Financial Research Journal

Print ISSN: 1024-8153
Online ISSN: 2423-5377

Bank's Credit Portfolio Optimization Using Actuarial Approach and Artificial Neural Networks

Saeed Bajalan
Assistant Prof., Department of Finance Management and Insurance, Faculty of Accounting and Financial Sciences, College of Management, University of Tehran, Tehran, Iran. E-mail: saeedbajalan@ut.ac.ir

Saeid Fallahpour
Assistant Prof., Department of Finance Management and Insurance, Faculty of Accounting and Financial Sciences, College of Management, University of Tehran, Tehran, Iran. E-mail: falahpor@ut.ac.ir

Sara Raeesi*
*Corresponding Author, Ph.D. Candidate, Department of Financial Engineering, Faculty of Accounting and Financial Sciences, College of Management, University of Tehran, Tehran, Iran. E-mail: sararaeesi@ut.ac.ir

Abstract

Objective

Allocating funds to various economic sectors and extending credit are among the key activities of banks. While following monetary and fiscal policies set by governments and central banks, banks strive to allocate these resources to profitable and suitable sectors. Credit risk reduction and control play a vital role in enhancing the lending process and, in turn, bank performance. Banks consistently pursue the dual objectives of minimizing risk and maximizing profit. Insufficient attention to credit yield and risk has led to the concentration of loans in specific economic sectors, creating significant challenges for banks. Considering the need to establish an optimal credit allocation and adopt effective policies,

Citation: Bajalan, Saeed; Fallahpour, Saeid & Raeesi, Sara (2024). Bank's Credit Portfolio Optimization Using Actuarial Approach and Artificial Neural Networks. *Financial Research Journal*, 26(3), 710-733. https://doi.org/10.22059/FRJ.2021.311064.1007074 (*in Persian*)

Financial Research Journal, 2024, Vol. 26, No.3, pp. 710-733
Published by University of Tehran, Faculty of Management
https://doi.org/10.22059/FRJ.2021.311064.1007074
Article Type: Research Paper
© Authors
Received: October 01, 2020
Received in revised form: June 07, 2021
Accepted: July 03, 2021
Published online: October 01, 2024

this study aims to develop an optimal model for credit allocation across economic sectors. By integrating actuarial methods and artificial neural networks (ANN) and considering banking policy constraints, the study seeks to design a credit portfolio that minimizes credit risk.

Methods

The actuarial approach, which includes calculating loan default probabilities and conducting precise financial risk assessments, is a widely used tool in bank risk management. However, these methods often fail to fully capture the complexities inherent in credit interactions. To address this limitation, this study incorporates artificial neural networks (ANN), which provide enhanced predictive accuracy and adaptability to nonlinear data. This research begins by analyzing the credit risk of the bank's loan portfolio using an actuarial approach and subsequently applies a perceptron neural network model to determine the optimal credit portfolio composition considering the bank's lending constraints. The sample data comprises loans extended by the bank to 280 major clients across four sectors—industrial, trade and services, agriculture, and construction—in 2013.

Results

The results indicate that the optimized portfolio, with a greater focus on the agricultural sector, can offer improved risk-adjusted returns compared to the bank's current portfolio, which predominantly emphasizes the industrial sector. In the optimized portfolio composition, the agricultural sector receives the largest allocation, followed by the trade and services, construction, and industrial sectors. In contrast, in the bank's existing portfolio, the highest allocation is to the industrial sector, followed sequentially by trade and services, agriculture, and construction. A review of the banking system's loan portfolio in 2013 confirmed the empirical validity of the model's results.

Conclusion

Based on the findings and validation of the research hypotheses, it can be concluded that utilizing an actuarial model to determine credit risk, followed by optimization through artificial neural networks, enhances the bank's credit portfolio optimization process. This approach enables banks to improve portfolio structure, which helps in mitigating potential risks and achieving more stable returns.

Keywords: Credit risk, Credit portfolio, Actuarial approach, Artificial neural network.

شاپا چاپی: ۸۱۵۳-۱۰۲۴
شاپا الکترونیکی: ۵۲۷۷-۲۴۲۳
تحقیقات مالی

بهینه‌سازی پرتفوی اعتباری بانک‌ها با استفاده از رویکرد اکچوئری و شبکهٔ عصبی مصنوعی

سعید باجلان
استادیار، گروه مدیریت مالی و بیمه، دانشکده حسابداری و علوم مالی، دانشکدگان مدیریت، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: saeedbajalan@ut.ac.ir

سعید فلاح‌پور
استادیار، گروه مدیریت مالی و بیمه، دانشکده حسابداری و علوم مالی، دانشکدگان مدیریت، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: falahpor@ut.ac.ir

سارا رئیسی*
* نویسنده مسئول، دانشجوی دکتری، گروه مهندسی مالی، دانشکده حسابداری و علوم مالی، دانشکدگان مدیریت، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: sararaeesi@ut.ac.ir

چکیده

هدف: تخصیص وجوه به بخش‌های مختلف اقتصادی و اعطای تسهیلات، یکی از فعالیت‌های مهم بانک‌هاست. بانک‌ها ضمن توجه به سیاست‌های پولی و مالی تعیین شده توسط دولت‌ها و بانک مرکزی، این منابع را به بخش‌های سودآور و مناسب تخصیص می‌دهند. کاهش و کنترل ریسک اعتباری، یکی از عوامل مؤثر در بهبود فرایند اعطای اعتبار و در نتیجه در عملکرد بانک‌هاست. حداقل‌سازی ریسک به همراه حداکثرسازی سود هدفی است که همواره بانک‌ها به‌دنبال تحقق آن هستند. کم‌توجهی به موضوع بازده و ریسک تسهیلات، به تمرکز تسهیلات در بخش‌های خاصی از اقتصاد منجر شده که خود مشکلات عمده‌ای را برای بانک‌ها به همراه داشته است. با توجه به ضرورت تعیین سهم بهینه اعتبارات و ضرورت سیاست‌گذاری مناسب در این زمینه، پژوهش حاضر در پی ارائهٔ یک الگوی مناسب برای تخصیص بهینهٔ اعتبارات اعطایی به بخش‌های مختلف اقتصادی است؛ به‌گونه‌ای که با مدل‌سازی و بهینه‌سازی ریسک اعتباری با استفاده از ترکیب دو رویکرد اکچوئری و شبکهٔ عصبی مصنوعی و با توجه به محدودیت‌های موجود در سیاست‌های بانک، پرتفوی اعتباری بهینه به‌گونه‌ای تعیین شود که ریسک اعتباری حداقل شود.

روش: روش اکچوئری با محاسبهٔ احتمال نکول وام‌ها و ارزیابی دقیق ریسک‌های مالی، به‌عنوان ابزار اصلی در مدیریت ریسک بانک‌ها شناخته می‌شود. با این حال، این روش‌ها اغلب نمی‌توانند پیچیدگی‌های موجود در تعاملات اعتباری را به‌طور کامل مدل‌سازی کنند. برای غلبه بر این محدودیت‌ها، از شبکهٔ عصبی مصنوعی استفاده می‌شود که توانایی پیش‌بینی دقیق‌تر و تطبیق با داده‌های غیرخطی را دارد.

استناد: باجلان، سعید؛ فلاح‌پور، سعید و رئیسی، سارا (۱۴۰۳). بهینه‌سازی پرتفوی اعتباری بانک‌ها با استفاده از رویکرد اکچوئری و شبکهٔ عصبی مصنوعی. *تحقیقات مالی*، ۲۶(۳)، ۷۱۰- ۷۳۳.

تحقیقات مالی، ۱۴۰۳، دوره ۲۶، شماره ۳، صص. ۷۱۰- ۷۳۳
ناشر: دانشکدهٔ مدیریت دانشگاه تهران
نوع مقاله: علمی پژوهشی
© نویسندگان
تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۷/۱۰
تاریخ ویرایش: ۱۴۰۰/۰۴/۰۶
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۴/۱۲
تاریخ انتشار: ۱۴۰۳/۰۷/۱۰
doi: https://doi.org/10.22059/FRJ.2021.311064.1007074

بدین منظور در پژوهش حاضر، ابتدا به بررسی ریسک اعتباری پرتفوی تسهیلات بانکی با استفاده از رویکرد اکچوئری پرداخته می‌شود؛ سپس با استفاده از شبکهٔ عصبی پرسپترون و با توجه به محدودیت‌های بانک در ارائهٔ تسهیلات، ترکیب بهینهٔ پرتفوی اعتباری تعیین می‌شود. نمونه مورد استفاده شامل تسهیلات اعطایی بانک به ۲۸۰ مشتری کلان خود در ۴ بخش صنعتی، خدماتی و بازرگانی، کشاورزی و ساختمان، در سال ۱۳۹۲ است.

یافته‌ها: نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد که پرتفوی بهینه شده با تمرکز بیشتر بر بخش کشاورزی، در مقایسه با پرتفوی فعلی بانک که عمدتاً بر بخش صنعت تمرکز دارد، می‌تواند بازدهی تعدیل‌شده بر اساس ریسک بهتری را ارائه دهد. در ترکیب پرتفوی بهینه به‌دست‌آمده، بیشترین سهم، به بخش کشاورزی مربوط است و بخش‌های خدماتی و بازرگانی، ساختمانی و صنعتی، به‌ترتیب در رده‌های بعدی قرار دارند. در حالی که در پرتفوی فعلی بانک، بیشترین سهم تسهیلات به بخش صنعتی مربوط است و بعد از آن، به‌ترتیب بخش‌های خدماتی و بازرگانی، کشاورزی و ساختمان قرار می‌گیرند. با بررسی پرتفوی تسهیلات نظام بانکی، مشاهده شد که در سال ۱۳۹۲ شواهد تجربی نیز نتایج مدل را تأیید می‌کند.

نتیجه‌گیری: براساس یافته‌ها و تأیید فرضیه‌های پژوهش، می‌توان نتیجه گرفت که استفاده از مدل اکچوئری برای تعیین ریسک اعتباری و سپس بهینه‌سازی با استفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی، به بهبود فرایند بهینه‌سازی پرتفوی اعتباری بانک‌ها منجر می‌شود؛ از این رو بانک‌ها می‌توانند با بهبود ساختار پرتفوی خود از این طریق، ریسک‌های بالقوه را کاهش دهند و بازده مطمئن‌تری به‌دست آورند.

