmail.com
3. Master's degree, Islamic Studies and Financial Management, Faculty of Islamic Studies and Management, Imam Sadeq University, Tehran, Iran.

This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the

Creative Commons Attribution Non-Commercial (CC-BY-NC) license.





مدل‌سازی اعتبارسنجی شرکت‌های دانش‌بنیان متقاضی دریافت تسهیلات از صندوق نوآوری و شکوفایی و صندوق‌های پژوهش و فناوری

محمدحسین قوام^۱ | محمدرضا سیمپاری^۲ | علی عیوضی^۳

چکیده

مسئله و هدف تحقیق: در راستای تقویت اقتصاد دانش‌بنیان، اعطای تسهیلات به شرکت‌های دانش‌بنیان توسط صندوق نوآوری و شکوفایی ریاست جمهوری و منابع خط اعتباری اعطا شده به صندوق‌های پژوهش و فناوری در حال اجرا است. غالباً شرکت‌های دانش‌بنیان، کوچک و متوسط و نوپا هستند و در نتیجه، اعتبارسنجی آنها با چالش مواجه است. برای به نتیجه رسیدن حمایت‌های دولتی و جلوگیری از نكول، لازم است اعتبارسنجی این شرکت‌ها تقویت شود. هدف این پژوهش، یافتن الگویی به‌منظور اعتبارسنجی شرکت‌های دانش‌بنیان متقاضی تسهیلات از صندوق‌ها است. روش تحقیق: این تحقیق با استفاده از داده‌هایی که صندوق نوآوری و شکوفایی و صندوق‌های پژوهش و فناوری در اعتبارسنجی شرکت‌های دانش‌بنیان استفاده می‌کنند، یک مدل مناسب جهت اعتبارسنجی با روش شبکه عصبی مصنوعی ارائه می‌نماید.

در گام نخست، شاخص‌ها و داده‌های مؤثری که صندوق نوآوری و شکوفایی از آنها بهره می‌برد، طبقه‌بندی شده و وارد نرم‌افزار متلب شده و با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی مورد تحلیل، بررسی و مدل‌سازی قرار گرفتند. بدین ترتیب مدل اعتبارسنجی مشتریان متقاضی دریافت تسهیلات استخراج شد. براساس این مدل عملکرد چهار شبکه عصبی پیش‌خور، شبکه عصبی LVQ و شبکه عصبی آبدشاری و شبکه عصبی پرسپترون در مورد مسئله تحقیق مرور شد.

یافته‌ها و نتیجه‌گیری: روش شبکه عصبی LVQ با دقت ۹۶ درصد بهترین عملکرد را در بین مدل‌های چهارگانه یاد شده ارائه کرد. پیشنهاد می‌شود صندوق‌هایی که قصد اعطای تسهیلات به شرکت‌های دانش‌بنیان دارند از این مدل جهت اعتبارسنجی شرکت‌های دانش‌بنیان استفاده نمایند تا ریسک اعتباری صندوق کاهش یابد و عملکرد بهتری در اعطای تسهیلات داشته باشند.

کلیدواژه‌ها: اعتبارسنجی، صندوق نوآوری و شکوفایی، صندوق پژوهش و فناوری، شبکه عصبی

DOR: 20.1001.1.27171809.1404.6.3.2.0

۱. استادیار، گروه مالی، دانشکده معارف اسلامی و مدیریت، دانشگاه امام صادق (ع)، تهران، ایران.

۲. نویسنده مسئول: دانشجوی دکتری، مالی-بانکداری، دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران.
M14125s@gmail.com

۳. کارشناسی ارشد، معارف اسلامی و مدیریت مالی، دانشکده معارف اسلامی و مدیریت، دانشگاه امام صادق (ع)، تهران، ایران.

این مقاله یک مقاله با دسترسی آزاد است که تحت شرایط و ضوابط مجوز (CC BY-NC) Creative Commons Attribution Non-Commercial



توزیع شده است.

مقدمه و بیان مسئله

هنگام آغاز فرایند اجرایی اصل یک صد و بیست و سوم (۱۲۳) و نیز اصل ۴۴ قانون اساسی جمهوری اسلامی ایران، قانونی تحت عنوان حمایت از شرکت ها و مؤسسات دانش بنیان و تجاری سازی نوآوری ها و اختراعات، توسط مجلس شورای اسلامی در سال ۱۳۸۹ تصویب و به تأیید شورای محترم نگهبان رسید و در همان سال برای اجرا به دولت ابلاغ شد. هیئت وزیران نیز آیین نامه اجرایی این قانون مذکور را در اواسط سال ۱۳۹۱ تصویب نمود.

مطابق پنجمین ماده این قانون جهت تحقق اقتصاد دانش بنیان و فناوری محور و تکمیل زنجیره ایده تا بازار، در اواخر سال ۱۳۹۱ نهادی مالی به نام صندوق نوآوری و شکوفایی تأسیس شده است.

صندوق نوآوری و شکوفایی با هدف تجاری سازی نوآوری ها و اختراعات، کاربردی نمودن دانش و دستاوردهای پژوهشی و تکمیل زنجیره ایده/محصول/بازار از شرکت های دانش بنیان و نوپا پشتیبانی و حمایت کرده و خدمات مالی و اعتباری از جمله کمک، تسهیلات و مشارکت برای آنها تأمین می نماید. در واقع هدف نهایی صندوق نوآوری و شکوفایی به عنوان یک نهاد توسعه ای کمک به رونق اقتصادی کشور از طریق حوزه های دانش بنیان و فناوری های برتر است. خدمات صندوق نوآوری و شکوفایی شامل تسهیلات، ضمانت نامه، سرمایه گذاری و توانمندسازی است. تمامی شرکت ها و مؤسساتی که از طریق کارگروه ارزیابی و تشخیص صلاحیت مؤسسات و شرکت های دانش بنیان تأییدیه دانش بنیان برای محصول یا محصولات خود دریافت کنند، مشمول حمایت های صندوق نوآوری و شکوفایی خواهند بود.

بر اساس گزارش عملکرد صندوق نوآوری و شکوفایی (۱۴۰۳) تعداد شرکت های دانش بنیان به ۱۰،۱۳۰ شرکت رسید. از این تعداد ۶،۷۱۰ عدد نوپا (۶۶،۲ درصد)، ۲،۳۶۶ عدد نوآور (۲۳،۳ درصد) و ۱،۰۵۴ عدد (۱۰،۴ درصد) فناور هستند. بر این اساس، بکارگیری روش هایی که برای اعتبارسنجی شرکت های بالغ استفاده می شود (روش هایی مبتنی بر داده هایی مانند سابقه فروش، اطلاعات موجود در صورت های مالی دقیق و حسابرسی شده و...) در اکثر شرکت های موجود در این زیست بوم با چالش مواجه است.

صندوق نوآوری و شکوفایی در سال ۱۴۰۳ به میزان ۱۹،۷۱۱ میلیارد تومان به شرکت‌ها تسهیلات اعطا کرده است. این تسهیلات به دو روش «با همکاری شبکه بانکی» (مبلغ ۱۲،۱۳۳ میلیارد تومان) و «از منابع داخلی» (مبلغ ۷،۵۷۸ میلیارد تومان) ارائه شده است. در این زیست‌بوم، ۸۶ صندوق پژوهش و فناوری با سرمایه ثابتی مجموعاً ۹،۰۶۲ میلیارد تومان فعال هستند. از ۷،۵۷۸ میلیارد تومان تسهیلاتی که از منابع داخلی صندوق نوآوری و شکوفایی پرداخت شده است، ۱،۲۱۳ میلیارد تومان (۱۶ درصد) با عاملیت صندوق‌های پژوهش و فناوری در قالب خط اعتباری و ۶،۳۶۵ میلیارد تومان (۸۴ درصد) توسط خود صندوق نوآوری و شکوفایی پرداخت شده است (گزارش عملکرد صندوق نوآوری و شکوفایی سال ۱۴۰۳، سایت صندوق نوآوری و شکوفایی^۱).

به عنوان محرک اصلی رشد و توسعه اقتصاد دانش‌بنیان، شرکت‌های دانش‌بنیان از اهمیت فراوانی برخوردار هستند. با توجه به اهمیت شرکت‌های دانش‌بنیان، شناسایی و برطرف کردن چالش‌های آنها اهمیت ویژه‌ای دارد. یکی از مهم‌ترین چالش‌های شرکت‌های دانش‌بنیان تأمین مالی آنهاست؛ به طوری که این تأمین مالی باید متناسب با مرحله توسعه این شرکت‌ها باشد. ماهیت متفاوت فعالیت این شرکت‌ها موجب می‌شود سازوکارهای متفاوتی نسبت به سایر بنگاه‌های اقتصادی جهت تأمین مالی داشته باشند. صندوق‌های تأمین مالی حوزه فناوری مانند صندوق نوآوری و شکوفایی، به عنوان یکی از منابع تأمین سرمایه مالی، می‌توانند در افزایش رشد و توسعه شرکت‌های دانش‌بنیان مؤثر باشند (هاجری و بساوند، ۱۳۹۷).

تسهیلات ارائه شده توسط صندوق نوآوری و شکوفایی در مقوله‌های تسهیلات رشد تولید، تسهیلات اشتغال‌زایی، تسهیلات لیزینگ و استصناع، تسهیلات تولید صنعتی، تسهیلات صندوق‌های پژوهش و فناوری، تسهیلات نمونه‌سازی، تسهیلات قبل از تولید صنعتی، تسهیلات توسعه خدمات تأمین مالی جمعی، تسهیلات توسعه زنجیره‌های ارزش، تسهیلات سرمایه‌پذیری شتاب‌دهنده‌ها، تسهیلات ورود به بازار، تسهیلات تأمین مالی قراردادهای تسهیلات خرید دین و تسهیلات خرید و رهن محل کار طبقه‌بندی می‌شود (گزارش عملکرد صندوق نوآوری و شکوفایی سال ۱۴۰۳).

1. <https://www.inif.ir/>

قلمرو این تحقیق تسهیلاتی است که صرفاً به شرکت های دانش بنیان پرداخت شده و عمدتاً شامل مقوله های تسهیلات سرمایه در گردش، تسهیلات قبل از تولید صنعتی، تسهیلات تولید صنعتی، تسهیلات نمونه سازی و تسهیلات لیزینگ و استصناع می شود. هدف این تحقیق احصاء مدل اعتبارسنجی جهت اعطای تسهیلات به شرکت های دانش بنیان از طریق خط اعتباری صندوق نوآوری و شکوفایی ریاست جمهوری است.

مؤسسات مالی از جمله صندوق نوآوری و شکوفایی و صندوق های پژوهش و فناوری (که از این پس به اختصار صندوق ها نامیده می شود) در صورتی که از یک سیستم دقیق سنجش ریسک اعتباری استفاده نکنند، نمی توانند ریسک و احتمال نکولی که متوجه یک شرکت است را تشخیص دهند. در نتیجه خط اعتباری این صندوق مورد تهدید واقع خواهد شد و تسهیلات به صورت بهینه به شرکت ها اختصاص نخواهد یافت. مدل های اعتبارسنجی مهم ترین ابزار برای مؤسسات مالی در جهت پیش بینی زیان عدم بازپرداخت تسهیلات می باشد که به نوعی نقطه قوت این مؤسسات نسبت به شرکت های دیگر می باشد. در واقع با اعتبارسنجی مشتریان تا حد بسیار زیادی، از ریسک نکول و همچنین ضرر مالی جلوگیری می کنند. مؤسسات مالی با استفاده از این مدل ها متقاضی خوش حساب را شناسایی خواهند کرد و با ارائه تسهیلات به این شرکت ها از سرمایه خود محافظت خواهند کرد. به نوعی می توان گفت این صندوق با تخصیص اعتبار به شرکت های دارای حد اعتباری مناسب علاوه بر رعایت عدالت، ریسک اعتباری پرتفو خود را نیز کاهش می دهند.

بنابراین طراحی یک مدل اعتبارسنجی، در بهینه سازی تخصیص اعتبار و همچنین تضمین اصل سرمایه صندوق، نقش بسزایی دارد.