کلیدواژه‌ها: ریسک اعتباری، پرتفوی اعتباری، رویکرد اکچوئری، شبکهٔ عصبی مصنوعی.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

مقدمه

اساس و پایهٔ علم اقتصاد بر تخصیص بهینه منابع کمیاب به فعالیت‌های اقتصادی بنا شده است. یکی از نهاده‌های اقتصادی مهم و لازم برای انجام فعالیت‌های اقتصادی در زمینه‌های مختلف (اعم از کشاورزی، صنعت، معدن، خدمات، مسکن، صادرات، انرژی و...) وجود نهادهٔ سرمایه است که می‌تواند در قالب تسهیلات و وام‌های بانکی تبلور یابد. بانک‌ها می‌توانند با جذب سرمایه‌های موجود در جامعه و هدایت درست آن‌ها به بخش‌های مختلف اقتصادی متقاضی این تسهیلات، در رشد و توسعهٔ اقتصادی کشور نقش تعیین‌کننده‌ای را ایفا کنند. از این رو بانک‌ها به‌عنوان یکی از بنگاه‌های اقتصادی و مالی بسیار مهم، نقش بسیار مهم و اساسی در سیستم مالی و اقتصادی هر کشوری ایفا می‌کنند.

تفاوت زیاد سهم نظام بانکی (نزدیک به ۸۰ درصد) در مقایسه با سایر بخش‌های تأمین‌کنندهٔ منابع مالی (مانند بازار سرمایه، سرمایه‌گذاری خارجی و...) در نظام تأمین مالی اقتصاد ایران، بر بانک محور بودن نظام تأمین مالی داخلی دلالت دارد. در واقع بخش بانکی در نظام ایران را می‌توان مهم‌ترین پل ارتباطی میان عرضه و تقاضای منابع پولی دانست؛ به‌طوری که هرگونه کاستی در ساختار این بخش و ناکارآمدی عملکرد آن، زمینه‌های بروز اختلال در سایر بخش‌ها را نیز فراهم می‌کند. در نظریه‌های مالی بحث می‌شود که سیاست‌های بانک در زمینهٔ نحوهٔ مدیریت پُرتفوی تسهیلات، بر ریسک اعتباری تأثیر شایان توجهی دارد (عباسیان، فلاحی و رحمانی، ۱۳۹۵). ریسک اعتباری در بانک‌ها، همواره یکی از عوامل بسیار مهم ریسک بوده است. کاهش و کنترل ریسک اعتباری، به‌عنوان یکی از عوامل مؤثر در بهبود فرایند اعطای اعتبار و در نتیجه عملکرد بانک‌ها مطرح شده است و در تداوم ارائه تسهیلات، سودآوری و بقای بانک‌ها و مؤسسه‌های مالی، نقش اساسی ایفا می‌کند (فلاح‌پور، راعی و هندیجانی‌زاده، ۱۳۹۲).

در بسیاری از پژوهش‌های انجام شده در زمینهٔ بهینه‌سازی پرتفوی، چه در رابطه با پرتفوی سهام و چه پرتفوی تسهیلات، از تئوری مدرن پرتفوی MPT[1] جهت مدل‌سازی ریسک و بازده استفاده شده است؛ در حالی که به‌کارگیری این روش برای پرتفوی اعتباری، موجب پذیرش مفروضاتی می‌شود که گاهی با واقعیت هم‌خوانی ندارند. به‌دلیل وجود این مشکلات در استفاده از تئوری مدرن پرتفوی برای دارایی‌های اعتباری، مدل‌هایی برای پرتفوهای اعتباری رایج شده است که بانک‌ها عمده‌ترین استفاده‌کنندگان این مدل‌ها هستند (کمرئی، ۱۳۹۰).

در این راستا با توجه به ضرورت تعیین سهم بهینه اعتبارات و ضرورت سیاست‌گذاری مناسب در این زمینه، پژوهش حاضر در پی ارائه یک الگوی مناسب جهت تخصیص بهینه اعتبارات اعطایی به بخش‌های مختلف اقتصادی است؛ به‌گونه‌ای که با مدل‌سازی و بهینه‌سازی ریسک اعتباری با استفاده از مدل مبتنی بر رویکرد اکچوئری و شبکهٔ عصبی و با توجه به محدودیت‌های موجود در سیاست‌های بانک، پرتفوی اعتباری بهینه، به گونه‌ای تعیین شود که ریسک اعتباری حداقل شود. فرضیهٔ این پژوهش این است که بازده تعدیل شده بر مبنای ریسک پرتفوی بهینه ازبازده پرتفوی فعلی بانک بیشتر است.

1. Modern Portfolio Theory

پیشینهٔ نظری پژوهش

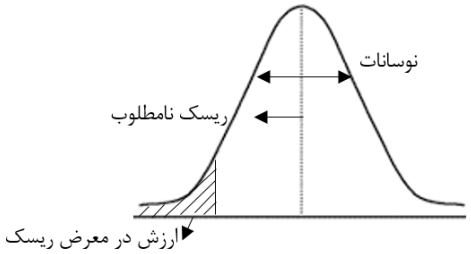
مدل‌های ریسک اعتباری

مدل‌های مختلفی جهت محاسبه ریسک اعتباری وجود دارد که آن‌ها را می‌توان به‌صورت زیر دسته‌بندی کرد (رستی و سیرونی[1]، ۲۰۰۷).

شکل ۱. مدل‌های ریسک اعتباری

دسته‌ای از این مدل‌ها، مدل‌های پرتفوی هستند. مفهوم تشکیل سبد تسهیلات و تشکیل پرتفوی دارایی‌ها را مارکوئیتز در دهۀ ۱۹۵۰ مطرح کرد؛ اما از دهۀ ۱۹۸۰ کاربرد این مفهوم برای دارایی‌های اعتباری توسعه یافت و به‌دنبال آن در دهۀ ۱۹۹۰مدل‌های پرتفوی تسهیلات اعتباری معرفی شدند. در این مدل‌ها VaR یکی از معیارهایی است که برای مدیریت ریسک اعتباری استفاده می‌شود که نشان‌دهندۀ حداکثر زیانی است که یک پرتفوی اعتباری در طی یک افق زمانی مشخص و در سطح اطمینانی معین می‌تواند با آن مواجه شود. به عبارت دیگر ارزش در معرض ریسک، مبلغی از ارزش پرتفوی را مشخص می‌کند که انتظار می‌رود ظرف یک دورۀ زمانی مشخص و با میزان احتمال معین از دست برود. شکل زیر ارزش در معرض ریسک را با سایر معیارهای ریسک مقایسه کرده است (راعی و سعیدی، ۱۳۹۳: ۱۳۶-۱۳۸).

1. Resti & Sironi



شکل ۲. ارزش در معرض ریسک و سایر معیارها

رویکردهای مختلفی در محاسبهٔ ریسک اعتباری با استفاده از مدل‌های پرتفوی وجود دارد. در این پژوهش از رویکرد اکچوئری جهت تعیین توزیع زیان پرتفوی اعتباری استفاده می‌شود. مدل+CreditRisk ، در سال ۱۹۹۷ توسط کردیت سوئیس توسعه یافت. این مدل، مبتنی بر رویکردی برگرفته از صنعت بیمه است و در آن، برای سنجش ریسک اعتباری، از ریاضیات اکچوئری استفاده می‌شود. زیان‌های یک شرکت بیمه، ناشی از دو متغیر اصلی است:

۱. فراوانی وقوع یک رویداد مشخص
۲. مبلغ خسارتی که شرکت در صورت وقوع رویداد باید بپردازد (شدت زیان).

می‌توان به آسانی، به شباهت بین زیان در شرکت‌های بیمه و ریسک اعتباری پی برد. در ریسک اعتباری نیز زیان‌ها، به فراوانی نکول و زیان ناشی از نکول بستگی دارد. با توجه به این شباهت، می‌توان از مدل‌های صنعت بیمه برای برآورد زیان‌های اعتباری استفاده کرد. در این مدل‌ها، تنها به ریسک نکول توجه می‌شود و ریسک انتقال، در نظر گرفته نمی‌شود. علاوه‌براین، با استفاده از این مدل، اکسپوژر در معرض نکول (EAD) و نرخ بازیافت را نیز نمی‌توان برآورد کرد و فرض می‌شود که مقدار آن‌ها، از قبل مشخص است. با وجود این محدودیت‌ها، مدل +CreditRisk در برآورد ریسک پرتفوهای متشکل از تعداد زیادی دارایی، از اثربخشی بالایی برخوردار است. بنابراین در مدیریت پرتفوی سنتی بانک‌ها مانند وام‌های پرداختی به شرکت‌های کوچک و متوسط، واحدهای مشتریان حقیقی و وام‌های رهنی، این مدل کاربرد بسیار زیادی دارد.

در این مدل با فرض وجود K بخش و متغیر بودن احتمال‌های نکول از سالی به سال دیگر، برای رسیدن به یک فرمول ساده برای تابع مولد احتمال باید یک توزیع احتمال مناسب برای هر بخش (x_{k}) تعیین کرد. از این رو فرض می‌شود که توزیع مدنظر، توزیع گاما با میانگین μ_{k} و انحراف معیار σ_k است که در بخش بعد، جزئیات مربوط به توزیع گاما بیان می‌شود. روش استفاده شده در این پژوهش مشابه این مدل است، بدین صورت که از توزیع پوآسون جهت تخمین توزیع احتمال تعداد دفعات نکول و از توزیع گاما جهت تخمین توزیع احتمال زیان‌ها استفاده شده است.

توزیع گاما

توزیع گاما $\Gamma(\alpha.\beta)$ یک توزیع چوله است. تابع چگالی احتمال $\Gamma(\alpha.\beta)$ برای متغیر X به صورت زیر است:

$$p(x \le X \le x + dx) = f(x)dx = \frac{1}{\beta^{\alpha}\Gamma(\alpha)} e^{-\frac{x}{\beta}} x^{\alpha-1} dx$$ رابطهٔ ۱)

که $\Gamma(\alpha) = \int_{x=0}^{\infty} e^{-x} x^{\alpha-1} dx$ تابع گاما است. توزیع گاما یک توزیع دو پارامتری است که با میانگین و انحراف معیار داده‌ها توضیح داده می‌شود. پارامترها به‌صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$\mu = \alpha \cdot \beta \ . \ \sigma^2 = \alpha \cdot \beta^2$$ رابطهٔ ۲)

بنابراین برای هر بخش k، پارامترهای توزیع گاما به‌صورت زیر تعریف می‌شوند (گزارش کردیت سوئیس، ۱۹۹۷):

$$\alpha_k = \frac{{\mu_k}^2}{{\sigma_k}^2} \quad . \quad \beta_k = \frac{{\sigma_k}^2}{\mu_k}$$ رابطهٔ ۳)

شبکه‌های عصبی

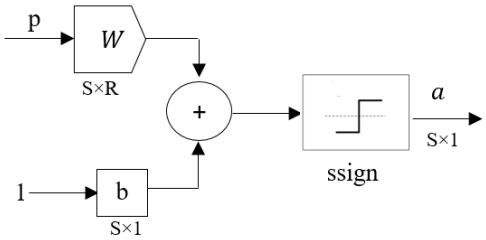
شبکه‌های عصبی را می‌توان با اغماض زیاد، مدل‌های الکترونیکی از ساختار عصبی مغز انسان نامید. مکانیسم فراگیری و آموزش مغز به‌طور کلی بر تجربه استوار است. مدل‌های الکترونیکی شبکه‌های عصبی طبیعی نیز، براساس همین الگو بنا شده‌اند. این شبکه‌ها چیزی نیستند، جز چند ماتریس که می‌توانند یاد بگیرند و تصمیم‌گیری کنند. از این شبکه‌ها می‌توان در کارهایی که از یک الگوریتم دقیق پیروی نمی‌کنند، استفاده کرد.

تحقیقات و علاقه‌مندی به شبکه‌های عصبی از زمانی شروع شد که مغز به‌عنوان یک سیستم دینامیکی با ساختار موازی و پردازشگری کاملاً مغایر با پردازشگرهای متداول شناخته شد. نگرش نوین در خصوص کارکرد مغز، نتیجهٔ تفکراتی بود که در اوایل قرن بیستم توسط رامون سگال دربارهٔ ساختار مغز به‌عنوان اجتماعی از اجزای محاسباتی کوچک به نام نرون شکل گرفت. مغز به‌عنوان یک سیستم پردازش اطلاعات با ساختار موازی، از ۱۰۰ تریلیون ($۱۰^{۱۱}$) نرون به هم مرتبط با تعداد $۱۰^{۱۶}$ ارتباط تشکیل شده است. به‌طور خلاصه می‌توان جمع‌بندی زیر را از کاربردهای شبکه‌های عصبی ارائه کرد (منهاج، ۱۳۸۶: ۲۳-۳۹):

۱. طبقه‌بندی، شناسایی و تشخیص الگو؛
۲. پردازش سیگنال؛
۳. پیش‌بینی سری‌های زمانی؛
۴. مدل‌سازی و کنترل؛
۵. بهینه‌سازی؛
۶. سیستم‌های خبره و فازی؛
۷. مسائل مالی، بیمه، امنیتی، بازار بورس و وسایل سرگرم‌کننده؛
۸. ساخت وسایل صنعتی، پزشکی و امور حمل و نقل.

شبکهٔ عصبی پرسپترون

شبکه‌های عصبی پرسپترون، به‌ویژه پرسپترون چند لایه، از جمله کاربردی‌ترین شبکه‌های عصبی محسوب می‌شوند. این شبکه‌ها قادرند با انتخاب مناسب تعداد لایه‌ها و سلول‌های عصبی که اغلب زیاد هم نیستند، یک نگاشت غیرخطی را با دقت دل‌خواه انجام دهند. شکل زیر ساختار شبکه پرسپترون تک لایه را نشان می‌دهد (منهاج، ۱۳۸۶: ۷۸).



شکل ۳. پرسپترون تک لایه

پیشینهٔ تجربی پژوهش

تحقیقات در زمینهٔ مدیریت پرتفوی فراوان است. اکثر این تحقیقات در حوزهٔ بهینه‌سازی سبد سهام انجام شده و در موارد کمتری به بهینه‌سازی پرتفوی اعتباری بانک‌ها پرداخته شده است. روش‌های اقتصادسنجی، شبکه‌های عصبی و فازی، الگوریتم ژنتیک، برنامه‌ریزی آرمانی و... از جمله روش‌های به کار برده شده برای تعیین پرتفوی بهینه در این پژوهش‌ها هستند. روند رو به رشد استفاده از شبکه‌های عصبی و فازی در فرایند بهینه‌سازی نشانه‌ای بر تأثیر مثبت استفاده از این روش‌ها در فرایند بهینه‌سازی است.

مقالات خارجی بسیاری در زمینهٔ استفاده از شبکهٔ عصبی در بهینه‌سازی پرتفوی نگاشته شده است؛ برای مثال فرناندز و گومز[1] (۲۰۰۷) در پژوهشی، از مدل میانگین ـ واریانس مارکوییتز و شبکهٔ عصبی هاپفیلد در مسئلهٔ انتخاب پرتفوی استفاده کرده‌اند. نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد در شرایطی که پرتفوی، ریسک سرمایه‌گذاری کمی داشته باشد و از تنوع مناسبی برخوردار باشد، مدل شبکهٔ عصبی راه‌حل‌های بهتری ارائه می‌دهد. در مورد پرتفوی اعتباری بانک‌ها نیز می‌توان نمونه‌هایی را نام برد. فتحی و یاسین[2] (۲۰۱۰)، در مقاله‌ای با عنوان «استفاده از شبکه‌های عصبی برای تصمیم‌گیری در مورد وام‌ها در سیستم بانکی اردن»، از یک شبکهٔ عصبی به‌عنوان ابزاری برای تصمیم‌گیری در مورد وام‌ها و ارزیابی اعتباری مشتریان بانک‌ها استفاده کرده‌اند. نتایج نشان می‌دهد که استفاده از شبکه‌های عصبی، تکنیکی موفق برای پرتفوی وام‌ها در بانک‌های تجاری اردن است.

دنکور[3] (۲۰۱۳)، به ارائه یک مدل برنامه‌ریزی خطی با استفاده از الگوریتم کارمارکار[4]، جهت کمک به بانک‌ها در

1. Fernandez & Gomez
2. Fathi & Yaseen
3. Donkor
4. Karmarkar

بهینه‌سازی پرتفوی وام‌ها پرداخته است. تابع هدف ماکزیمم شدن بازده وام‌ها است. طبق نتایج با استفاده از این مدل، افزایش قابل توجهی در بازدهی پرتفوی وام‌ها حاصل می‌شود. متاوا، الحسینی، حسن و حسنین[1] (۲۰۱۶)، از روش الگوریتم ژنتیک جهت بهینه‌سازی پرتفوی وام بانک‌ها استفاده کرده‌اند؛ به نحوی که سود بانک حداکثر و احتمال نکول حداقل شود. طول مدت وام، محدودیت‌های اعتباری، اندازه وام، نوع وام، نرخ بهره وام، زیان مورد انتظار وام و رتبه اعتباری قرض‌گیرنده به‌عنوان متغیرهایی جهت تعیین اینکه کدام مشتری باید برای وام دادن انتخاب شود، استفاده شده است. لوین، کیو و مک‌کارتی[2] (۲۰۱۷) در مقاله‌ای با عنوان «بهینه‌سازی پرتفوی براساس میانگین و ارزش در معرض ریسک ـ رویکرد ناپارامتریک»، از یک روش جایگزین روش میانگین ـ واریانس مارکوئیتز استفاده کرده اند که در آن از VaR[3] به‌عنوان معیار ریسک استفاده می‌شود.

همان طور که بیان شد، در اکثر پژوهش‌ها مدل شبکهٔ عصبی در بهینه‌سازی نتایج مطلوبی ارائه می‌دهد. در پژوهش‌های داخلی نیز استفاده از این مدل‌ها روند افزایشی دارد. راعی (۱۳۸۱)، در پژوهشی با هدف دستیابی به یک مدل سرمایه‌گذاری مناسب در سبد سهام برای سرمایه‌گذاران مخاطره‌پذیر، به مقایسهٔ مدل مارکوئیتز و شبکهٔ عصبی مصنوعی پرداخته است که نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد مدل شبکهٔ عصبی بر مدل مارکوئیتز برتری دارد. منصوری و آذر (۱۳۸۱)، در مقاله‌ای با استفاده از یک سری متغیرهای مستقل و بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه، ریسک اعتباری و ظرفیت اعتباری شرکت‌ها و سازمان‌های درخواست کننده اعتبار را به‌طور هم‌زمان تحلیل کردند. طبق نتایج به‌دست‌آمده، مدل‌های شبکهٔ عصبی و رگرسیون لجستیک در برآورد ریسک اعتباری، از قابلیت مشابهی برخوردارند؛ ولی مدل‌های شبکهٔ عصبی در برآورد ظرفیت اعتباری مشتریان توان بیشتری دارند.

در خصوص پرتفوی اعتباری بانک‌ها نیز پژوهش‌های داخلی بسیاری وجود دارد که با استفاده ار مدل‌های مارکوئیتز، الگوریتم ژنتیک، شبکه‌های عصبی و... به تعیین ترکیب بهینه پرداخته‌اند. مسئله بهینه‌سازی پرتفوی، از زمانی که مارکوئیتز بهینه‌سازی براساس میانگین ـ واریانس را مطرح کرد، پیشرفت‌های فراوانی داشته است. پژوهش‌های بعد از مارکوئیتز نشان دادند که استفاده از واریانس به‌عنوان عامل ریسک، کاستی‌هایی دارد (راعی، باسخا و مهدی‌خواه، ۱۳۹۹)؛ اما همچنان روش مارکوئیتز به‌عنوان یک روش بهینه‌سازی مورد استفاده قرار می‌گیرد. مهرآرا و صادقیان (۱۳۸۹)، ترکیب بهینه پرتفوی اعتباری بانک سامان در قالب بخش‌های اقتصادی مبتنی بر مدل بهینه‌سازی مارکوئیتز را محاسبه کرده‌اند. طبق یافته‌های این پژوهش، به‌ترتیب بخش‌های خدمات، صنعت و معدن، مسکن و ساختمان و کشاورزی از بیشترین سهم در پرتفوی بهینه وام بانک برخوردارند. کمرئی (۱۳۹۰) در پایان‌نامه کارشناسی ارشد خود با عنوان «بررسی پرتفوی تسهیلات اعطایی بانک سپه و تعیین ترکیب بهینهٔ آن»، سهم تسهیلات بخش‌های مختلف اقتصادی در پرتفوی اعتباری بانک سپه را با استفاده از مدل بهینه‌سازی پرتفوی مارکوئیتز تعیین کرده است. نتایج نشان می‌دهد که بخش‌های بازرگانی و ساختمانی دو بخش ریسکی هستند که افزایش سهم آن‌ها به افزایش نرخ بازدهی پرتفوی تسهیلات کمک می‌کند.

1. Metawa, Elhoseny, Hassan & Hassanien
2. Lewin, Qu & MacCarthy
3. Value at Risk

به‌دلیل کاستی‌های مدل مارکوئیتز که به پذیرش فرض‌هایی منجر می‌شود که با واقعیت هم‌خوانی ندارد، روند استفاده از روش‌های الگوریتم ژنتیک و شبکهٔ عصبی و... روبه افزایش است و در پژوهش‌های متفاوتی نشان داده‌شده که این روش‌ها کارایی بیشتری دارند. صالحی، صالحی، جعفری اسکندری (۱۳۹۳)، به بهینه‌سازی سبد تسهیلات اعطایی مؤسسه‌های مالی با استفاده از برنامه‌ریزی ریاضی و الگوریتم ژنتیک پرداخته اند. در این مدل با استفاده از الگوریتم ژنتیک بهترین سبد تسهیلات بانک تجارت که سود را حداکثر می‌کند تعیین می‌شود.