لازم به ذکر است عوامل حقوقی-سیاسی، بازاریابی، ذات فناوری، مالی-اقتصادی، مدیریتی، زیرساختی و قوانین و مقررات حمایتی، مقوله های اساسی مؤثر بر جذابیت سرمایه گذاری در شرکت های دانش بنیان ایران هستند (استادی و مهتدی، ۱۴۰۳، ص ۱۲۲).^۱ این پژوهش بر بعد مالی-اقتصادی تمرکز دارد، هرچند در تحلیل خود نقش عوامل دیگر را نیز لحاظ کرده است.

۱. این تحقیق (چاپ در نشریه پژوهش های راهبردی بودجه و مالیه) با استفاده از تحلیل مضمون عوامل و مقوله های اساسی مؤثر بر جذابیت سرمایه گذاری در بنگاه های اقتصادی دانش پایه منطقه شمال غرب ایران را شناسایی کرده است.

مبانی نظری پژوهش

ریسک اعتباری، اندازه‌گیری آن و کاربرد شبکه عصبی

ریسک ناشی از عدم ایفای تعهد مشتری نسبت به بازپرداخت کل و یا قسمتی از وام یا بدهی، ریسک اعتباری نام دارد. از تعاریف دیگر می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

۱. احتمال کاهش توان بازپرداخت اصل و فرع وام دریافتی توسط مشتری اعتباری
۲. احتمال عدم توان بازپرداخت اصل و فرع وام دریافتی توسط مشتری اعتباری
۳. احتمال به تعویق افتادن بازپرداخت اصل و فرع وام دریافتی توسط مشتری اعتباری (بیور^۱ و پارکر^۲، ۱۹۹۵).

اولین بار در سال ۱۹۰۹ اندازه‌گیری ریسک اعتباری توسط جان موردی بر روی اوراق قرضه انجام گرفت (گلانتز^۳، ۲۰۰۳). دوران در سال ۱۹۴۱ در صدد دانستن پارامترهای مهم از نظر وام‌دهندگان و ویژگی‌هایی که از نظر آماری مهم بودند، برآمد. دوران را به عنوان بنیانگذار سیستم‌های اعتبارسنجی در زمان حاضر به شمار می‌آورند، مدل او اولین شکل دانش وام‌دهی است که مؤسسات اعتباری می‌توانند از آن به عنوان مدل تصمیم‌گیری بدون دخالت نظر کارشناسان اعطای اعتبار استفاده نمایند (لی^۴ و همکاران، ۲۰۰۶).

فیشر (۱۹۳۶) در تحقیق «استفاده از اندازه‌گیری‌های چندگانه در مسائل طبقه‌بندی» روش تحلیل تفکیک خطی فیشر^۵ را معرفی کرد که برای طبقه‌بندی و تمایز بین دو یا چند گروه از مشاهدات استفاده می‌شود. این روش بعداً در حوزه‌های مالی و اعتباری نیز مورد استفاده قرار گرفت؛ از جمله برای تمایز بین مشتریان خوش حساب و بدحساب در وام‌دهی و مدیریت ریسک اعتباری. فیشر در این مقاله مدلی ارائه کرد که می‌توانست دو گروه از داده‌ها (برای مثال، دو گونه گیاهی) را بر اساس ترکیبی خطی از ویژگی‌هایشان به بهترین شکل از هم تفکیک کند. این مدل، یک مرز تصمیم‌گیری ایجاد می‌کند که داده‌های جدید را بر اساس ویژگی‌هایشان به یکی از دو گروه تخصیص می‌دهد. در دهه‌های بعد، اقتصاددانان و تحلیلگران مالی از این روش برای

1. Beaver
2. Parker
3. Glantz
4. Lai
5. Fisher's Linear Discriminant Analysis (LDA)

اعتبارسنجی مشتریان استفاده کردند. به این ترتیب که ویژگی های مالی مشتریان (مانند درآمد، سابقه بازپرداخت وام، میزان بدهی، نسبت دارایی به بدهی و ...) به عنوان متغیرهای ورودی انتخاب شدند. مشتریان به دو گروه «خوش حساب» (که وام های خود را به موقع بازپرداخت می کنند) و «بد حساب» (که در بازپرداخت تأخیر دارند یا نکول می کنند) تقسیم بندی شدند. با استفاده از داده های تاریخی، مدل تفکیک خطی فیشر یاد می گرفت که چگونه ترکیبی از ویژگی ها را برای بیشترین جداسازی بین این دو گروه پیدا کند. در نهایت، مرز تصمیم گیری مشخص می کرد که مشتری جدید بر اساس ویژگی های مالی اش احتمالاً خوش حساب است یا بد حساب.

امروزه مؤسسات معتبر در زمینه درجه بندی مثل اس اند پی^۱ و مودیز^۲ از روش های خاصی جهت تعیین رتبه اوراق قرضه و بقیه ابزارهای اعتباری استفاده می کنند. در این شیوه عوامل اصلی که احتمال عدم بازپرداخت، در مدل های نمره دهی اعتباری را تعیین می کنند، شناسایی می شوند و سپس مقدار اهمیت تک به تک معیارها از طریق تعیین وزن، مشخص می شود و یک رتبه اعتباری با استفاده از ترکیب آنها محاسبه می شود. نتیجه این رتبه بندی اعتباری ممکن است عبارت «احتمال عدم بازپرداخت» یا در موارد دیگر به صورت گروه های اعتباری خوب و بد باشد.

استفاده از خبرگان و همچنین دیگر روش های اعتبارسنجی در اعطای اعتبار به جای استفاده از شبکه های عصبی می تواند بسیار زمان گیر و پرهزینه باشد. این موضوع با افزایش متقاضیان دریافت اعتبار بیشتر نمود پیدا می نماید. شبکه های عصبی یک ابزار مطمئن برای مدیران در هنگام اخذ تصمیم اعتباری هستند. اعطای اعتبار بر اساس قضاوت خبرگان و روش های کمی و آماری ذکر شده نه تنها زمان بر و پرهزینه بوده، می تواند به ایجاد استانداردهای شخصی در یک مؤسسه منجر گردیده و یک کارشناس با معیارهای خود یک شخص را واجد اخذ تسهیلات بداند و کارشناس دیگر همان شخص را فاقد صلاحیت اعلام نمایند. این قضیه زمانی نمود پیدا می کند که در هنگام تحلیل و بررسی صورت های مالی یک مشتری، یک کارشناس یک نسبت را مهم تر تلقی نماید و کارشناس دیگر نسبتی دیگر را و این دو نسبت، مؤید دو وضعیت کاملاً متفاوت از آن مشتری باشد. این مشکل به خاطر عدم وجود وزن خاص در ذهن کارشناسان برای هر یک از نسبت های مالی متقاضی می باشد که شبکه عصبی این مشکل را به خوبی حل می نماید. بررسی های اخیر نشان

1. S&P

2. Moody's

می‌دهد مدل‌های ترکیبی (برای مثال استفاده هم‌زمان از دو مدل کمی و کیفی) به پیش‌بینی‌های صحیح‌تری در مقابل پیش‌بینی‌های تک مدلی می‌انجامد. اکثر تحقیقات نیز نشان می‌دهد روش‌های جدید بر روش‌های سنتی قدیم ارجحیت دارد، لیکن این تفاوت‌ها بسته به نوع مدل و نوع متغیرها متفاوت می‌باشد. پیشرفت مدل‌های ترکیبی در فرار از واریانس‌ها و تعصبات موجود یک مدل منحصربه‌فرد، است (دومپوس^۱ و زوپونیدیس^۲، ۲۰۰۶).

امروزه برای تحلیل و بررسی و محاسبه ریسک اعتباری از روش‌های اقتصادسنجی و شبکه‌های عصبی و فازی استفاده می‌کنند که باعث می‌شود مدل‌های زیادی در بانک‌ها و مؤسسات مالی و اعتباری مورد استفاده قرار گیرند. به موازات این مدل‌ها، پژوهشگران در حال مطالعه و تحقیق در مورد روش‌های جدید و یا دقیق‌تر کردن روش‌ها و مدل‌های قبلی هستند که بعضاً در نهادهای اعتبار مورد استفاده قرار می‌گیرند (تهرانی و فلاح‌شمس، ۱۳۸۴). امروزه در بیشتر بانک‌ها و مؤسسات مالی جهان از یک یا چند مدل مشخص برای محاسبه ریسک اعتباری استفاده می‌شود که از رایج‌ترین آنها می‌توان به مدل لجستیک، مدل تحلیل ممیزی، مدل پروبیت و شبکه‌های عصبی مصنوعی اشاره کرد (گردی، ۲۰۰۱).

ریسک اعتباری احتمال عدم بازپرداخت یا پرداخت با تأخیر اصل و سود تسهیلات اعطایی به مؤسسات مالی (در این تحقیق: صندوق‌ها) را نشان می‌دهد. صندوق‌ها به منظور بهینه‌سازی تصمیم‌گیری در حوزه ریسک اعتباری و کاهش ضررهای ناشی از آن، مشتریان (شرکت‌های دانش‌بنیان) خود را با استفاده از روش‌های علمی و تجربی اعتبارسنجی می‌کنند.

اهمیت اعتبارسنجی در فرآیند تسهیلات‌دهی صندوق‌ها

در گذشته، اعطای اعتبار در مؤسسات مالی به صورت سنتی بر اساس قضاوت وام‌دهندگان و تاریخچه و سابقه مشتری صورت می‌گرفت. استفاده از این روش نیازمند آموزش تمامی وام‌دهندگان و بدست آوردن تجربه بسیار بود.

به خدمت گرفتن تعدادی مأمور تحقیق به منظور بررسی پیشینه پرداخت اعتبارگیرندگان، بسیار پرهزینه است. بررسی‌های عمیق در زمینه پیشینه پرداخت‌ها، هر چند ممکن است برای وام‌های

1. Doumpou
2. Zopounidis
3. Goordy

بزرگ از توجیه برخوردار باشد، اما برای اعتبارهای کوچک امکان پذیر نخواهد بود. عدم دسترسی به اطلاعات کم هزینه، موجب محدود نمودن توانایی اعتباردهندگان در انجام عملیات اعتباری سودآور و توسعه آن خواهد بود. مشتریانی که برای اولین بار به مؤسسه مالی مراجعه می کردند و هیچ گونه، سابقه قبلی دریافت تسهیلات نداشتند، نمی توانستند با این روش دسته بندی شوند. بدین معنی که باید از اعطای اعتبار به این اشخاص ماه ها یا سال ها گذشته بود تا سابقه اعتباری آنها بدست آید (پاسیوراس،^۱ گاگانیس^۲ و زوپونیدیس^۳، ۲۰۰۶).

این مشکلات و مشکلاتی از این دست، اهمیت اعتبارسنجی را نشان می دهد. به همین دلیل در طول ۲۰ سال گذشته، تحولات چشمگیری در زمینه کاربرد ریاضیات در اعطای اعتبار، صورت گرفته است (ویتکوسکا^۴ و همکاران، ۲۰۰۳). بدیهی است، هر مؤسسه روش منحصر به فردی برای اعتبارسنجی خود دارد، اما روش های ریاضی، از پرکاربردترین روش ها در اعطای اعتبار هستند (سوهن^۵ و کیم^۶، ۲۰۰۷).

سیستم پایش اعتبار می تواند نهادهای مالی را در ساخت پرتفوی اعتباری خود بر اساس رعایت اصل تنوع، یاری دهد. در هر فعالیت مالی، سود بیشتر زمانی بدست می آید که با ریسک بیشتری آمیخته شده باشد. در نتیجه نهادهای مالی باید با نگاهی هم زمان به دو مقوله ریسک و سود، پرتفوی اعتباری خود را طوری طراحی نمایند که در ضمن پذیرش ریسک، فرآیند اعطای وام خود را با سودآوری مناسب همراه سازند. در این شرایط وجود سیستم اعتبارسنجی مشتریان برای ایجاد چنین تعادلی بین ریسک و سود ضروری و درعین حال بدیهی است (احمدی زاده، ۱۳۸۵).