دلوی، باقی، عبدالباقی، کاظمی (۱۳۹۴)، در مقاله‌ای با عنوان «کاربرد الگوریتم ژنتیک چندهدفه در بهینه‌سازی پرتفوی تسهیلات بانک (مطالعه موردی: بانک ملی استان اصفهان)»، به بررسی نرخ بهره مؤثر ، نرخ نکول تسهیلات اعطایی در قالب عقود اسلامی در بخش‌های مختلف و سبد بهینه تسهیلات پرداخته‌اند. یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که پرتفوی بهینه تسهیلات که توسط الگوریتم ژنتیک چندهدفه به‌دست آمده است، متفاوت از پرتفوی فعلی بانک است و پوشش‌دهنده محدودیت‌ها و سیاست‌های مختلف حاکم بر اعطای تسهیلات است و نیز نرخ بهره مؤثر و درجه کارایی تسهیلات مبتنی بر مدل، بالاتر از نرخ بهره مؤثر و درجه کارایی سبد فعلی تسهیلات است.

اشتری تفتی (۱۳۹۵)، در مقاله‌ای با عنوان «رویکرد تشکیل پرتفوی تسهیلات مالی اعطایی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (مطالعه موردی بانک ملی ایران)»، با استفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی، تسهیلات اعطایی یکی از شعب بانک ملی ایران را اولویت‌بندی کرده است.

به‌کارگیری رویکرد اکچوئری به همراه شبکهٔ عصبی مصنوعی جهت تعیین وزن‌های بهینه بخش‌های اقتصادی در پرتفوی اعتباری بانک رویکرد جدیدی است که با توجه به کمک به بانک‌ها در جهت تخصیص بهینه اعتبارات حائز اهمیت فراوان است و در برنامه‌ریزی و سیاست‌گذاری اعتباری بانک قابل استفاده است. تاکنون پژوهشی در زمینه استفاده از مدل‌های مبتنی بر رویکرد اکچوئری جهت بهینه‌سازی پرتفوی اعتباری بانک‌ها انجام نشده است و این موضوع دلیلی بر نوآوری در روش استفاده شده در این پژوهش است. در تحقیقی حیدری، ابراهیمی و محبی (۱۳۹۶)، ریسک پرتفوی اعتباری بانک رفاه را با هدف امکان‌سنجی استفاده از روش‌شناسی CreditRisk+ برآورد کرده‌اند. نتایج به‌دست آمده نشان‌دهندهٔ آن است که می‌توان با موفقیت در بانک‌های ایرانی از توابع اکچوئری برای مدل‌سازی ریسک اعتباری و پیش‌بینی و تحلیل موارد نکول استفاده کرد.

روش‌شناسی پژوهش

همان طور که بیان شد در این پژوهش جهت مدل‌سازی ریسک اعتباری از روش اکچوئری و روشی مشابه مدل CreditRisk+ استفاده شده است. بدین صورت که با در نظر گرفتن توزیع پوآسون جهت تخمین توزیع احتمال فراوانی رویدادهای نکول و تقریب گامای انتقال یافته جهت تعیین توزیع احتمال زیان وام‌ها برای هر بخش اقتصادی، به توزیع احتمال زیان کل تسهیلات اعطایی بانک می‌رسیم. معیار ارزش در معرض خطر (VaR) نیز (کوانتایل توزیع احتمال زیان) به‌عنوان معیار ریسک اعتباری محاسبه شده است.

جهت سامان‌دهی داده‌ها از نرم‌افزار اکسل استفاده شده است. در مرحله بعد با استفاده از نرم‌افزارهای متلب[1] و میپل[2]، شبکه‌های عصبی مورد نیاز جهت پیاده‌سازی مدل ریسک اعتباری و بهینه‌سازی پرتفوی اعتباری طراحی شدند. تابع هدف حداقل‌سازی ریسک اعتباری (VaR) پرتفوی تسهیلات بانک است. در پایان با توجه به وزن‌های بهینه، بازده پرتفوی بهینه محاسبه شده و با پرتفوی فعلی بانک مقایسه می‌شود. با توجه به اینکه نرخ سود تسهیلات در سال ۱۳۹۲، (سالی که اطلاعات آن از طریق بانک در اختیار محقق قرار داده شد) نرخی ثابت و حدود ۱۵درصد تعیین شده است. جهت محاسبه بازده بخش‌های مختلف اقتصادی از نسبت درآمدهای حاصل از تسهیلات به کل تسهیلات اعطایی هر بخش استفاده شده است. در ادامه، روش تقریب توزیع احتمال زیان و محاسبه ارزش در معرض خطر و نیز شبکه‌های عصبی استفاده شده با جزئیات بیشتر بررسی شده‌اند.

تقریب توزیع احتمال زیان و محاسبه VaR

جهت تعیین معیار ریسک اعتباری، لازم است که در ابتدا تابع توزیع احتمال زیان تقریب زده شود. توزیع احتمال فراوانی حوادث و رویدادهای نکول، توزیع پوآسون در نظر گرفته می‌شود و برای تقریب توزیع زیان‌ها (شدت نکول) از تقریب گامای انتقال یافته استفاده شده است. پس از انجام تقریب با استفاده از پارامترهای توزیع تعیین شده، ضرایب هم‌بستگی بین بخش‌های مختلف اقتصادی و کاپیولای گوسی، به توزیع زیان کل پرتفوی تسهیلات رسیده و میزان VaR با استفاده از معکوس تابع گاما و کوانتایل ۰/۹۵ محاسبه می‌شود.

محاسبهٔ دقیق توزیع زیان کل در بسیاری از حالت‌ها امکان‌پذیر است. با این حال ایراد اصلی برخی از این روش‌ها، وقت‌گیر بودن آن‌هاست. به همین سبب محاسبات تقریبی که بتوانند زمان فرایند را کاهش بدهند مطلوب هستند. دو روش تقریب‌زدن توزیع زیان کل عبارت‌اند از: ۱. تقریب نرمال و ۲. تقریب گامای انتقال یافته که در این پژوهش از حالت دوم یعنی تقریب گاما استفاده شده است.

دلیل اصلی ضعف تقریب نرمال به این موضوع برمی‌گردد که این توزیع فقط بر پایه دو گشتاور اول قرار دارد و به همین دلیل نمی‌تواند چولگی توزیع واقعی را مدل‌سازی کند. تقریب گامای انتقال یافته بر این مشکل از راه در نظر گرفتن سه گشتاور اول متغیر تصادفی S فائق می‌آید. ایده اصلی ورای تقریب گامای انتقال‌یافته این است که توزیع S با توزیع متغیر Y+k که در آن $Y \sim gamma(\alpha,\beta)$ و k یک عدد ثابت است تخمین زده شود. پارامترهای α ، β و k از راه برابر قرار دادن میانگین، واریانس و ضریب چولگی دو توزیع محاسبه می‌شوند. انتقال هر متغیر به اندازه k واحد تأثیری بر ضریب چولگی و واریانس آن ندارد و فقط میانگین را به اندازه k واحد جابه جا می‌کند. براین اساس پارامترهای α، β و k را می‌توان با این معادلات تخمین زد:

رابطه ۴) $$E[Y] = \frac{\alpha}{\beta} + k$$

1. MATLAB
2. MAPLE

$$VaR[Y] = \frac{\alpha}{\beta^2}$$ رابطه ۵)

$$SK[Y] = \frac{2}{\sqrt{\alpha}}$$ رابطه ۶)

مهم‌ترین مزیت تقریب گامای انتقال‌یافته نسبت به تقریب نرمال این است که چولگی توزیع S را نیز در محاسبات لحاظ می‌کند. با این حال نیاز به انجام یک محاسبه بیشتر دارد و همچنین ممکن است به عددی غیر از صفر برای $Pr(S < 0)$ منجر شود که صحیح نیست. علی‌رغم این امر، تقریب گامای انتقال‌یافته راحت است و می‌تواند جواب‌های خوبی ارائه دهد. (باجلان و راعی، ۱۳۹۶: ۱۸۵-۱۹۱).

شبکه‌های عصبی

۱. شبکه پیش‌رونده پس انتشار[1] جهت محاسبه VaR

این مرحله با استفاده از یک شبکهٔ عصبی پرسپترون با یک لایه پنهان انجام می‌شود. در واقع شبکه‌ای می‌سازیم که بتواند مقدار کوانتایل[2] یعنی ارزش در معرض خطر را محاسبه کند. ورودی تابع کوانتایل بردار Y است که از معکوس تابع گاما به‌دست می‌آید.

$$quantile\left(\sum_{i=1}^{4} X_i W_i \ .0.95\right) = quantile(Y_i \ .0.95)$$ رابطه ۷)

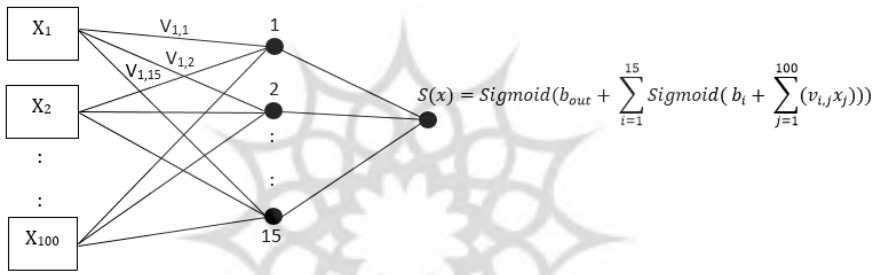
ساختار این شبکه پرسپترون به‌صورت شکل ۴ است و با استفاده از الگوریتم لونبرگ[3] آموزش داده می‌شود. تعداد بردار ورودی و نرون در لایه خروجی به وسیله نگاشتی که بر شبکه ارائه می‌شود، قابل تعیین است. تعداد لایه پنهان و نرون در هر لایهٔ پنهان موضوع مهمی است اگر تعداد لایه‌های پنهان و نرون‌های هر لایه کافی نباشد، شبکه نمی‌تواند به‌طور مناسب به یک جواب بهینه همگرا شود و اگر تعداد آن‌ها بیش ازحد باشد منجر به بی‌ثباتی شبکه می‌شود. طبق قضیه کولموگروف، یک شبکه پرسپترون ۳ لایه امکان تقریب هر تابع پیوسته‌ای را فراهم می‌کند (ویلاروبیا، دپاز، چاموسو، دلاپریتا[4]، ۲۰۱۸). لذا از یک شبکه سه لایه جهت محاسبه VaR استفاده شده است و جهت تعیین تعداد گره‌های لایهٔ پنهان، شبکه‌هایی با تعداد گره‌های مختلف بین ۵ تا ۲۰ گره بررسی شده و شبکه با کمترین خطا (با ۱۵ گره در لایه پنهان) انتخاب شده است.

ویژگی‌های این شبکه به صورت زیر است:

- ۱۰۰ گره ورودی
- یک گره خروجی

1. Feed Forward Back Propagation
2. Quantile
3. Levenberge
4. Villarrubia, Depaz, Chamoso & De La Prieta

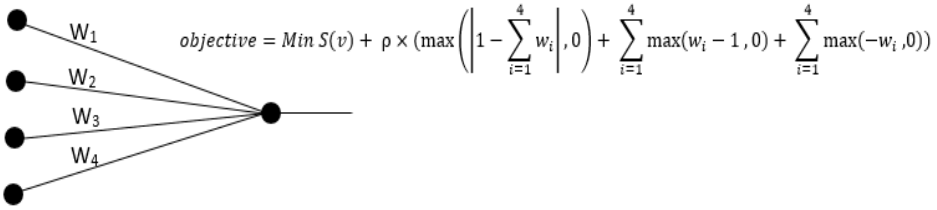
- ۱۵ گره در لایه پنهان
- الگوریتم یادگیری لونبرگ
- داده‌های آموزش: ۳۰۰۰ بردار ۱۰۰تایی و بهبود یافته تولید شده توسط مدل اصلی (۳۰۰۰ بار S های مختلف تولید شده و به‌عنوان داده آموزش به شبکه داده می‌شود). منظور از بهبود یافته نگاشت، بردارهای تولید شده توسط کد به بازه [۰,۵۰] برای کاهش میزان خطای هر تکرار شبکه و بالا رفتن سرعت محاسبات در شبکه دوم است. (مقدار ۵۰ با آزمون وخطا محاسبه شده است)
- داده‌های خروجی آموزش (۰/۹۵) quantile بردارهای ورودی آموزش است.
- داده‌های آزمایش: ۱۰۰۰ بردار تولید شده توسط کد اصلی.
- شرط توقف عدم مشاهده کاهش در میزان گرادیان در هر مرحله به میزان $۱۰^{-۹}$ یا بیشتر است.



شکل ٤. ساختار شبکهٔ عصبی اول

۲. شبکه پیش‌رونده پس انتشار خطا تک لایه جهت انجام فرایند بهینه‌سازی

در این مرحله با استفاده از مقدار محاسبه شده توسط شبکه قبل، مسئله بهینه‌سازی را توسط شبکه‌ای جدید حل می‌کنیم. این شبکه تک‌لایه بوده و از الگوریتم گرادیان کاهشی استفاده می‌کند و Wi های بهینه برای کمینه شدن کوانتایل یافت می‌شود. شکل شبکه و تابع هدف با استفاده از خروجی شبکه قبل و روش پنالتی خارجی به صورت شکل ۵ است. S(v) تابع خروجی شبکه اول است؛ یعنی میزان کوانتایل. مقدار پارامتر پنالتی (ρ) برابر ۱۰۰ در نظر گرفته می‌شود.



شکل ۵. ساختار شبکهٔ عصبی دوم

ویژگی‌های این شبکه عبارت‌اند از:

- ۴ گره ورودی
- یک گره خروجی
- الگوریتم یادگیری گرادیان کاهشی. در هر دوره آموزش شبکه داده‌های مختلفی به شبکه داده می‌شود.
- داده‌های آموزش ورودی: ۲۰۰۰ ماتریس بهبود یافته y تولید شده از مدل اصلی (مدل طبق داده‌های اصلی). منظور از بهبود یافته نگاشت ماتریس‌های y تولید شده به بازه $[۰,۵۰]$ است.

الگوریتم کلی برنامه

- تبدیل مسئله مقید به غیرمقید با استفاده از روش پنالتی
- انتقال بردارهای آموزش به بازه $[۰,۵۰]$ با استفاده از نگاشت زیر:

رابطه ۸)
$$v_i = \frac{50\ v_i}{\max\ (v_i)}$$

- محاسبه مقدار تابع هدف با استفاده از همه داده‌های آموزش به شکل زیر:

رابطه ۹)
$$C = \frac{1}{2 \times 1000 \times 4} \sum_{i}^{2000} (objective\ (v_i) - 0)^2$$

- محاسبه مقدار گرادیان به ازای هر یک از وزن‌ها
- مقداردهی اولیه وزن‌ها با مقادیر تصادفی در بازه $[-۱,۱]$.

رابطه ۱۰)
$$grad[i] = \frac{\partial C}{\partial W_i} \quad i = 1 \dots 4$$

با توجه به عدم وجود محدودیت‌های مقرارتی جهت تعیین میزان وام‌دهی به بخش‌های مختلف اقتصادی در بانک بررسی شده، (طبق اظهارات بانک) محدودیت‌های مقرراتی در فرایند بهینه‌سازی وارد نشده است و صرفاً محدودیت مربوط به وزن‌های بهینه را داریم. در نهایت با استفاده از وزن‌های بهینه تسهیلات محاسبه شده، میزان بازده محاسبه می‌شود. فرضیهٔ این پژوهش این است که بازده تعدیل شده بر مبنای ریسک پرتفوی بهینه از پرتفوی فعلی بانک بیشتر است، از این رو جهت آزمون این فرضیه، مدل ۲۵۰ بار اجرا شد و ۲۵۰ بازده مختلف محاسبه شد. سپس با استفاده از آزمون میانگین، میانگین بازده پرتفوهای بهینه با پرتفوی فعلی بانک مقایسه شد.

جامعه و نمونه آماری

با توجه به موضوع پژوهش یعنی بهینه‌سازی پرتفوی اعتباری بانک‌ها، جامعه آماری، پرتفوی اعتباری و مجموعه تسهیلات اعطایی سیستم بانکی است. به منظور انجام بهینه‌سازی در این پژوهش، نمونه‌ای از اطلاعات تسهیلات اعطایی یک بانک در سال ۱۳۹۲ (آخرین دوره‌ای که امکان دسترسی به آن توسط بانک فراهم شد) مورد استفاده قرار

گرفته است. نمونهٔ مذکور شامل داده‌های مربوط به تسهیلات اعطایی به ۲۸۰ مشتری کلان غیربورسی، اعم از میزان تسهیلات اعطایی، مانده تسویه نشده، نکول یا عدم نکول مشتری، نرخ بازیابی و... به تفکیک بخش‌های اقتصادی است.

یافته‌های پژوهش

بانک مورد بررسی، جهت ایفای نقش واسطه‌گری خود اقدام به اعطای اعتبار کرده است. در این پژوهش داده‌های مربوط به مانده تسهیلات اعطایی سال ۱۳۹۲ مورد استفاده قرار گرفته است. جدول ۱ میزان تسهیلات اعطایی بانک به ۲۸۰ مشتری کلان غیربورسی در بخش‌های اقتصادی و سهم هر یک از بخش‌ها از تسهیلات اعطا شده را نشان می‌دهد. بررسی داده‌ها حاکی از این است که با توجه به نقش کلیدی بخش صنعت در افزایش ارزش افزوده تولید ناخالص داخلی و با در نظر گرفتن اهمیت سیستم بانکی به‌عنوان یکی از ابزارهای مهم در راستای افزایش سرمایه‌گذاری در بخش صنعت و معدن، بانک نیز در سال ۱۳۹۲ بخش قابل توجهی از تسهیلات اعطایی (۵۶/۴۰درصد کل تسهیلات) را به این بخش اختصاص داده است. پس از بخش صنعت، بخش‌های کشاورزی و خدماتی بازرگانی با سهم‌های ۲۶/۶۴درصد و ۱۶/۲۴درصد از کل تسهیلات در جایگاه دوم و سوم قرار دارند. بخش ساختمان چندان مورد توجه نبوده و ۰/۷۲درصد از تسهیلات بانک به این بخش تخصیص داده شده است. این در حالی است که بازده حاصل از تسهیلات اعطایی بخش ساختمانی در مقایسه با بخش‌های صنعتی و خدماتی بازرگانی بیشتر بوده است. در جدول ۲ نرخ بازده محاسبه شده برای هر بخش و پرتفوی تسهیلات ارائه می‌شود.

جدول ۱. تسهیلات اعطایی بانک (اعداد به میلیون ریال)

بخش‌ها	صنعتی	خدماتی و بازرگانی	کشاورزی	ساختمانی	جمع
میزان تسهیلات	۱۳۵۴۹۲۷	۳۹۰۱۰۷	۶۳۹۹۸۳	۱۷۳۲۵	۲۴۰۲۳۴۲
درصد تسهیلات	٪۵۶/۴۰	٪۱۶/۲۴	٪۲۶/۶۴	٪۰/۷۲	٪۱۰۰

جدول ۲. بازدهی

بخش‌ها	صنعتی	خدماتی و بازرگانی	کشاورزی	ساختمانی	کل
درصد تسهیلات	٪۵۶/۴۰	٪۱۶/۲۴	٪۲۶/۶۴	٪۰/۷۲	٪۱۰۰
بازدهی	۰/۰۱۳۵۷	۰/۰۱۶۲۶	۰/۱۲۲۵۳	۰/۱۰۷۴۳	۰/۰۴۳۷۱

با توجه به میزان بازده و وزن‌های هر بخش در پرتفوی تسهیلات اعطایی بانک مشاهده می‌شود که بازده کل پرتفوی تسهیلات اعطایی برابر است با ۴/۳۷۱درصد.