مؤسسات مالی از جمله صندوق ها در صورتی که از یک سیستم دقیق سنجش ریسک اعتباری استفاده نکنند، نمی توانند ریسک و احتمال نکولی را که متوجه یک شرکت است، به درستی تشخیص دهند. در نتیجه خط اعتباری صندوق مورد تهدید واقع خواهد شد و تسهیلات به صورت بهینه به شرکت ها اختصاص نخواهد یافت. مدل های اعتبارسنجی مهم ترین ابزار برای مؤسسات مالی در جهت پیش بینی زیان عدم بازپرداخت تسهیلات است؛ در واقع با اعتبارسنجی مشتریان تا

1. Pasiouras
2. Gaganis
3. Zopounidis
4. Witkowska
5. Sohn
6. Kim

حد بسیار زیادی، می‌توان از ریسک نکول و همچنین ضرر مالی جلوگیری کرد. صندوق با استفاده از این مدل‌ها متقاضی خوش حساب را شناسایی کرده و با ارائه تسهیلات به این شرکت‌ها از سرمایه خود محافظت خواهند کرد. به بیان دیگر، صندوق با تخصیص اعتبار به شرکت‌های دارای حد اعتباری مناسب علاوه بر رعایت عدالت، ریسک اعتباری پرتفو خود را نیز کاهش می‌دهند. بنابراین طراحی یک مدل اعتبارسنجی، در بهینه‌سازی تخصیص اعتبار و همچنین تضمین اصل سرمایه صندوق، نقش بسزایی دارد.

صندوق نوآوری و شکوفایی و صندوق‌های پژوهش و فناوری

صندوق نوآوری و شکوفایی یک نهاد مالی- توسعه‌ای عمومی و هیئت امنایی است که در راستای تقویت اقتصاد دانش‌بنیان، مأموریت خود را توسعه‌ی شرکت‌های خصوصی یا تعاونی دانش‌بنیان ایرانی در چهارچوب اساسنامه و قوانین بالادست، از طریق موارد زیر تعریف می‌نماید:

- ارائه خدمات تأمین مالی به شرکت‌های دانش‌بنیان؛
- توانمندسازی شرکت‌های دانش‌بنیان؛
- مشارکت و سرمایه‌گذاری خطرپذیر و غیر خطرپذیر در شرکت‌های دانش‌بنیان؛
- حمایت از شرکت‌های خصوصی؛ و
- هدایت سرمایه‌های ملی و بین‌المللی به سمت توسعه‌ی فناوری.

از جمله نهادهای فعال در سرمایه‌گذاری خطرپذیر کشور، صندوق‌های پژوهش و فناوری هستند. این صندوق‌ها کارکرد ارائه تسهیلات، سرمایه‌گذاری و ارائه ضمانت‌نامه را به شرکت‌های دانش‌بنیان در کشور به انجام می‌رسانند. هیئت وزیران در سال ۱۳۸۱ تحت آیین‌نامه اجرایی ماده (۱۰۰) قانون برنامه سوم توسعه اقتصادی، اجتماعی و فرهنگی جمهوری اسلامی ایران، به ایجاد بستر قانونی شکل‌گیری «صندوق‌های پژوهش و فناوری» اقدام کرد.^۱

صندوق‌ها مکلفند به صورت تخصصی از فعالیت‌های پژوهشی و فناوری که بخش غیردولتی انجام می‌دهد، حمایت کنند. جزئیات این موضوع، در اساسنامه صندوق‌ها تعیین می‌شود.

۱. هیئت وزیران در جلسه مورخ ۱۳۸۱، ۱۲، ۲۵ به پیشنهاد مشترک شماره ۱۰۵، ۲۰۴۷۷ مورخ ۱۳۸۰، ۱۲، ۵ سازمان مدیریت و برنامه‌ریزی کشور و وزارت عتف و به استناد ماده (۱۰۰) قانون برنامه سوم توسعه اقتصادی، اجتماعی و فرهنگی جمهوری اسلامی ایران (مصوب ۱۳۷۹) آیین‌نامه اجرایی ماده یاد شده را تصویب کرد.

صندوق ها بطور غیر دولتی ایجاد و مدیریت می شوند، به گونه ای میزان سرمایه گذاری دولت در هر صندوق حداکثر معادل ۴۹ درصد سرمایه آن صندوق است (ماده ۲ تا ۴ آیین نامه اجرایی ماده ۱۰۰ قانون برنامه سوم توسعه اقتصادی، اجتماعی و فرهنگی جمهوری اسلامی ایران).

سهم مشارکت دولت در سرمایه اولیه یا افزایش سرمایه صندوق ها، در قانون بودجه سالیانه کل کشور ضمن ردیف خاصی پیش بینی یا از اعتبار دستگاه های اجرایی در قالب موافقت نامه متبادله^۱ تأمین می شود. با این حال، در برنامه چهارم توسعه نیز دولت موظف است به منظور توسعه بازار محصولات دانش بنیان و فناوری، تجاری سازی دستاوردهای پژوهشی و همچنین گسترش نقش بخش خصوصی و تعاونی ها، به تأسیس و توسعه صندوق های پژوهش و فناوری کمک کند. براساس ماده (۶) آیین نامه اجرایی ماده (۴۴) قانون رفع موانع تولید رقابت پذیر و ارتقای نظام مالی کشور، منابع تأمین مالی صندوق ها عبارت است از:

- کمک بلاعوض یا مشارکت دولت؛
- کمک و سرمایه گذاری بانک ها و مؤسسه های اعتباری و اخذ تسهیلات از آن ها؛
- کمک و سرمایه گذاری اشخاص حقیقی و حقوقی، شرکت های دولتی و غیردولتی، نهادهای عمومی غیردولتی و شهرداری ها و شرکت های وابسته و تابع؛
- کمک و سرمایه گذاری مراکز علمی، پژوهشی، فناوری، دانشگاه ها، واحدهای تحقیق و توسعه صنایع و تشکل های صنفی، علمی و محققان منفرد؛
- سود حاصل از سرمایه گذاری و کارمزد تسهیلات اعطایی و سود سپرده بانک ها و مؤسسه های اعتباری؛
- استفاده از وجوه اداره شده دستگاه های اجرایی؛
- منابع صندوق نوآوری و شکوفایی در قالب اعطای تسهیلات و مشارکت؛ و
- منابع قابل جذب از طریق ابزارهای بازار سرمایه.

۱. موافقت نامه متبادله یک توافق نامه رسمی است که بین دو یا چند طرف به منظور تبادل اطلاعات، خدمات، کالاها یا دارایی ها منعقد می شود. این نوع توافق ها در بسیاری از زمینه ها از جمله تجارت، مالی، حقوقی و علمی کاربرد دارند.

شرکت‌های دانش‌بنیان به‌طور مستقیم با این صندوق‌ها در ارتباط هستند و با توجه به اینکه دریافت تسهیلات از این صندوق‌ها به مراتب آسان‌تر از نهادهای دیگر دولتی است (به دلیل قوانین دشوار در زمینه اعطای تسهیلات)، متقاضی دریافت تسهیلات از این صندوق‌ها هستند.

پیشینه پژوهش

در این بخش پژوهش‌هایی که به موضوع روش‌های ارزیابی ریسک اعتباری به‌ویژه کاربرد شبکه عصبی در اعتبارسنجی متقاضیان تسهیلات پرداخته‌اند، ارائه می‌شوند.

دوراند^۱ (۱۹۴۱) در مقاله «عناصر ریسک در تأمین مالی اقساطی مشتری» مؤلفه‌های مهم از نظر وام‌دهندگان و ویژگی‌هایی مهم از نظر آماری را شناسایی کرد و پیشنهاداتی برای تحلیل ریسک اعتباری ارائه داد و تلاش کرد عوامل آماری مؤثر بر ریسک نکول وام را شناسایی کند و بهبودهایی در روش‌های تحلیل ریسک پیشنهاد دهد. بررسی تأثیر نسبت‌های مالی بر پیش‌بینی نکول وام‌گیرندگان، پیشنهاد روش‌های آماری دقیق‌تر برای امتیازدهی اعتباری و استفاده از نمره‌دهی چند متغیره^۲ برای بهبود دقت پیش‌بینی‌ها از نکات کلیدی این مقاله بود. این تحقیق یکی از اولین مطالعات علمی در مدیریت ریسک اعتباری بود که بر پایه تحلیل آماری بنا شد و روش‌های پیشنهادی آن بعدها در توسعه مدل‌های پیشرفته‌تر مانند مدل امتیازدهی اعتباری^۳ و مدل زتا^۴ تأثیرگذار بودند.

با وجود این تحلیل‌ها و مقالات، عده زیادی از نظریه‌پردازان تجزیه و تحلیل نسبت‌ها را (در آن زمان تحلیل این نسبت‌ها به‌طور وسیعی استفاده می‌شد) کم‌ارزش دانستند و از روش‌های دقیق‌تری مانند نمره‌دهی چند متغیره استفاده می‌کردند (انصاری، ۱۳۸۸). یکی از مدل‌های تعیین ریسک اعتباری و همچنین ورشکستگی شرکت‌ها، مدل رگرسیون لجستیک چند متغیره برای ارزیابی دقت پیش‌بینی‌کننده نسبت‌های مالی بود که در سال ۱۹۶۶ توسط بی‌ور^۵ ارائه شده بود. یافته‌ها نشان داد نسبت نقدینگی و نسبت اهرمی در پیش‌بینی ورشکستگی نقش مهمی دارند. بی‌ور از اولین

1. Durand
2. Multivariate Scoring
3. Credit Scoring Models
4. Z-score
5. Beaver

محققانی بود که رویکرد آماری و تجربی به تحلیل ورشکستگی شرکت ها را معرفی کرد و تحقیقاتش مسیر را برای مدل های اعتبارسنجی مدرن هموار کرد.

بوکس^۱ (۱۹۶۷) مجموعه های بزرگ داده از زوایای مختلف را با استفاده از رایانه بررسی کرد و تلاش کرد برای محاسبه ریسک اعتباری از ابزارهای پیچیده چند متغیره آماری استفاده کند؛ در نتیجه مدل های نمره دهی جهت تعیین ریسک اعتباری بهبود یافتند. استفاده از ابزارهای پیچیده چند متغیره آماری برای بررسی داده های اعتباری، پردازش مجموعه های بزرگ داده با کمک سیستم های رایانه ای (در آن زمان رویکردی نوین محسوب می شد)، بهبود مدل های امتیازدهی اعتباری با روش های آماری پیشرفته و در نتیجه، هموارسازی راه برای مدل های مدرن اعتبارسنجی و مدیریت ریسک اعتباری از نکات کلیدی این مقاله است.

طراحی مدل امتیازدهی اعتباری توسط دیکن^۲ (۱۹۷۲) و طراحی مدل Z score توسط آلتمن^۳ (۱۹۶۸) (مبتنی بر نسبت های سرمایه در گردش به دارایی ها، سود انباشته به دارایی ها، سود قبل از بهره و مالیات (EBIT) به دارایی ها، ارزش بازار حقوق صاحبان سهام به بدهی ها و فروش به دارایی ها) از دیگر مطالعات برجسته در این زمینه است. در ادامه باید به مطالعات مورگان^۴ (۱۹۹۴) در زمینه طراحی مدل سنجش ریسک اعتباری اشاره کرد؛ در این مطالعه مدل های سنجش ریسک اعتباری بانک ها بررسی و نشان داده می شود رتبه بندی اعتباری سنتی، دارای ابهام^۵ است و مدل های داخلی بانک ها می توانند دقت بالاتری داشته باشند.

بروسارد^۶ و المر^۷ (۲۰۰۰) برای پیش بینی توان بازپرداخت تسهیلات شرکت ها از مدل شبکه های عصبی چندلایه پرسپترون استفاده کردند. متغیرهای به کاررفته در مدل Z آلتمن همان متغیرهای ورودی آنها در این مدل بود. آنها پس از بررسی و تحلیل نتایج این دو مدل، متوجه شدند مدل پرسپترون نسبت به مدل های نمره دهی Z آلتمن قدرت پیش بینی و دقت بالاتری دارد.

1. Box
2. Deakin
3. Altman
4. Morgan
5. Opacity
6. Broussard
7. Elmer

ویمین چن^۱ (۲۰۱۲) بر ساخت یک مدل امتیازدهی تمرکز کردند و یک تکنیک داده کاوی هیبریدی^۲ ارائه دادند که از دو مرحله از فرایندها جهت امتیازدهی تشکیل شده است. در مرحله اول، خوشه‌بندی^۳ پذیرفته‌شدگان و متقاضیان جدید در یک خوشه متجانس گروه‌بندی می‌شوند و نمونه‌های ایزوله شده حذف می‌شوند و نمونه‌های نامتجانس دوباره طبقه‌بندی می‌شوند. در مرحله دوم، طبقه‌بندی^۴ از روش SVM^۵ که از روش‌های شبکه‌های عصبی است استفاده شده است برای نمونه‌هایی که دوباره طبقه‌بندی شده‌اند. تفاوت مدل امتیازدهی این مقاله با سایر مدل‌ها در این است که در نتیجه این مدل نمونه‌ها به جای اینکه فقط در دو گروه با اعتبار خوب و با اعتبار بد قرار بگیرند، در ۳ یا ۴ دسته قرار می‌گیرند. نتایج کاربردی این مدل در بانکی محلی (چین) نشان می‌دهد که با انتخاب یک نقطه cut-off مناسب، مدل از بازدهی خوبی برخوردار است و بر اساس این مدل استراتژی‌های مدیریت ریسک مطابق با ویژگی‌های هر کلاس توسعه می‌یابد.

بکحت^۶ و فتحی کامل (۲۰۱۴) مدلی با رویکرد شبکه عصبی جهت ارزیابی ریسک اعتباری در یک بانک تجاری در اردن ارائه دادند. این مقاله اذعان دارد علی‌رغم افزایش تعداد مطالبات معوق و رقابت در بازار بانک‌ها، بیشتر بانک‌های تجاری اردن از ابزارهای داده کاوی در تصمیم‌گیری‌های ریسک اعتباری اکراه دارند و شبکه‌های عصبی یک سری تکنیک‌های استاتیک و ابزارهای داده کاوی استفاده می‌نماید که در مشکلات کلاس‌بندی^۷ در حوزه‌های مختلف موفق است. این مقاله برای تصمیم‌گیری اعطای وام در بانک‌های اردن از روش امتیازدهی استفاده

1. Weimin Chen

۲. مفهوم مدل‌های هیبریدی شامل روش‌هایی است که به ترکیب نتایج پیش‌بینی مدل‌های مختلف باهم می‌پردازد تا نتیجه پیش‌بینی جدید و دقیق‌تری به دست آید.

۳. «تحلیل خوشه‌بندی» (Cluster Analysis) یا بطور خلاصه خوشه‌بندی، فرآیندی است که به کمک آن می‌توان مجموعه‌ای از اشیاء را به گروه‌های مجزا افراز کرد. هر افراز یک خوشه نامیده می‌شود.

۴. دسته‌بندی (Classification) یک از شاخه‌های علوم داده یا Data Science است. طبقه‌بندی یک کار علمی داده‌ها برای پیش‌بینی مقدار متغیر طبقه‌بندی شده (هدف یا کلاس) با ساختن یک مدل بر اساس یک یا چند متغیر عددی و / یا دسته‌ای (پیش‌بینی‌کننده یا ویژگی) است.

۵. ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine- SVM) یک مدل یادگیری ماشین با ناظر (supervised Learning) است که با توجه به داده‌های برچسب‌دار آموزشی (یادگیری با ناظر)، یک هایپرپلین (Hyperplane) بهینه را ارائه می‌کند تا داده‌های جدید را به دسته‌های مختلف طبقه‌بندی کند.

6. Hussain Ali Bekhet

7. Classification

می کند. نتایج نشان می دهد رگرسیون logistic^۱ از مدل Radial عملکرد بهتری از لحاظ دقت، صحت و درستی دارد. هر دو مدل نتایج امیدبخشی دارند. مدل ایده آلی برای ارزیابی تقاضای اعتباری وجود ندارد و تصمیم گیری در مورد انتخاب کدام یک از روش به عهده مدیریت بانک است.

فاطمه نعمتی (۲۰۱۵) یک مدل هیبریدی از الگوریتم های انتخاب ویژگی^۲ و دسته بندی بر مبنای یادگیری جمعی^۳ ارائه می دهند. تحقیقات اخیر نشان می دهند استفاده از الگوریتم های مذکور کارایی و عملکرد بانک را در مسئله امتیازدهی اعتباری افزایش دهند. در مجموع این پژوهش یک مدل هیبریدی کاربردی و قوی جهت امتیازدهی اعتباری ارائه می دهد.

ژائو و لی^۴ (۲۰۲۲) با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا^۵ (یک روش یادگیری در شبکه های عصبی) و SVM توسعه یک مدل برای ارزیابی ریسک اعتباری کسب و کارهای کوچک و متوسط (SMEs) در زنجیره تأمین را دنبال کرده اند.

ونگ و سانگ (۲۰۲۲) یک مکانیزم خودسازمان دهی مبتنی بر استراتژی همکاری برای بازسازی شبکه پیشنهاد دادند: یک الگوریتم ارزیابی جامع و یک مکانیزم تنظیم ساختار. مکانیزم خودسازمان دهی می تواند به طور همزمان با فرآیند بهینه سازی پارامترها انجام شود. با محاسبه شباهت و مشارکت مستقل نوروهای هنجاری، می توان اثرگذاری قواعد فازی را مشترکاً ارزیابی کرده و تغییرات ساختاری مؤثر را اعمال کرد. با استفاده از تحلیل عاملی مؤلفه های اصلی، هفت عامل نماینده و رایج به منظور جایگزینی متغیرهای اصلی انتخاب می شوند: سودآوری تأمین مالی، توانایی بازپرداخت بدهی تأمین مالی، سودآوری هسته اصلی شرکت، گارانتی عملیات و رشد تأمین مالی شرکت. عوامل درجه آنلاین زنجیره تأمین، کیفیت تأمین مالی و عوامل همکاری

۱. رگرسیون لجستیک (Logistic Regression) یکی از الگوریتم های یادگیری ماشین است. این الگوریتم برای مسائل طبقه بندی (Classification) استفاده می شود که در آن متغیر وابسته ی گسسته (Categorical) مطرح می شود.

۲. روش بهینه به منظور انتخاب ویژگی (Feature Selection)؛ انتخاب زیرمجموعه ای از ویژگی ها، یکی از حوزه های فعال تحقیقات در مبحث یادگیری ماشین است که برای مسائل رگرسیون و دسته بندی بسیار کاربرد داشته، استفاده می شود.

۳. دسته بندی بر مبنای یادگیری جمعی (ensemble learning classifier) حوزه ای در یادگیری ماشین است که در این حوزه تکنیک هایی مطرح شده است که به کمک آنها از چندین مدل به صورت ترکیبی و همزمان جهت تصمیم گیری استفاده می کنند تا توان مدل در تخمین خروجی داده را بالا ببرند.

4. Zhao & Li

5. Back Propagation (BP)

می‌توانند به خوبی ریسک اعتباری زنجیره‌های تأمین آنلاین را اندازه‌گیری کنند. مدل لجستیک نشان داد عوامل سودآوری تأمین مالی، بازپرداخت بدهی تأمین مالی و سودآوری هسته اصلی تأثیر قابل توجهی بر ریسک اعتباری تأمین مالی زنجیره تأمین آنلاین دارند.

بی. لیو^۱ و همکاران (۲۰۲۴) پتانسیل شبکه‌های عصبی گراف را در ارزیابی ریسک اعتباری SMEها نشان داده‌اند. نگاشت نمودار ساختار درختی، ارتباطات ذاتی داده‌های شاخص‌های مختلف شرکت را عمیقاً به تصویر می‌کشد و طبق ROC و سایر معیارهای ارزیابی، اثر طبقه‌بندی مدل قابل توجه است و از استواری^۲ خوبی برخوردار است.

تحقیقات متعددی از مدل‌های شبکه عصبی برای ارزیابی ریسک اعتباری و به‌ویژه ریسک اعتباری SMEها استفاده کرده‌اند اما هیچ کدام به مقایسه چهار مدل شبکه عصبی پیشخور، LVQ، آبخاری و پرسپترون و به‌طور خاص برای شرکت‌های دانش‌بنیان (فناوری‌محور) نپرداخته‌اند و این موضوع، نوآوری تحقیق حاضر است.

روش‌شناسی پژوهش

این مطالعه از حیث فلسفه تحقیق، واقع‌گرا، از حیث رویکرد، استقرائی، از حیث جهت‌گیری، کاربردی، از حیث رویکرد، کمی و از حیث جمع‌آوری داده، مبتنی بر نمونه‌گیری است. محقق پس از بررسی مزایا و معایب مدل‌های اعتبارسنجی مختلف موجود، مدل شبکه عصبی را به عنوان روش به روز و کارا نسبت به سایر روش‌ها، انتخاب کرد. مزایای انتخاب این مدل نسبت به مدل‌های دیگر عبارتند از:

۱. از علم از پیش برنامه‌ریزی شده‌ای استفاده نمی‌کند (در حین اجرا اقدام به یادگیری کرده و مدل‌سازی می‌کند)؛

۲. برای تحلیل موارد پیچیده مناسب است (چارلامبو، چریتو و کاوورو، ۲۰۰۰)؛

۳. محدودیت‌های دست و پاگیر ندارد؛

۴. می‌تواند داده‌های شلوغ، نویزی و غیره را تحلیل کند؛

۵. قابلیت کنترل خود همبستگی را دارد (وو و ونگ، ۲۰۰۰)؛

1. Liu

2. Robustness

۶. خروجی های واضح و قابل فهم (کاربر پسند) ارائه می دهد؛

۷. منعطف است؛

۸. از فرضیات توزیع های آماری مستقل است و سایر مزیت ها (تریگوریوز و تافلر روی شبکه های پرسپترون چند لایه، بسیار کار کرده اند و به برخی از مزایای MLP اشاره نموده اند). مدل شبکه عصبی اگرچه معایبی نیز دارد اما در مقایسه با مدل های دیگر کارایی بهتری داشته و نتایج بهتری کسب کرده است.

مدل شبکه های عصبی مصنوعی تلاش می کند عملکرد مغز انسان را که به عنوان شبکه ای از نرون های متصل به هم هستند، در فرآیند تصمیم گیری تقلید کند. کوچک ترین واحدهای محاسبه و تصمیم گیری در شبکه های عصبی (همانند مغز انسان) نرون ها هستند. هر نرون دارای یک معادله تبدیل است. این معادله و فرمولی که در نرون ها تعریف شده می تواند یک مدل اقتصادسنجی یا هر مدل ریاضی دیگر مثل توابع سیگموئیدی باشند. با استفاده از این معادله در هر نرون سعی می شود وزن هر یک از مؤلفه ها تعیین شود. این معادله باید به گونه ای تعریف شده باشد که یک ارتباط معنی داری بین بردار داده ها و نتایج برقرار کند. تعیین این ضرایب عموماً به صورت آزمون و خطا در هر یک از نرون ها است. در واقع ابتدا وزن های کوچک به هر یک از مؤلفه ها ارائه و سپس با استفاده از الگوریتم بازخورد خطاها، ضرایب تعدیل می شوند. این کار تا زمانی که خطاها به حداقل ممکن تعیین شده از سوی پژوهشگر برسد، ادامه می یابد. شیوه تصمیم گیری در این مدل به روش آزمون و خطا است.

مدل شبکه عصبی مصنوعی در حقیقت، شیوه رو روش یادگیری انسانی را شبیه سازی می کند. این سیستم با استفاده از عمل تقلید از سیستم عصبی و مغزی انسان، می کوشد که ارتباط بین داده ها (نسبت های مالی، روند اقتصادی، کیفیت مدیریت و...) و نتایج (وضعیت اعتباری وام گیرنده) را از راه تکرار نمونه برداری از مجموعه داده های گذشته یاد گیرد. برتری اساسی شبکه عصبی نسبت به سیستم خبره^۱ آن است که هنگامی که داده ها ناقص و دارای پارازیت باشند، از راه یادگیری های قبلی، حدس منطقی از داده ها می سازد. سه ویژگی مهم شبکه عصبی، داده های ورودی، وزن ها و لایه های پنهان هستند (ساندرز و آلن، ۲۰۰۲).

این تحقیق تلاش می‌کند با استفاده از داده‌ها و شاخص‌هایی که صندوق‌ها در اعتبارسنجی شرکت‌های دانش‌بنیان از آن‌ها بهره می‌برند، و بکارگیری روش شبکه عصبی مصنوعی یک مدل مناسب جهت اعتبارسنجی شرکت‌های دانش‌بنیان ارائه نماید.