اجرای مدل و استخراج پرتفوی بهینه

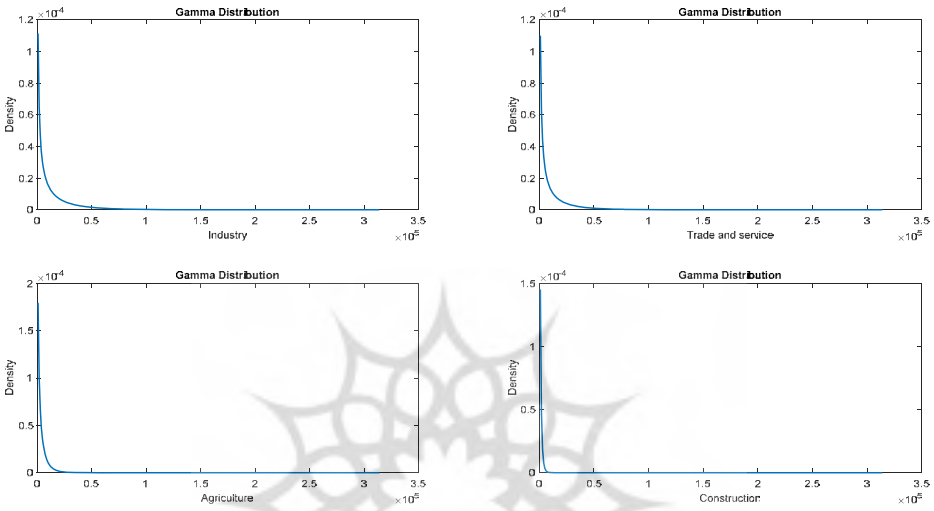
معیار ریسک مورد استفاده VaR است و بازده پرتفوی برابر است با میانگین موزون بازده تک‌تک بخش‌های اقتصادی. هدف، حداقل‌سازی ریسک پرتفوی است؛ از این رو مسئله به صورت زیر تعریف می‌شود:

رابطه ۱۱)

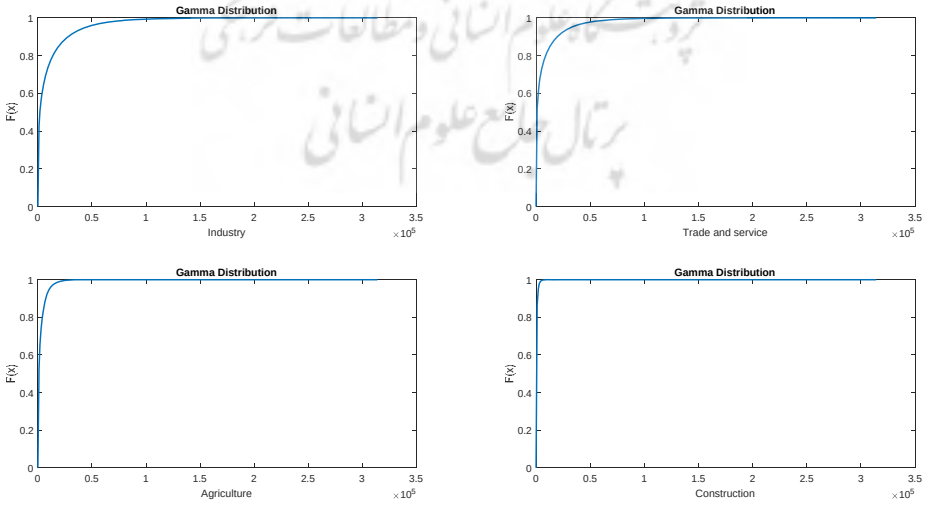
$$\min VaR_p$$

$$S \cdot t: \sum_{i=1}^{n} W_i = 1 \quad W_i \geq 0$$

توزیع احتمال تخمین زده شده برای هر بخش اقتصادی در شکل‌های ۶ و ۷ نشان داده شده است. در نهایت با استفاده از این توزیع‌ها، به یک توزیع کل برای زیان‌ها می‌رسیم.



شکل ٦. توابع چگالی احتمال زیان هر بخش اقتصادی



شکل ۷. توابع توزیع احتمال تجمعی زیان هر بخش اقتصادی

مدل مورد نظر ۲۵۰ بار اجرا شده و جدول زیر ۲۰ نمونه از وزن‌های بهینه محاسبه شده را نشان می‌دهد:

جدول ۳. وزن‌های بهینه

شماره	وزن‌ها				بازدهی	VaR
	صنعتی	خدماتی و بازرگانی	کشاورزی	ساختمانی		
۱	۰/۲۵۱۵۰۳	۰/۰۰۸۷۳۱	۰/۰۳۸۳۶۱	۰/۷۰۱۴۰۵	۰/۰۸۳۶۰۷	۵۱۳۶/۶۵۶
۲	۰/۰۰۷۰۷۵	۰/۱۸۴۳۶۳	۰/۲۱۱۶۷۰	۰/۵۹۶۸۹۲	۰/۰۹۳۱۵۴	۴۰۲۳/۳۰۵
۳	۰/۰۸۱۲۲۹	۰/۰۶۳۵۰۶	۰/۳۷۶۷۵۵	۰/۴۷۸۵۱۰	۰/۰۹۹۷۰۵	۴۴۹۸/۱۵۹
۴	۰/۰۰۰۱۹۸	۰/۲۴۱۰۸۵	۰/۱۲۸۰۳۰	۰/۶۳۰۶۸۷	۰/۰۸۷۳۶۵	۴۴۳۱/۳۸۱
۵	۰	۰/۱۰۳۳۹۷	۰/۲۹۴۳۷۰	۰/۶۰۲۲۳۴	۰/۱۰۲۴۴۸	۳۵۱۳/۳۶۷
۶	۰/۰۹۱۹۱۴	۰/۰۱۶۸۶۸	۰/۳۷۳۱۶۸	۰/۵۱۸۰۵۰	۰/۱۰۲۹۰۰	۴۶۰۴/۱۸۸
۷	۰/۱۶۹۱۹۸	۰/۰۱۴۰۳۱	۰/۳۸۶۵۷۰	۰/۴۳۰۲۰۰	۰/۰۹۶۱۰۷	۴۵۴۴/۸۲
۸	۰/۰۰۰۵۸۴	۰/۱۰۱۳۲۶	۰/۷۲۲۰۴۳	۰/۱۷۶۰۴۷	۰/۱۰۹۰۴۰	۵۵۵۱/۵۴۴
۹	۰/۰۰۱۹۵۵	۰/۲۰۱۰۰۵	۰/۳۰۴۳۹۳	۰/۴۹۲۶۴۷	۰/۰۹۳۵۱۷	۴۷۰۲/۳۱۱
۱۰	۰/۱۱۱۱۱۱	۰	۰	۰/۸۸۸۸۸۹	۰/۰۹۷۰۰۱	۲۹۸۶/۰۸۶
۱۱	۰/۰۱۱۱۲۶	۰/۱۰۴۹۱۵	۰/۰۹۰۳۳۶	۰/۷۹۳۶۲۳	۰/۰۹۸۱۸۵	۲۵۸۶/۰۸۷
۱۲	۰/۰۱۵۵۸۸	۰/۰۰۳۷۴۵	۰/۵۷۶۷۸۴	۰/۴۰۳۸۸۲	۰/۱۱۴۳۳۵	۳۳۵۱/۴۸۶
۱۳	۰/۰۴۲۰۵۵	۰/۰۲۶۷۶۸	۰/۲۱۳۳۱۴	۰/۷۱۷۸۶۳	۰/۱۰۴۲۶۳	۳۰۲۹/۴۲۷
۱۴	۰/۲۰۹۴۵۴	۰/۰۲۸۱۲۷	۰/۴۵۹۱۴۶	۰/۳۰۳۲۷۳	۰/۰۹۲۱۳۹	۶۸۴۶/۹۰۵
۱۵	۰/۰۸۳۶۳۶	۰/۱۶۴۱۳۴	۰/۳۶۳۳۹۲	۰/۳۸۸۸۳۷	۰/۰۹۰۱۰۳	۵۴۰۳/۸۸۱
۱۶	۰/۰۰۰۱۶۵	۰/۰۲۸۵۲۹	۰/۷۰۱۶۳۰	۰/۲۶۹۶۷۶	۰/۱۱۵۴۰۸	۴۵۶۷/۸۳
۱۷	۰/۱۷۷۵۰۲	۰/۰۲۹۸۶۶	۰/۰۸۰۱۳۸	۰/۷۱۲۴۹۵	۰/۰۸۹۲۵۷	۴۶۶۹/۹۸۵
۱۸	۰/۰۰۰۷۲۹	۰/۰۶۰۹۸۷	۰/۹۳۶۸۷۳	۰/۰۰۱۴۱۱	۰/۱۱۵۹۴۸	۵۳۷۵/۴۳۸
۱۹	۰/۰۰۲۳۶۴	۰	۰/۰۴۵۹۷۷	۰/۹۵۱۶۵۹	۰/۱۰۷۹۰۲	۸۸۲/۲۹۴۹
۲۰	۰/۰۰۰۰۲۲	۰/۳۰۲۴۳۷	۰/۰۰۲۳۸۳	۰/۶۹۵۱۵۸	۰/۰۷۹۸۹۱	۳۱۷۶/۱۳۱

در بین ۲۵۰ پرتفوی بهینه تعیین شده، بهترین پرتفوی (پرتفویی با بیشترین بازدهی) در جدول زیر ارائه شده است. با توجه به اینکه میزان VaR محاسبه شده در هر حالت حداقل مقدار ممکن است، بهترین پرتفوی برابر پرتفویی با بیشترین بازدهی در نظر گرفته شده است. بازدهی این پرتفوی برابر است با ۱۱/۵۹۴۸درصد . مبلغ وام‌های محاسبه شده برای هر بخش با فرض این است که مجموع مبالغ تسهیلات برابر میزان فعلی باشد.

جدول ٤. پرتفوی بهینه

بخش‌ها	صنعتی	خدماتی و بازرگانی	کشاورزی	ساختمانی	کل
وزن‌های پرتفوی بهینه	۰/۰۰۰۷۲۹	۰/۰۶۰۹۸۷	۰/۹۳۶۸۷۳	۰/۰۰۱۴۱۱	۱
بازده	۰/۰۱۳۵۷	۰/۰۱۶۲۶	۰/۱۲۲۵۳	۰/۱۰۷۴۳	۰/۱۱۵۹۴۸
مبلغ تسهیلات	۱۷۵۱/۳۱	۱۴۶۵۱۱/۶۳	۲۲۵۰۶۸۹/۳۶	۳۳۸۹/۷	۲۴۰۲۳۴۲

جدول ۵. مقایسه پرتفوی فعلی و پرتفوی بهینه

بخش‌ها	صنعتی	خدماتی و بازرگانی	کشاورزی	ساختمانی	VaR
پرتفوی بهینه	۰/۰۰۰۷۲۹	۰/۰۶۰۹۸۷	۰/۹۳۶۸۷۳	۰/۰۰۱۴۱۱	۵۳۷۵/۴۳۸
پرتفوی فعلی	۰/۵۶۴۰	۰/۱۶۲۴	۰/۲۶۶۴	۰/۰۰۷۲	۲۷۹۶۴/۳

طبق این پرتفوی، بخش‌های اقتصادی به ترتیب از بیشترین تا کمترین سهم عبارت‌اند از: کشاورزی، خدماتی و بازرگانی، ساختمانی و صنعتی.

آزمون فرضیه

جهت آزمون فرضیه پژوهش از بازده‌های به‌دست آمده از ۲۵۰ پرتفوی محاسبه شده توسط مدل استفاده شده است. فرضیه پژوهش این است که بازده تعدیل شده نسبت به ریسک پرتفوی بهینه از بازدهی پرتفوی فعلی بانک بیشتر است. بنابراین اگر d برابر اختلاف میانگین بازده‌های محاسبه شده از میانگین بازده فعلی پرتفوی باشد، داریم:

رابطه ۱۲) $R_i =$ بازده پرتفوی بهینه $\quad R_0 = 0/04371 \quad d = R_i - R_0$

$$\begin{cases} H_0: & d \le 0 \\ H_1: & d > 0 \end{cases}$$

آزمون از نوع یک دنباله راست است. با توجه به قضیه حد مرکزی در جدول زیر مقدار آماره آزمون با مقادیر بحرانی توزیع نرمال مقایسه شده است.

جدول ٦. آمارهٔ آزمون با مقادیر بحرانی توزیع نرمال

سطح اطمینان	مقدار بحرانی Z	مقدار آماره	وضعیت فرضیه
٪۹۰	۱/۲۸	۱۳۹/۲۹۲	تأیید
٪۹۵	۱/۶۴۵	۱۳۹/۲۹۲	تأیید
٪۹۹	۲/۳۳	۱۳۹/۲۹۲	تأیید

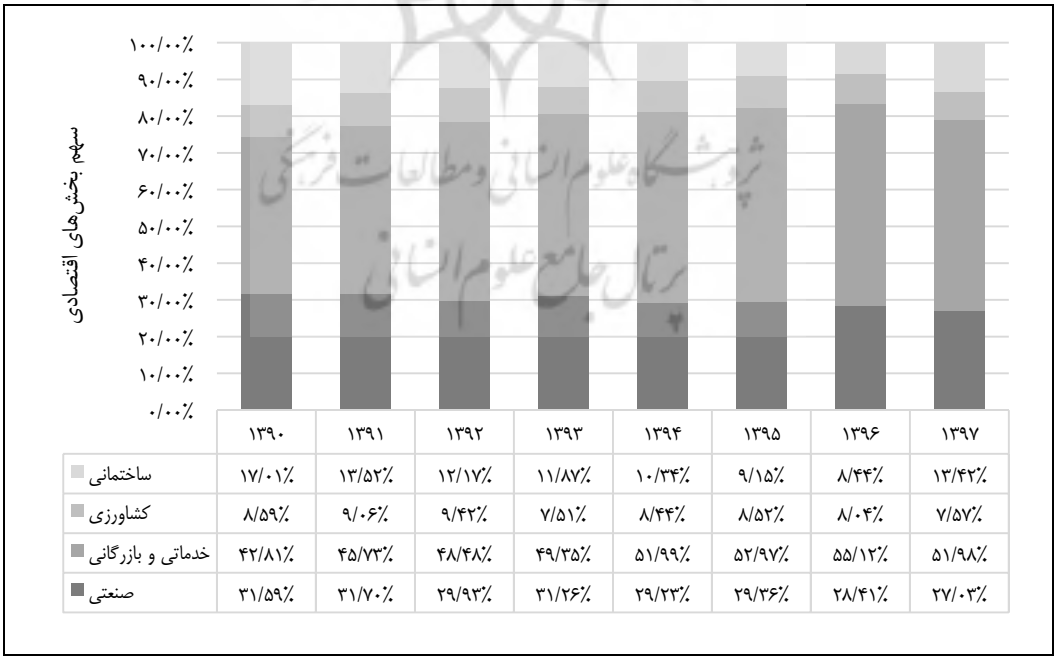
طبق نتایج مشاهده می‌شود که در سطوح اطمینان ۹۰درصد ، ۹۵درصد و ۹۹درصد نمی‌توان فرض H_1 را رد کرد. لذا می‌توان گفت که میانگین بازده‌های محاسبه شده برای پرتفوی بهینه از طریق مدل، به میزان معناداری از بازده فعلی پرتفوی تسهیلات بیشتر است.

بحث

در این بخش به بررسی پرتفوی تسهیلات اعطایی نظام بانکی می‌پردازیم تا نشان دهیم در واقعیت نیز روند تغییر وزن‌ها در پرتفوی تسهیلات اعطایی مشابه موارد محاسبه شده است. طبق اطلاعات منتشر شده توسط بانک مرکزی، تسهیلات اعطایی تمام بانک‌ها و مؤسسه‌های مالی و اعتباری به تفکیک بخش‌های اقتصادی برای سال‌های ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۷ به شرح جدول ۷ است. با توجه به این جدول، میزان تسهیلات اعطایی به هر بخش (به جز بخش ساختمانی در سال ۱۳۹۱) روند صعودی داشته است و هر سال بر حجم تسهیلات اعطایی افزوده شده است.

جدول ۷. میزان تسهیلات اعطایی نظام بانکی(ارقام به میلیارد ریال)

سال / بخش‌ها	۱۳۹۰	۱۳۹۱	۱۳۹۲	۱۳۹۳	۱۳۹٤	۱۳۹۵	۱۳۹٦	۱۳۹۷
صنعتی	۶۳۳۹۲۸	۶۱۹۳۲۴	۷۰۶۰۳۴	۱۰۶۴۹۲۴	۱۲۱۹۴۹۳	۱۶۰۹۱۹۴	۱۷۴۲۱۷۴	۲۰۸۹۳۳۳
خدماتی و بازرگانی	۸۵۸۹۳۴	۸۹۳۵۹۵	۱۱۴۳۶۱۴	۱۶۸۱۱۲۳	۲۱۶۸۷۶۳	۲۹۰۳۰۵۹	۳۳۸۰۰۲۸	۴۰۱۸۲۶۷
کشاورزی	۱۷۲۳۴۳	۱۷۶۹۴۵	۲۲۲۳۴۰	۲۵۵۸۳۸	۳۵۲۲۲۹	۴۶۶۷۸۲	۴۹۲۹۰۶	۵۸۴۹۱۱
ساختمانی	۳۴۱۳۹۶	۲۶۴۱۳۵	۲۸۷۰۷۴	۴۰۴۴۹۲	۴۳۱۱۴۸	۵۰۱۱۹۲	۵۱۷۴۴۰	۱۰۳۷۳۳۵
جمع	۲۰۰۶۶۰۱	۱۹۵۳۹۹۹	۲۳۵۹۰۶۲	۳۴۰۶۳۷۷	۴۱۷۱۶۳۳	۵۴۸۰۲۲۷	۶۱۳۲۵۴۸	۷۷۲۹۸۴۶



	۱۳۹۰	۱۳۹۱	۱۳۹۲	۱۳۹۳	۱۳۹۴	۱۳۹۵	۱۳۹۶	۱۳۹۷
ساختمانی	۱۷/۰۱٪	۱۳/۵۲٪	۱۲/۱۷٪	۱۱/۸۷٪	۱۰/۳۴٪	۹/۱۵٪	۸/۴۴٪	۱۳/۴۲٪
کشاورزی	۸/۵۹٪	۹/۰۶٪	۹/۴۲٪	۷/۵۱٪	۸/۴۴٪	۸/۵۲٪	۸/۰۴٪	۷/۵۷٪
خدماتی و بازرگانی	۴۲/۸۱٪	۴۵/۷۳٪	۴۸/۴۸٪	۴۹/۳۵٪	۵۱/۹۹٪	۵۲/۹۷٪	۵۵/۱۲٪	۵۱/۹۸٪
صنعتی	۳۱/۵۹٪	۳۱/۷۰٪	۲۹/۹۳٪	۳۱/۲۶٪	۲۹/۲۳٪	۲۹/۳۶٪	۲۸/۴۱٪	۲۷/۰۳٪

شکل ۸. سهم هر بخش از تسهیلات اعطایی نظام بانکی

با توجه به اینکه در این پژوهش از اطلاعات مربوط به سال ۱۳۹۲ استفاده شده، پرتفوی بهینه را با پرتفوی نظام بانکی در سال ۱۳۹۲ مقایسه می‌کنیم. از سال ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۲ سهم بخش‌های کشاورزی و خدماتی و بازرگانی افزایش یافته است و از سهم بخش‌های ساختمانی و صنعتی کاسته شده است که این موضوع تقریباً مشابه نتایج به‌دست آمده در پژوهش است؛ زیرا طبق نتایج این پژوهش باید بر سهم بخش‌های کشاورزی و خدماتی و بازرگانی افزوده شود با این تفاوت که در پرتفوی بهینه بانک مورد نظر، بیشترین سهم مربوط به بخش کشاورزی است، درحالی که در نظام بانکی بیشترین سهم مربوط به بخش‌های خدماتی و بازرگانی و صنعتی است. این نشان می‌دهد که نتایج مدل از این نظر با واقعیت تطبیق دارد. یعنی در واقعیت تا سال ۱۳۹۲ روند به سمت افزایش تسهیلات دو بخش کشاورزی و بازرگانی و خدمات و کاهش سهم دو بخش دیگر است. طی سال‌های ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۷، روند بانک‌ها به سمت افزایش تسهیلات بخش خدماتی و بازرگانی و کاهش سهم بخش‌های دیگر بوده است.

در کل با وجود تفاوت بین وزن‌های بهینه محاسبه شده برای بانک و وزن‌های تسهیلات نظام بانکی در سال ۱۳۹۲، می‌توان گفت روندهای تغییرات وزن‌ها مشابه است و بانک‌ها در واقعیت نیز به دنبال افزایش حجم تسهیلات در بخش کشاورزی هستند.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این پژوهش پرتفوی تسهیلات اعطایی بانک مورد بررسی قرار گرفت تا سهم بخش‌های مختلف اقتصادی از تسهیلات بانک، در پرتفوی بهینه تعیین شود. از این رو ارزش در معرض ریسک (VaR) پرتفوی به‌عنوان معیار ریسک تعیین و سپس مدل ریسک اعتباری در شبکهٔ عصبی پیاده‌سازی شد. در ادامه با استفاده از یک شبکه دیگر، پرتفوی بهینهٔ بانک به‌گونه‌ای که معیار ریسک VaR در آن حداقل شود استخراج شد.

برای محاسبهٔ بازده هر بخش اقتصادی از نسبت درآمد حاصل از تسهیلات در هر بخش به کل تسهیلات آن بخش استفاده شد و زیان تسهیلات نکول کرده، برابر مانده تسویه نشده تسهیلات به علاوهٔ سود آن در نظر گرفته شد. مدل شبکه ۲۵۰ بار اجرا شده و میزان VaR و بازده برای هر بار مشخص شده است. با توجه به اینکه VaRهای محاسبه شده برای هر حالت حداقل مقدار ممکن با توجه به توزیع احتمال تعیین شده می‌باشد، پرتفویی که از بین این ۲۵۰ پرتفوی، بیشترین بازده را دارد به‌عنوان پرتفوی بهینه تعیین شده است. در پرتفوی فعلی بانک بخش صنعتی بیشترین سهم را دارد، در حالی که در پرتفوی بهینه ترتیب بخش‌ها از بیشترین تا کمترین سهم به‌صورت: کشاورزی، خدماتی و بازرگانی، ساختمانی و صنعتی است. بازده پرتفوی بهینه برابر ۱۱/۵۹۴۸درصد است که در سطوح اطمینان مختلف، با بازده پرتفوی فعلی بانک که برابر ۴/۳۷۱درصد است، اختلاف معناداری دارد.