مدل شبکه عصبی با تقلید از سیستم عصبی و مغزی انسان ارتباط بین داده‌ها (در این تحقیق نسبت‌های مالی) و ستاده‌ها (وضعیت اعتباری متقاضی) را نمونه‌برداری کرده و از مجموعه اطلاعات گذشته به یادگیری می‌پردازد. شبکه عصبی، هنگامی که داده‌ها کامل نبوده یا پارازیت داشته باشند، از طریق یادگیری از گذشته حدس منطقی از داده‌ها می‌سازد (تهرانی و فلاح شمس، ۱۳۸۴).

در گام نخست، داده‌ها (شامل اطلاعات و صورت‌های مالی ۸۲۰ شرکت دانش‌بنیان از صنایع مختلف کشاورزی، تجهیزات پزشکی و...) و شاخص‌هایی را که صندوق‌ها از آن‌ها بهره می‌برند طبقه‌بندی و وارد نرم‌افزار متلب شدند و با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی مورد تحلیل، بررسی و مدل‌سازی قرار گرفتند. نهایتاً مدل اعتبارسنجی مشتریان متقاضی دریافت تسهیلات توسط نرم‌افزار متلب و بر اساس مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی استخراج شد.

صورت‌های مالی (شامل ترازنامه و صورت سود و زیان)، سال دریافت تسهیلات از صندوق مورد نظر و همچنین نکول یا عدم نکول شرکت دانش‌بنیان (متقاضی)، اطلاعاتی است که محقق از صندوق‌ها با حفظ محرمانگی جمع‌آوری کرده است.

پس از طبقه‌بندی اطلاعات، طی مصاحبه‌های هدفمند با خبرگان مالی در صندوق نوآوری و شکوفایی، صندوق پژوهش و فناوری نانو، صندوق پژوهش و فناوری دانشگاه شریف، صندوق پژوهش و فناوری دانشگاه تهران و شرکت اعتبارسنجی اعتماد در خصوص مؤلفه‌های اعتبارسنجی این صندوق‌ها مصاحبه صورت گرفت. پس از جمع‌بندی مصاحبه‌ها، ۱۰ نسبت مالی مشترک در بین صندوق‌ها جهت اعتبارسنجی متقاضی به شرح زیر استخراج شد:

- نسبت جاری؛

- نسبت آبی؛

- نسبت بدهی به حقوق صاحبان سهام (اهرم مالی)؛

- نسبت مالکانه؛

- نسبت دارایی جاری؛
- نسبت بدهی؛
- نسبت موجودی به فروش؛
- نرخ بازده سرمایه گذاری؛
- نسبت گردش کل دارایی ها؛ و
- نسبت سرمایه در گردش به بدهی جاری.

این ده نسبت برای هر شرکت به همراه داده های نکول یا عدم نکول محاسبه و استخراج شده است و با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی (در متلب) اقدام به مدل سازی شد؛ با استفاده از مدل های شبکه عصبی پیش خور، LVQ، شبکه عصبی آبخاری^۱، شبکه عصبی پرسپترون^۲ مدل سازی شده و دقت و صحت هر کدام بررسی شد تا بهترین نتیجه به عنوان مدل نهایی انتخاب شود. ۸۰٪ داده ها در این تحقیق به عنوان داده آموزش و بقیه به عنوان داده تست انتخاب شدند. جامعه آماری داده ها، شرکت های دانش بنیان و قلمرو زمانی این داده ها از سال ۱۳۸۷ تا ۱۴۰۲ است.

نهایتاً با استفاده از معیارهای ارزیابی کیفیت مدل های پیش بینی خطا در نرم افزار بهترین مدل انتخاب شد. این معیارها عبارتند از:

- نرخ کلاس بندی اشتباه: نسبت تعداد داده های نادرست دسته بندی شده بر تعداد کل داده ها.
- از ماتریس کانفیژن این نرخ مطابق با رابطه زیر محاسبه می شود.

۱. شبکه عصبی آبخاری (Cascade forward) یک نوع از مدل های شبکه عصبی عمیق (DNN) است که معمولاً با استفاده از لایه های پنهان متصل و روش آموزش به نام یادگیری مقاومت به اشتباه (Resilient Backpropagation) آموزش داده می شود. این مدل توانایی یادگیری با فشردگی ترین معماری ممکن را دارد و در برابر داده های نویزی و شرایط آموزش نامناسب مقاومت بیشتری دارد.

در این مدل، لایه های پنهان به طور تدریجی به شبکه اضافه می شوند و هر لایه جدید قادر است نمایندگی های پیچیده تر و با سطوح انتزاعی بالاتر از داده های ورودی را استخراج کند. هر لایه پس از آموزش فازی به لایه بعدی منتقل می شود و پردازش اطلاعات از لایه به لایه به صورت تدریجی انجام می شود.

از ویژگی های شبکه عصبی آبخاری می توان به توانایی یادگیری از پایین به بالا، انتقال یادگیری و افزایش سرعت یادگیری در طول زمان اشاره کرد. این مدل معمولاً برای مسائل پیچیده و داده های بزرگ کاربرد دارد و می تواند نتایج بسیار دقیقی را در حوزه هایی مانند تشخیص الگو، تصویربرداری، پردازش زبان طبیعی و... ارائه کند (کریستوفر بیشاب، ۲۰۰۱).

2. Feed forward

$$MR \equiv \frac{FP \cdot FN}{TP \cdot TN \cdot FP \cdot FN}$$

- حساسیت: درصد کلاس‌هایی که به درستی مستعد خطا

پیش‌بینی شده‌اند. نام دیگر معیار حساسیت نرخ پاسخ‌های مثبت درست (True Positive Rate) است. نسبتی از موارد مثبت که آزمایش و تست نرم افزار، آن‌ها را به درستی به عنوان نمونه مثبت تشخیص داده است.

$$\text{Sensitivity (TPR)} = TP / (TP + FN)$$

- خاصیت: ممکن است در مواقعی صحت تشخیص کلاس منفی حائز اهمیت باشد که این به معنایی در نقطه مقابل پارامتر حساسیت است. از رایج‌ترین متغیرها که معمولاً در کنار معیار حساسیت بررسی و تجزیه و تحلیل می‌شود، پارامتر خاصیت است. پارامتر خاصیت که به آن «نرخ پاسخ‌های منفی درست» (True Negative Rate) نیز می‌گویند، در واقع نسبتی از موارد منفی است که آزمایش آن‌ها را به درستی به عنوان نمونه منفی تشخیص داده است.

$$\text{Specificity (TNR)} = TN / (TN + FP)$$

- دقت: مقدار تشخیص صحیح دسته‌بندی در مجموع دو دسته. میزان الگوهای که درست تشخیص داده شده‌اند توسط این پارامتر نشان داده می‌شوند.

$$\text{Accuracy} = (TP + TN) / (TP + FN + FP + TN)$$

- صحت: از میان همه کلاس‌های مثبتی که پیش‌بینی شده است، چند نفر در واقع مثبت هستند. بهترین مقدار آن، ۱ است.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

- فراخوانی مجدد: از بین همه کلاس‌های مثبت، چقدر پیش‌بینی درست بوده است. این مقدار باید تا حد ممکن بالا باشد.

- معیار ترکیبی F: معیاری که صحت و فراخوانی مجدد را برای محاسبه دقت در نظر می‌گیرد. این معیار می‌تواند به عنوان یک میانگین وزنی از پارامترهای صحت و فراخوانی مجدد تفسیر شود. مقدار این پارامتر عددی بین ۰ و ۱ است و هرچه به عدد ۱ نزدیکتر باشد کارایی و دقت بهتری برای نتایج کلاس‌بندی نشان می‌دهد.

$$F - \text{measure} = \frac{2 * \text{Recall} * \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}}$$

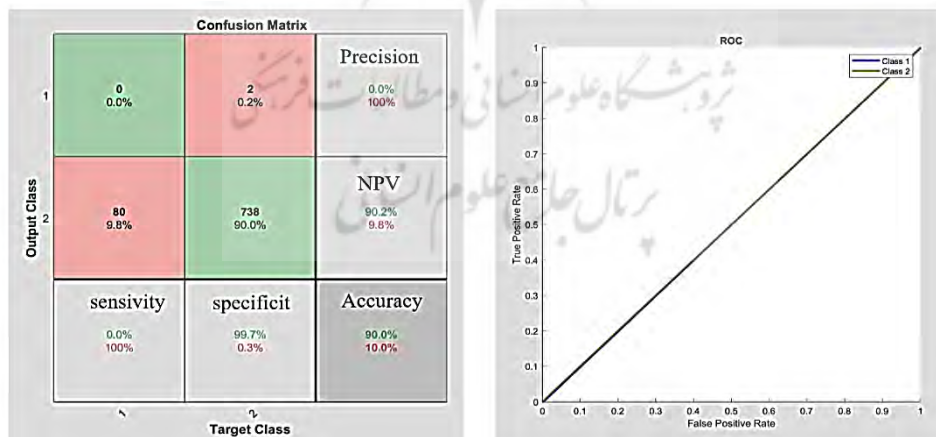
- سطح زیر منحنی ROC (AUC): مقداری بین صفر تا یک است و بیان می کند قدرت تشخیص یا درستی نتایج یک آزمون چقدر است. در واقع صحت نتایج آزمون به این مطلب بستگی دارد که روش آزمون چقدر توانایی دارد که تفاوت نتایج مثبت صحیح (TP) و منفی صحیح (TF) را صحیح نشان دهد. زمانی که عدد مذکور به یک نزدیک باشد یعنی داده ها عموماً در بالای خط نیم ساز هستند، در نتیجه مقدار نرخ مثبت صحیح بالا است و روش آزمون از قدرت تشخیص یا درستی مناسبی برخوردار است. زمانی که اعداد AUC نزدیک به ۰,۵ باشد این عدد همان برابری نرخ مثبت صحیح و نرخ مثبت کاذب را بیان می کند. اما اعداد کمتر از ۰,۵ بیانگر بالاتر بودن نرخ مثبت کاذب در مقایسه با نرخ مثبت صحیح است.

یافته های پژوهش

با استفاده از نرم افزار متلب نسخه ۲۰۱۵ و بر مبنای داده های کمی این پژوهش، چهار مدل شبکه عصبی پیشخور، LVQ، آبخاری و پرسپترون مورد برآورد قرار گرفت. نتایج حاصل از برآورد به تفکیک هر یک از مدل های شبکه عصبی در ادامه ارائه می شود.

شبکه عصبی پیشخور

برای سیستم شبکه عصبی پیشخور در این تحقیق از تابع آماده متلب NEWFF استفاده شد. برای این تابع تعداد نرون برابر ۱۲ در نظر گرفته شده است. نتایج به شرح زیر است.



شکل ۱. ماتریس کانفیوژن برای شبکه عصبی پیشخور

نمودار ۱. ROC برای شبکه عصبی پیشخور

با توجه به ماتریس کانفیژن، کلاس ۱ تعداد شرکت‌هایی هستند که در بازپرداخت وام نکول کرده و کلاس ۲ تعداد شرکت‌هایی هستند که در بازپرداخت وام نکول نکرده‌اند. همان‌طور که از نتایج مشخص است بهترین دقت برای کلاس دوم با دقت ۹۹,۷ درصد و دقت کل برای کل داده‌ها در این روش ۹۰ درصد است. در واقع در پیش‌بینی کلاس ۱ این مدل هیچ داده‌ای را در کلاس ۱ قرار نداده و ۸۰ داده را در دسته اشتباه یعنی کلاس ۲ قرار داده است. اما در پیش‌بینی کلاس ۲ این مدل ۷۳۸ داده را در کلاس ۲ که کلاس صحیح است قرارداده و ۲ داده را در کلاس ۱ که کلاس اشتباه است، قرارداده است.

نرخ کلاس (دسته) بندی اشتباه

نرخ دسته بندی اشتباه در این مدل ۱۰ درصد است.

دقت

دقت این مدل ۹۰ درصد است.

حساسیت

نرخ پاسخ‌های پیش‌بینی کلاس ۱ صحیح در این مدل صفر درصد است.

خاصیت

نرخ پاسخ‌های پیش‌بینی کلاس ۲ صحیح در این مدل ۹۹,۷ درصد است.

صحت

از بین تمام کلاس‌های ۱‌هایی که مدل پیش‌بینی کرده است، حدود صفر درصد صحیح هستند.

نرخ پیش‌بینی کلاس ۲

از بین تمام کلاس ۲‌هایی که مدل پیش‌بینی کرده است، ۹۰,۲ درصد صحیح هستند.

تجزیه و تحلیل شاخص‌های گیرنده عامل (ROC)

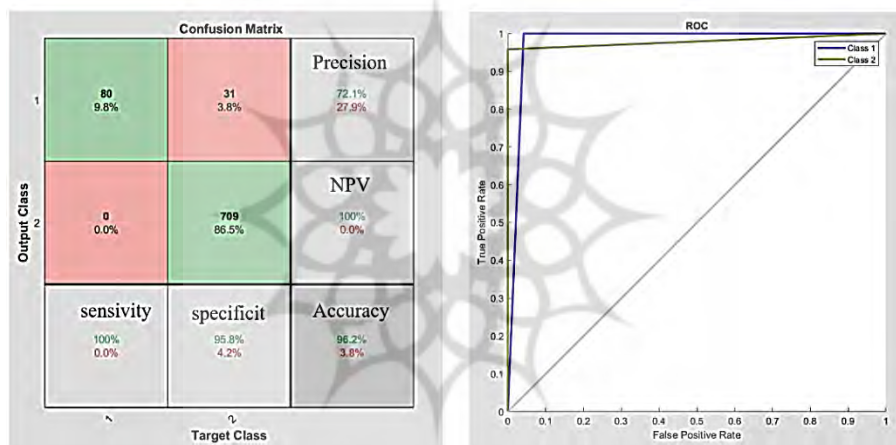
با توجه به اینکه نمودار کلاس‌های ۱ و ۲ روی نیمساز قراردارند و در این ناحیه مقدار عددی نرخ مثبت صحیح (TPR) و نرخ مثبت کاذب (FPR) با یکدیگر برابر است، روش از عملکرد مناسبی برخوردار نیست و نتایج این روش برای استفاده مورد نظر، قابل اطمینان نخواهد بود.

سطح زیر منحنی ROC (AUC) = ۰,۴۵۱۱

با توجه به اینکه اعداد AUC نزدیک به ۰,۵ و حتی پایین تر از آن است همان برابری نرخ مثبت صحیح و نرخ مثبت کاذب را نشان می دهد. در نتیجه این مدل کارایی لازم را نداشته و مناسب استفاده نیست.

شبکه عصبی LVQ

برای سیستم شبکه عصبی LVQ در این تحقیق از تابع آماده متلب LVQNET استفاده شده است. در این تابع تعداد نرون برابر ۱۲ و نرخ یادگیری^۱ برابر ۰,۱ در نظر گرفته شده است. نتایج به شرح زیر است.



شکل ۱. ماتریس کانفیژن برای سیستم شبکه عصبی LVQ نمودار ۲. ROC برای سیستم شبکه عصبی LVQ

۱. نرخ یادگیری (Learning Rate) در نرم افزار متلب و همچنین در بسیاری از الگوریتم های یادگیری ماشینی، به پارامتری اشاره دارد که تعیین می کند مدل چقدر باید در هر مرحله از آموزش به وزن های خود تغییر بدهد. در واقع، نرخ یادگیری یک فاکتور کلیدی در آموزش شبکه های عصبی و سایر الگوریتم های یادگیری عمیق است. نرخ یادگیری یک مقدار عددی است که معمولاً بین ۰ و ۱ قرار می گیرد. اگر نرخ یادگیری خیلی کوچک باشد، مدل به آرامی یاد می گیرد و ممکن است زمان زیادی طول بکشد تا به یک جواب بهینه برسد. از سوی دیگر، اگر نرخ یادگیری خیلی بزرگ باشد، ممکن است مدل از نقطه بهینه عبور کند و در نهایت به یک جواب ناپایدار برسد (MATLAB Documentation).

با توجه به ماتریس کانفیژن، کلاس ۱ تعداد شرکت‌هایی است که در بازپرداخت وام نکول کرده‌اند و همچنین کلاس ۲ تعداد شرکت‌هایی است که در بازپرداخت وام نکول نکرده‌اند. همان‌طور که از نتایج مشخص است بهترین دقت برای کلاس ۱ با دقت ۱۰۰ درصد است. البته کلاس ۲ نیز دقت مطلوب ۹۵٫۸ درصد بدست آمده است و دقت کل برای کل داده‌ها در این روش ۹۶٫۲ درصد است. در واقع در پیش‌بینی کلاس ۱ این مدل ۸۰ داده را در کلاس ۱ قرار داده و داده‌ای را در کلاس ۲ قرار نداده است. یعنی ما ۸۰ داده نکول کرده داشته‌ایم که مدل توانسته تمام آنها را درست تشخیص دهد.

در پیش‌بینی کلاس ۲ این مدل ۷۰۹ داده را در کلاس ۲ که کلاس صحیح است قرار داده (پیش‌بینی کرده است) و ۳۱ داده را در کلاس ۱ که کلاس اشتباه است، قرار داده است.

نرخ کلاس (دسته) بندی اشتباه

نرخ دسته‌بندی اشتباه در این مدل ۳٫۸ درصد است.

دقت

دقت این مدل ۹۶٫۲ درصد است.

حساسیت

نرخ پاسخ‌های پیش‌بینی کلاس ۱ صحیح در این مدل ۱۰۰ درصد است.

خاصیت

نرخ پاسخ‌های پیش‌بینی کلاس ۲ صحیح در این مدل ۸۶٫۵ درصد است.

صحت

از بین تمام کلاس ۱‌هایی که مدل پیش‌بینی کرده است، حدود ۷۲ درصد صحیح هستند.

نرخ پیش‌بینی کلاس ۲

از بین تمام کلاس ۲‌هایی که مدل پیش‌بینی کرده است، ۱۰۰ درصد در واقع صحیح هستند.

تجزیه و تحلیل شاخص های گیرنده عامل (ROC)

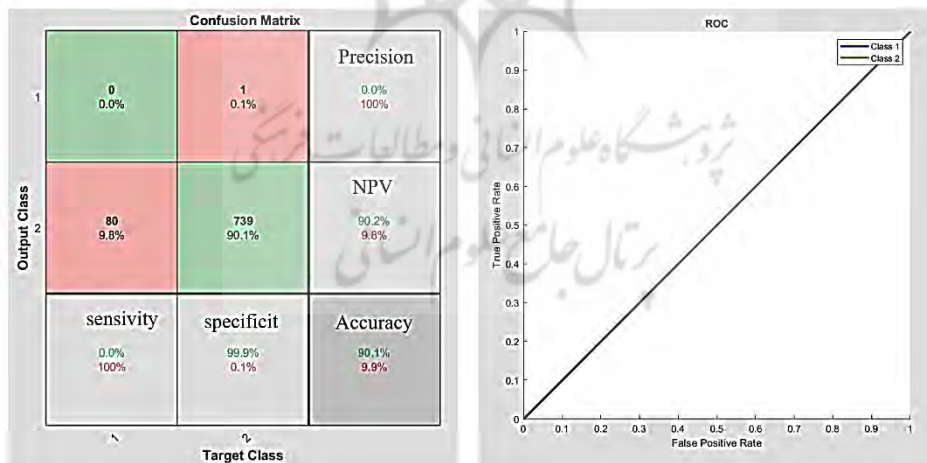
با توجه به اینکه نمودار کلاس های ۱ و ۲ بالای نیمساز قرار دارند و در این ناحیه مقدار حساسیت یا نرخ مثبت صحیح (TPR) آن ها نسبت به نرخ مثبت کاذب (FPR) بیشتر است، در نتیجه نتایج این روش قابل اطمینان خواهد بود. در واقع هر چه منحنی بالاتر از خط نیمساز قرار گیرد، روش، از عملکرد مناسبی تری برخوردار است. به طور کلی قرارگیری نقاط در ناحیه بالای خط نیمساز مطلوب است. در این نمودار منحنی در بالاترین حد ممکن نسبت به بقیه مدل ها قرار دارد که نشان از دقت این مدل دارد.

سطح زیر منحنی ROC (AUC) = ۰.۸۷۳۷

با توجه به اینکه این عدد به یک نزدیک می باشد، به معنای آن است که داده ها عموماً در بالای خط نیمساز قرار گرفته اند و میزان نرخ مثبت صحیح بالا است و روش آزمون از قدرت تشخیص یا درستی مناسبی برخوردار است.

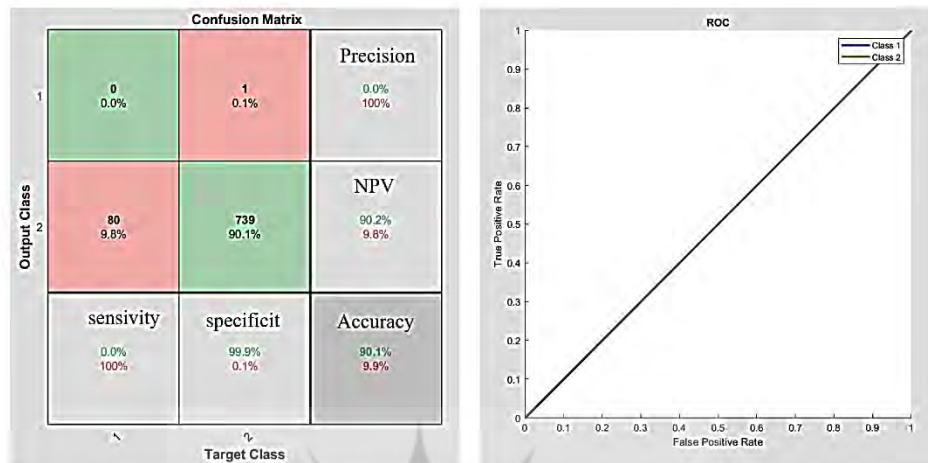
شبکه عصبی آبخاری

برای سیستم شبکه عصبی آبخاری در این تحقیق از تابع آماده متلب NEWCF استفاده شده است. برای این تابع، تعداد نرون برابر ۱۲ در نظر گرفته شده است. نتایج به شرح زیر است.



نمودار ۳. ROC برای سیستم شبکه عصبی آبخاری

شکل ۲. ماتریس کانفیژن برای سیستم شبکه عصبی آبخاری



نمودار ۴. ROC برای سیستم شبکه عصبی آبخاری

ماتریس کانفیژن برای سیستم شبکه عصبی آبخاری

با توجه به ماتریس کانفیژن، کلاس ۱ تعداد شرکت‌هایی است که در بازپرداخت وام نکول کرده‌اند و کلاس ۲ تعداد شرکت‌هایی است که در بازپرداخت وام نکول نکرده‌اند. همان‌طور که از نتایج مشخص است بهترین دقت برای کلاس ۲ با دقت ۹۹٫۹ درصد است و دقت کل برای کل داده‌ها در این روش ۹۰٫۱ درصد است. در واقع در پیش‌بینی کلاس ۱ این مدل داده‌ای را در کلاس ۱ قرار نداده و ۸۰ داده را در کلاس ۲ که کلاس اشتباه است قرار داده است. در پیش‌بینی کلاس ۲ این مدل ۷۳۹ داده را در کلاس ۲ که کلاس صحیح است قرار داده (پیش‌بینی کرده است) و ۱ داده را در کلاس ۱ که کلاس اشتباه است قرار داده است.

نرخ کلاس (دسته) بندی اشتباه

نرخ دسته‌بندی اشتباه در این مدل ۹٫۹ درصد است.

دقت

دقت این مدل ۹۰٫۱ درصد است.

حساسیت

نرخ پاسخ‌های پیش‌بینی کلاس ۱ صحیح در این مدل صفر درصد است.

خاصیت

نرخ پاسخ های پیش بینی کلاس ۲ صحیح در این مدل ۹۹,۹ درصد است.

صحت

از بین تمام کلاس ۱ هایی که مدل پیش بینی کرده است ، حدود صفر درصد صحیح هستند.

نرخ پیش بینی کلاس منفی

از بین تمام کلاس ۲ هایی که مدل پیش بینی کرده است ، ۹۰,۲ درصد در واقع صحیح هستند.

تجزیه و تحلیل شاخص های گیرنده عامل (ROC)

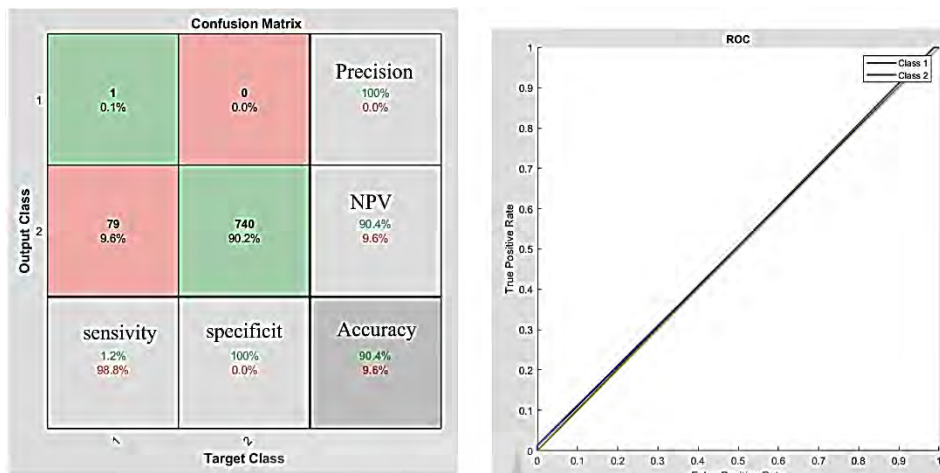
با توجه به اینکه نمودار کلاس های ۱ و ۲ روی نیمساز قرار دارند و در این ناحیه مقدار عددی نرخ مثبت صحیح (TPR) و نرخ مثبت کاذب (FPR) با یکدیگر برابر است، روش از عملکرد مناسبی برخوردار نیست و نتایج این روش برای استفاده مورد نظر، قابل اطمینان نخواهد بود.

سطح زیر منحنی ROC (AUC) = ۰,۴۹۸۳

با توجه به اینکه اعداد AUC نزدیک به ۰,۵ و حتی پایین تر از آن است، همان برابری نرخ مثبت صحیح و نرخ مثبت کاذب را نشان می دهد. در نتیجه این مدل کارایی لازم را نداشته و مناسب استفاده نیست.

شبکه عصبی پرسپترون

برای سیستم شبکه عصبی پرسپترون در این تحقیق از تابع آماده متلب NEWFIT استفاده شده است. برای این تابع تعداد نرون برابر ۱۲ در نظر گرفته شده است. نتایج به شرح زیر است.



نمودار ۵. ROC برای سیستم شبکه عصبی پرسپترون شکل ۴. ماتریس کانفیژن برای سیستم شبکه عصبی پرسپترون

با توجه به ماتریس کانفیژن، کلاس ۱ (class1) تعداد شرکت‌هایی است که در بازپرداخت وام نکول کرده‌اند و کلاس ۲ (class2) تعداد شرکت‌هایی هستند که در بازپرداخت وام نکول نکرده‌اند. همان‌طور که از نتایج مشخص است بهترین دقت برای کلاس ۲ با دقت ۱۰۰ درصد و دقت کل برای کل داده‌ها در این روش ۹۰,۴ درصد است. در واقع در پیش‌بینی کلاس ۱ این مدل یک داده را در کلاس ۱ قرار داده و ۷۹ داده را در کلاس ۲ که کلاس اشتباه است قرار داده است. در پیش‌بینی کلاس ۲ این مدل ۷۴۰ داده را در کلاس ۲ که کلاس صحیح است قرار داده (پیش‌بینی کرده است) و داده‌ای را در کلاس ۱ که کلاس اشتباه است قرار نداده است.

نرخ کلاس (دسته) بندی اشتباه

نرخ دسته بندی اشتباه در این مدل ۹,۶ درصد است.

دقت

دقت این مدل ۹۰,۴ درصد است.

حساسیت

نرخ پاسخ‌های پیش‌بینی کلاس ۱ صحیح در این مدل ۱,۲ درصد است.

خاصیت

نرخ پاسخ های پیش بینی کلاس ۲ صحیح در این مدل ۱۰۰ درصد است.

صحت

از بین تمام کلاس ۱ هایی که مدل پیش بینی کرده است، حدود ۱۰۰ درصد صحیح هستند.

نرخ پیش بینی کلاس منفی

از بین تمام کلاس ۲ هایی که مدل پیش بینی کرده است، ۹۰,۴ درصد صحیح هستند.

تجزیه و تحلیل شاخص های گیرنده عامل (ROC)

با توجه به اینکه نمودار کلاس های ۱ و ۲ روی نیمساز قرار دارند و در این ناحیه مقدار عددی نرخ مثبت صحیح (TPR) و نرخ مثبت کاذب (FPR) با یکدیگر برابر است، روش از عملکرد مناسبی برخوردار نیست و نتایج این روش برای استفاده مورد نظر، قابل اطمینان نخواهد بود.

سطح زیر منحنی ROC (AUC) = ۰,۶۰۵۹

با توجه به اینکه اعداد AUC نزدیک به ۰,۵ و حتی پایین تر از آن است همان برابری نرخ مثبت صحیح و نرخ مثبت کاذب را نشان می دهد. در نتیجه این مدل کارایی لازم را نداشته و مناسب استفاده نیست.

نتایج چهار مدل از مدل های شبکه عصبی که در نرم افزار متلب مورد استفاده قرار گرفت در قالب جدول شماره ۱ خلاصه و مقایسه می شوند.

جدول ۱. مدل های طراحی شده در متلب (منبع: یافته های تحقیق)

مدل / معیار ارزیابی	LVQ	شبکه عصبی پیش خور	شبکه عصبی پرسپترون	شبکه عصبی آبشاری
نرخ کلاس بندی اشتباه	۰,۱۳۶	۰,۵۸۵	۰,۲۹۲	۰,۳۶۶
حساسیت	۰,۸۸۸۸۹	۰,۹۸۳۳۳۳۳	۰,۴۵۲۳۸۱	۰,۲۳۷۵
خاصیت	۰,۸۵۸۵۳۷	۰,۲۳۵۵۲۶۳۲	۰,۷۵۹۶۱۵	۰,۷۵۹۲۱۰۵
دقت	۰,۹۶۰	۰,۹۰۴	۰,۷۰۸	۰,۹۰۱

جدول ۱. مدل‌های طراحی شده در متلب (منبع: یافته‌های تحقیق)

شبکه عصبی آبشاری	شبکه عصبی پرسپترون	شبکه عصبی پیش‌خور	LVQ	مدل / معیار ارزیابی
۰,۲۳۷۵	۰,۲۷۵۳۶۲	۰,۲۸۸۸۶۱۶۹	۰,۵۷۹۷۱	صحت
۰,۲۳۷۵	۰,۴۵۲۳۸۱	۰,۹۱۳۳۳۳۳۳	۰,۸۸۸۸۸۹	فراخوانی مجدد
۰,۲۳۷۵	۰,۳۴۲۳۴۲	۰,۴۴۶۵۴۶۸۳	۰,۷۰۱۷۵۴	معیار ترکیبی F
۰,۴۹۸۳۵۵۳	۰,۶۰۵۹۹۸	۰,۶۰۹۴۲۹۸۲	۰,۸۷۳۷۱۳	AUC
۰,۰۷۳۹۱۶	۰,۴۰۱۲۹۵	۱,۴۶۷۷۹۳۶۴	۰,۱۶۹۱۸۴	زمان اجرا

جمع‌بندی، نتیجه‌گیری و پیشنهادها

به عنوان محرک اصلی رشد و توسعه اقتصاد دانش‌بنیان، شرکت‌های دانش‌بنیان از اهمیت فراوانی برخوردارند. با توجه به اهمیت شرکت‌های دانش‌بنیان، شناسایی و برطرف کردن چالش‌های آنها از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. یکی از مهم‌ترین چالش‌های شرکت‌های دانش‌بنیان تأمین مالی است؛ به گونه‌ای که این تأمین مالی متناسب با مرحله توسعه این شرکت‌ها (اغلب نوپا و کوچک و متوسط) باشد. ماهیت متفاوت فعالیت این شرکت‌ها موجب می‌شود سازوکارهای متفاوتی نسبت به سایر بنگاه‌های اقتصادی جهت تأمین مالی داشته باشند؛ معیارهایی که غالباً در اعتبارسنجی تسهیلات مورد نظر قرار می‌گیرند شامل وثائق، اندازه شرکت با معیارهایی مانند میزان فروش و سرمایه ثبتی، سوابق اعتباری، وضعیت بازار و دیگر عوامل مهم در اعتبارسنجی).

ازجمله نهادهای فعال برای تأمین مالی شرکت‌های دانش‌بنیان و کوچک و متوسط صندوق‌های پژوهش و فناوری هستند. این صندوق‌ها خدمات تسهیلات، سرمایه‌گذاری و ضمانت‌نامه را به شرکت‌های دانش‌بنیان ارائه می‌دهند. هیئت وزیران در سال ۱۳۸۱ تحت آیین‌نامه اجرایی ماده (۱۰۰) قانون برنامه سوم توسعه اقتصادی، اجتماعی و فرهنگی جمهوری اسلامی ایران، به ایجاد بستر قانونی شکل‌گیری «صندوق‌های پژوهش و فناوری» اقدام کرد. این صندوق‌ها

به صورت تخصصی از فعالیت های پژوهشی و فناوری که بخش غیردولتی انجام می دهد، حمایت کنند و جزییات فعالیت آن ها در اساسنامه هر صندوق معین می شود. این صندوق ها بطور غیر دولتی ایجاد و مدیریت می شوند، به طوری که میزان سرمایه گذاری دولت در هر صندوق حداکثر معادل ۴۹٪ سرمایه آن صندوق خواهد بود.

همچنین صندوق نوآوری و شکوفایی یک نهاد مالی - توسعه ای عمومی و هیأت امنایی است که در راستای تقویت اقتصاد دانش بنیان، مأموریت خود را توسعه شرکت های خصوصی یا تعاونی دانش بنیان ایرانی در چهارچوب اساسنامه و قوانین بالادست، از طریق موارد زیر تعریف می نماید:

- ارائه خدمات تأمین مالی به شرکت های دانش بنیان؛

- توانمندسازی شرکت های دانش بنیان؛

- مشارکت و سرمایه گذاری خطرپذیر و غیرخطرپذیر در شرکت های دانش بنیان؛

- حمایت از شرکت های خصوصی؛ و

- هدایت سرمایه های ملی و بین المللی به سمت توسعه فناوری.

صندوق نوآوری و شکوفایی و صندوق های پژوهش و فناوری، از مهم ترین نهادهای حمایتی شرکت های دانش بنیان هستند و می توانند در افزایش رشد و توسعه اقتصاد دانش بنیان مؤثر باشند. در این پژوهش، محقق به دنبال ارائه یک مدل برای اعتبارسنجی اعطای تسهیلات به شرکت های دانش بنیان متقاضی دریافت تسهیلات از صندوق نوآوری و شکوفایی و صندوق های پژوهش و فناوری است.

یکی از مهم ترین ریسک های اعطای تسهیلات، ریسک اعتباری است. در این تحقیق، ریسک اعتباری برابر با احتمال «عدم بازپرداخت» یا «پرداخت با تأخیر» اصل و سود تسهیلات اعطایی توسط صندوق نوآوری و شکوفایی یا صندوق های پژوهش و فناوری به شرکت های دانش بنیان در نظر گرفته شده است. ضروری است صندوق ها به منظور بهینه سازی تصمیم گیری در حوزه ریسک اعتباری و کاهش ضررهای ناشی از آن، مشتریان (شرکت های دانش بنیان) خود را با استفاده از روش های علمی و تجربی اعتبارسنجی نمایند.

با بررسی پیشینه پژوهش و ادبیات نظری ریسک اعتباری و اعتبارسنجی، برای محققین مشخص شد روش ها و مدل های اعتبارسنجی متنوعی از جمله مدل های مرتون، کی ام وی، مدل امتیازدهی Z

آلتمن، رگریسون لاجیت، شبکه عصبی و ... سابقه دارد. از بین این مدل‌ها محققین به دلایلی که در بخش روش‌شناسی پژوهش این ذکر شد، شبکه عصبی را انتخاب کردند.

محققین بر اساس مصاحبه با افراد خبره و مشاور در صندوق‌ها، شیوه‌های رایج اعتبارسنجی موجود را احصا کرده و نهایتاً ۱۰ معیار برای استفاده در مدل این تحقیق جمع‌بندی شد: ۱. نسبت جاری، ۲. نسبت آنی، ۳. نسبت بدهی به حقوق صاحبان سهام (اهرم مالی)، ۴. نسبت مالکانه، ۵. نسبت دارایی جاری، ۶. نسبت بدهی، ۷. نسبت موجودی به فروش، ۸. نسبت بازده سرمایه‌گذاری، ۹. نسبت گردش کل دارایی‌ها و ۱۰. نسبت سرمایه در گردش به بدهی جاری.

در این تحقیق با استفاده از مدل شبکه عصبی ارتباط بین نسبت‌های مالی را با وضعیت اعتباری متقاضی بررسی شد.

عملکرد چهار شبکه عصبی پیش‌خور، شبکه عصبی LVQ و شبکه عصبی آبخاری و شبکه عصبی پرسپترون مورد بررسی و مقایسه قرار گرفت (جدول شماره ۱) و روش شبکه عصبی LVQ با دقت ۹۶ درصد بهترین مدل انتخاب شد.

با توجه به اینکه مدل LVQ در بیشتر بخش‌های مربوط به ارزیابی مدل‌های مختلف امتیاز بهتری نسبت به مدل‌های دیگر داشت، پس از سعی و خطا در بین روش‌های مختلف شبکه عصبی، این مدل جهت اعتبارسنجی شرکت‌های دانش‌بنیان انتخاب شد. بر اساس دقت بالای این مدل، **پیشنهاد می‌شود** صندوق‌هایی که قصد اعطای تسهیلات به شرکت‌های دانش‌بنیان را دارند از این مدل جهت اعتبارسنجی این شرکت‌ها استفاده نمایند تا ریسک اعتباری صندوق کاهش یابد و عملکرد بهتری را در اعطای تسهیلات داشته باشند.

در مقایسه با تحقیقات پیشین، دوراند (۱۹۴۱) و بی‌ور (۱۹۶۶) تلاش‌هایی جهت ارزیابی ریسک اعتباری انجام داده و راه را برای رویکردهایی که در آن دوران، مدرن محسوب می‌شد (مانند مطالعه بوکس (۱۹۶۷)) هموار کردند. مدل‌های امتیازدهی اعتباری دیکن (۱۹۷۲) و Z score آلتمن (۱۹۶۸) پیشرفت خوبی در این عرصه را نمایان کرد اما هیچ کدام از مدل‌های شبکه عصبی استفاده نکرده‌اند. بروسارد و المر (۲۰۰۰) مدل پرسپترون (از مدل‌های شبکه عصبی که در تحقیق حاضر نیز استفاده شده است) را نسبت به مدل Z score آلتمن دارای قدرت پیش‌بینی و دقت بالاتری تشخیص دادند. در ادامه بر اساس مطالعات ما برای ارزیابی ریسک اعتباری

شرکت های دانش بنیان ایران متقاضی تسهیلات از صندوق ها، استفاده از مدل LVQ نسبت به مدل پرسپترون ترجیح دارد. در تحقیق ویمین چن (۲۰۱۲) از روش SVM (از روش های شبکه عصبی) بهره گرفته و نتایج مثبتی حاصل شده است. این روش در تحقیق حاضر بررسی نشده است اما در پژوهش های بعدی می تواند برای شرکت های دانش بنیان متقاضی تسهیلات از صندوق ها بررسی شود.

بکحت و فتحی کامل (۲۰۱۴) جهت ارزیابی ریسک اعتباری در یک بانک تجاری در اردن از روش امتیازدهی و مقایسه رگرسیون logistic با مدل Radial استفاده کرده و به مدل های چهارگانه مطالعه ما پرداخته اند. همچنین تحقیقات دیگر (نعمتی (۲۰۱۵)، ژائو و لی (۲۰۲۲)، ونگ و سانگ (۲۰۲۲) و بی. لیو و همکاران (۲۰۲۴)) به مدل هایی متفاوت از مدل های چهارگانه مطالعه ما پرداختند. نهایتاً تاکنون مطالعه ای با این ترکیب از روش های شبکه عصبی مصنوعی که در مقاله حاضر بررسی شد، برای پیش بینی نکول اعتباری و همچنین ریسک اعتباری شرکت های کوچک و متوسط و دانش بنیان (فناوری محور) انجام نشده و این موضوع نوآوری تحقیق حاضر است.

محدودیت های پژوهش

از آنجا که غالباً شرکت های دانش بنیان، شرکت های کوچک و متوسط خارج از بورس هستند و همچنین گردش مالی نسبتاً بالایی نیز ندارند، از این رو الزامی به ارائه صورت های مالی حسابرسی شده وجود ندارد. در نتیجه، اکثر صورت های مالی استفاده شده در این تحقیق، صورت های مالی حسابرسی نشده هستند.

پیشنهاد برای تحقیقات آتی

۱. در این تحقیق فقط از داده های مربوط به شرکت های دانش بنیان استفاده شده است. پیشنهاد می شود در پژوهش های آتی دامنه و گستره این شرکت ها افزایش یابد و از داده های شرکت های غیردانش بنیان نیز استفاده شود. در این صورت هم مدل سازی دقیق تر و عمیق تر خواهد شد و هم شرکت های اعتبارسنجی می توانند از مدل طراحی شده برای تمامی شرکت ها استفاده نمایند.
۲. در این پژوهش از شرکت های دانش بنیان فعال در حوزه های مختلف استفاده شده است. توصیه می شود برای بررسی مجموعه شرکت های با حوزه فعالیت های خاص، داده های مخصوص

آن حوزه جمع‌آوری شود و مدل‌سازی تخصصی جهت اعتبارسنجی حوزه مربوطه انجام شود (برای نمونه: مدل‌سازی جهت اعتبارسنجی شرکت‌های دانش‌بنیان دارویی).

۳. در این پژوهش از نسبت‌های مالی مشترک میان صندوق‌های مورد بررسی استفاده شده است. در پژوهش‌های آتی می‌توان دامنه این صندوق‌ها را افزایش داد و مصاحبه‌ها و مطالعات بیشتری صورت گیرد تا نسبت‌های مالی و مؤلفه‌های دقیق دیگری نیز به این نسبت‌ها افزوده شود تا مدل‌سازی دقیق‌تر شود و ارتقا یابد.



فهرست منابع

- احمدی زاده، کوروش (۱۳۸۵). لزوم تأسیس مراکز اعتبارسنجی و رتبه بندی. تهران: شهرآب.
- استادی، رسول و مهدی، محمد مهدی (۱۴۰۳). شناسایی و اولویت بندی عوامل اساسی مؤثر بر جذابیت سرمایه گذاری در بنگاه های اقتصادی دانش پایه. پژوهش های راهبردی بودجه و مالیه، ۵(۲)، ۱۰۵-۱۲۸. DOI: [20.1001.1.27171809.1403.5.2.4.3](https://fbarj.ihu.ac.ir/article_209224.html)
- تهرانی، رضا و فلاح شمس، میرفیض (۱۳۸۴). طراحی و تبیین مدل ریسک اعتباری در نظام بانکی کشور. مجله علوم اجتماعی و انسانی دانشگاه شیراز، ۲۲(۲)، ۴۵-۶۰.
- Ahmadizadeh, Kourosh (2006). The necessity of establishing accreditation and rating centers. Tehran: Shahrab [In Persian].
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The journal of finance*, 23(4), 589-609.
- Azahari Jamaludin (2013) Managing Financing Risks in Financial Institutions.
- B. Liu, I. Li, J. Yao, Y. Chen, G. Huang and J. Wang, "Unveiling the Potential of Graph Neural Networks in SME Credit Risk Assessment," 2024 5th International Conference on Intelligent Computing and Human-Computer Interaction (ICHCI), Nanchang, China, 2024, pp. 562-566, doi: 10.1109/ICHCI63580.2024.10808129.
- Box, G. E., & Hill, W. J. (1967). Discrimination among mechanistic models. *Technometrics*, 9(1), 57-71.
- Broussard, J. R., & Elmer, P. J. (2000). "A Comparison of Neural Networks and Traditional Credit Scoring Models."
- Charalambous, C., Chrysochoou, P., & Kavouros, A. (2000). A neural network approach for credit risk assessment. *Proceedings of the International Conference on Neural Networks*, 1, 1-6.
- Deakin, E. B. (1972). A discriminant analysis of predictors of business failure. *Journal of accounting research*, 167-179.
- Doumpos, M., & Zopounidis, C. (2002). A multicriteria decision aid approach for the evaluation of credit risk. *European Journal of Operational Research*, 138(2), 221-232.
- Durand, D. (1941). Risk elements in consumer instalment financing. *Nber Books*.
- Eriksson, K; Jonsson, S; Lindbergh, J; Lindstrand, A; ۲۰۱۴, "Modeling firm specific internationalization risk: An application to banks' risk assessment in lending to firms that do international business", *International Business Review*, (۲۳). ۱۰۷۴- ۱۰۸۵
- Fisher, R. A. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of eugenics*, 7(2), 179-188.
- Hussain Ali Bekhet, Shorouq Fathi Kamel Eletter (2014). Credit risk assessment model for Jordanian commercial banks: Neural scoring approach. *Review of Development Finance*, 4(1), p20-28
- John Wiley & Sons: Risk Management and Financial Institutions.
- Jorion, Philippe. (2006). Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk. McGraw-Hill Education

- Lai, K. K., Yu, L., Wang, S., & Zhou, L. (2006, September). Credit risk analysis using a reliability-based neural network ensemble model. In International Conference on Artificial Neural Networks (pp. 682-690). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Mandala, N; Badra, C; Rian, F; 2012, "Assessing Credit Risk: an Application of Data Mining in a Rural Bank", *Procedia Economics and Finance*, 4(4), p406-412.
- Merton, Robert C. (1973). Theory of Rational Option Pricing. *The Bell Journal of Economics and Management Science*.
- Morgan, D. P. (1994). "The Credit Risk of Banks: Internal Ratings and Risk Models.
- Ostad, Rasoul and Mohtadi, Mohammad Mehdi (2014). Identifying and prioritizing the basic factors affecting the attractiveness of investment in knowledge-based economic enterprises. *Strategic Research on Budget and Finance*, 5(2), 105-128 [In Persian]. DOI : [20.1001.1.27171809.1403.5.2.4.3](https://doi.org/10.1001.1.27171809.1403.5.2.4.3)
https://fbarj.ihu.ac.ir/article_209224.html
- Pasiouras, F., Gaganis, C., & Zopounidis, C. (2006). The impact of bank regulations, supervision, market structure, and bank characteristics on individual bank ratings: A cross-country analysis. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 27, 403-438.
- Risk Management: Concepts and Guidance (2015), Carl L. Pritchard.
- Saunders, A; Allen, L. (2002). Credit Risk Measurement, New Approaches to Value at Risk and Other Paradigms (Second Edition). Wiley Finance.
- Sohn, S. Y., & Kim, H. S. (2007). Random effects logistic regression model for default prediction of technology credit guarantee fund. *European Journal of Operational Research*, 183(1), 472-478.
- Tehrani, Reza and Fallah Shams, Mirfiz (2005). Design and explanation of credit risk model in the country's banking system. *Journal of Social and Human Sciences of Shiraz University*, 22(2), 45-60 [In Persian].
- W. Travis Selmier (2014), Financial Risk as a Good.
- Wang, L., & Song, H. (2022). E-Commerce Credit Risk Assessment Based on Fuzzy Neural Network. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022(1), 3088915.
- Weimin Chen, Guocheng Xiang, Youjin Liu, Kexi Wang(2012). Credit risk Evaluation by hybrid data mining technique. *Systems Engineering Procedia* ,3, p 194-200.
- William H. Beaver, George Parker. (1995). Risk Management: Challenges and Solutions. McGraw-Hill College
- Witkowska, D., Kaminski, W., & Staniec, I. (2003). The Loan Granting Procedure: Artificial Neural Networks, Discriminant Analysis, K-Means Method. In *Modeling and Control of Economic Systems 2001* (pp. 383-387). Elsevier Science Ltd.
- Woo, C. & Wang, Y. (2000). A neural network approach for credit risk assessment. *Proceedings of the International Conference on Neural Networks*, 1, 1-6.
- Z.H. Che (2010). PSO-based back-propagation artificial neural network for product and mold cost estimation of plastic injection molding.
- Zhao, J., Li, B. Credit risk assessment of small and medium-sized enterprises in supply chain finance based on SVM and BP neural network. *Neural Comput & Applic* 34, 12467–12478 (2022). <https://doi.org/10.1007/s00521-021-06682-4>
<https://www.inif.ir>