طبق پژوهش انجام شده، سهم بخش‌ها در پرتفوی بانک متفاوت از پرتفوی بهینه است. از این رو بانک با اصلاح پرتفوی تسهیلات خود می‌تواند ریسک خود را حداقل کند و بازده مطمئن‌تری به‌دست آورد. با بررسی پرتفوی تسهیلات نظام بانکی، مشاهده شد که در سال ۱۳۹۲ شواهد تجربی نیز نتایج مدل را تأیید می‌کند. مهم‌ترین محدودیت این

پژوهش، موضوع دسترسی به داده‌های مورد نیاز بود لذا جهت بهبود اجرای مدل پیشنهاد می‌شود جهت محاسبه توزیع احتمال زیان از اطلاعات اعتباری دقیق مشتریان استفاده شود و محدودیت‌های بیشتری در مدل وارد شود.

منابع

اشتری‌تفتی، بهروز (۱۳۹۵). رویکرد تشکیل پرتفوی تسهیلات مالی اعطایی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (مطالعه موردی بانک ملی ایران). *اولین همایش ملی مدیریت و علوم انسانی*.

باجلان، سعید؛ راعی، رضا (۱۳۹۶). *اصول محاسبات فنی بیمه* (چاپ اول)، تهران: انتشارات دانشگاه تهران.

حیدری، محمدسعید؛ ابراهیمی، سید بابک؛ محبی، نگین (۱۳۹۶). مدل‌سازی ریسک اعتباری سبد تسهیلات اعتباری بانک با استفاده از مدل‌سازی اکچوئری (مطالعه موردی بانک رفاه). *فصلنامه علمی پژوهشی دانش مالی تحلیل اوراق بهادار*. ۱۰(۳۴)، ۵۵-۷۱.

دلوی، محمدرضا؛ باقی، ابراهیم؛ عبدالباقی، عبدالمجید؛ کاظمی، جواد (۱۳۹۴). کاربرد الگوریتم ژنتیک چندهدفه در بهینه‌سازی پرتفوی تسهیلات بانک (مطالعه موردی بانک ملی استان اصفهان). *نشریه تحقیقات حسابداری و حسابرسی*، ۷(۲۷)، ۱۰۰-۱۲۰.

راعی، رضا (۱۳۸۱). تشکیل سبد سهام برای سرمایه‌گذار مخاطره‌پذیر: مقایسه شبکهٔ عصبی و مارکوئیتز. *چشم‌انداز مدیریت بازرگانی*، ۲(۲)، ۷۸- ۹۶.

راعی، رضا؛ سعیدی، علی (۱۳۹۳). *مهندسی مالی و مدیریت ریسک* (چاپ نهم). تهران: سازمان مطالعه و تدوین کتب علوم انسانی دانشگاه‌ها (سمت).

راعی، رضا؛ باسخا، حامد؛ مهدی‌خواه، حسین (۱۳۹۹) بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از روش Mean-CVaR و رویکرد ناهمسانی واریانس شرطی متقارن و نامتقارن، *تحقیقات مالی*، ۲۲(۲)، ۱۴۹-۱۵۹.

رئیسی، سارا (۱۳۹۸). *بهینه‌سازی پرتفوی اعتباری بانک‌ها با استفاده از مدل CreditRisk+ و شبکهٔ عصبی مصنوعی*. پایان نامه کارشناسی ارشد. دانشکده مدیریت دانشگاه تهران.

صالحی، فهیمه؛ صالحی، مجتبی؛ جعفری اسکندری، میثم (۱۳۹۳). بهینه‌سازی سبد تسهیلات اعطایی مؤسسات مالی با استفاده از برنامه‌ریزی ریاضی و الگوریتم ژنتیک (مطالعه موردی بانک تجارت). *فصلنامه توسعه مدیریت پولی و بانکی*. ۲(۳).

عباسیان، عزت‌اله؛ فلاحی، سامان؛ رحمانی، عبدالصمد؛ (۱۳۹۵). اثر تنوع بخشی در پرتفوی تسهیلات بر ریسک اعتباری بانک‌ها. *تحقیقات مالی*، ۱۸(۱)، ۱۴۹- ۱۶۶.

فلاح‌پور، سعید؛ راعی، رضا؛ هندیجانی‌زاده، محمد (۱۳۹۳). رویکرد شبکهٔ عصبی مبتنی بر کلونی زنبور عسل مصنوعی جهت تخمین رتبه اعتباری مشتریان بانک‌ها. *مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*. ۵(۲۱)، ۳۳- ۵۳.

کمرئی، مریم (۱۳۹۰). *بررسی پرتفوی تسهیلات اعطایی بانک سپه و تعیین ترکیب بهینه آن*. پایان‌نامه کارشناسی ارشد. دانشکده مدیریت دانشگاه تهران.

منصوری، علی؛ آذر، عادل (۱۳۸۱). طراحی و تبیین مدل کارآمد تخصیص تسهیلات بانکی ـ رویکرد شبکه‌های عصبی، رگرسیون لجستیک و خطی. *نشریه مدرس*، ۶(۳)، ۱۲۵– ۱۴۶.

منهاج، محمدباقر (۱۳۸۶). *مبانی شبکه‌های عصبی(هوش محاسباتی)*. (چاپ چهارم)، تهران: دانشگاه صنعتی امیرکبیر.

مهرآرا، محسن؛ صادقیان، صغری (۱۳۸۹). تعیین ترکیب بهینه وام در بخش‌های اقتصادی: مطالعه موردی بانک سامان). *فصلنامه علوم اقتصادی*، ۳(۵)، ۸۱– ۱۰۲.

References

Abbasian, E., Fallahi, S. & Rahmani, S. (2016). The effect of diversification of the credit portfolio on bank's credit risk. *Financial Research Journal*, 18(1), 149-166. (*in Persian*)

Ashtari Tafti, B. (2016). Approach to Forming a Portfolio of Granted Financial Facilities Using Artificial Neural Networks (Case Study: Melli Bank). *First National Conference on Management and Humanities*. (*in Persian*)

Bajalan, S. & Raei, R. (2017*). Principles of Actuary* (1th ed.). Tehran: University of Tehran Press. (*in Persian*)

Credit Suisse Financial Products, (1997). *CreditRisk+: A Credit Risk Management Framework*. Technical Report. Credit Suisse First Boston International. London. UK.

Dalavi, M.R., Baghi, I., Abdul Baqi, A. & Kazami, J. (2015). Application of Multi-Objective Genetic Algorithm in Optimization of Bank Loan Portfolio (Case Study: Melli Bank). *Accounting and Auditing Research*, 7(27), 100-120. (*in Persian*)

Donkor, A. (2013). *Optimal Loan Portfolio-Using Karmarkars Algorithm*. Kwame Nkrumah University of Science and Technology Kumasi.

Fallahpour, S., Raei, R. & Hendijanizadeh, M. (2015). Use of a Hybrid Approach Based on Artificial Bee Colony and Neural Network for Credit Risk Assessment. *Financial Engineering and Securities Management*, 5(21), 33-53. (*in Persian*)

Fathi, E.S. & Yaseen, S.G. (2010). Applying Neural Networks for Loan Decisions in the Jordanian Commercial Banking System. *IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security*, 10(1), 209-214.

Fernandez, A. & Gomez, S. (2007). Portfolio Selection Using Neural Networks. *Computer & Operations Research*, 34(4), 1177-1191.

Haidary, M.S., Ebrahimi, S.B. & Mohebbi, N. (2016). Credit Risk Modeling of bank's Credit Portfolio (Case Study: Refah Bank). *Journal of Financial Knowledge of Securities Analysis*, 10(34), 55-71. (*in Persian*)

Kamarei, M. (2011). *Sepah Bank Facility Portfolio and the Optimum Combination*. Master thesis. University of Tehran. Faculty of Management. (*in Persian*)

Lwin, K.T. Qu, R. & MacCarthy, B.L. (2017). Mean-VaR Portfolio Optimization: A Nonparametric Approach. *European Journal of Operational Research*, 260(2), 751-766.

Mansouri, A. & Azar, A. (2002). Designing and Explaining an Efficient Model for Banking Facilities Allocation- Logistic and Linear Regression and Neural Network Approach. *Modares Journal*, 6(3), 125- 146. (*in Persian*)

Mehrara, M. & Sadeghian, S. (2008). Determining The Optimal Loan Combination in Economic Sectors (Case Study: Saman Bank). *Economic Science*, 2(5),81-102. (*in Persian*)

Menhaj, M.B. (2007). *Computational Intelligence: Fundamentals of Neural Networks* (1th ed.). Tehran: Amirkabir University of Technology. (*in Persian*)

Metawa, N., Elhoseny, M., Hassan, M.K. & Hassanien, A.E. (2016). Loan Portfolio Optimization Using Genetic Algorithm: A Case of Credit Constraints. *12th International Computer Engineering Conference (ICENCO).* Cairo.59-64.

Raeesi, S. (2019). *Credit Portfolio Optimization in banks Using CreditRisk+ Model and Artificial Neural Networks*. Master thesis. University of Tehran. Faculty of Management. (*in Persian*)

Raei, R. (2002). Creating a Portfolio for Venture Capitalists Comparison of Neural Networks an Markowitz. *Management Perspective*, 2(2), 78-96. (*in Persian*)

Raei, R., Basakha, H. & Mahdikhah, H. (2020). Equity Portfolio Optimization Using Mean-CVaR Method Considering Symmetric and Asymmetric Autoregressive Conditional Heteroscedasticity. *Financial Research Journal*, 22(2), 149-159. (*in Persian*)

Raei, R. & Saeedi, A. (2014). *Fundamentals of Financial Engineering and Risk Management*. Tehran: SAMT Press. (*in Persian*)

Resti, A. & Sironi, A. (2007). *Risk Management and Shareholders Value in Banking*. Wiley.

Salehi, F., Salehi, M. & Jafari Eskandari, M. (2014). Optimization of Loan Portfolio of Financial Institutions Using Mathematical Planning and Genetic Algorithm (Case Study: Tejarat Bank). *Monetary and Banking Management Development*, 2(3). (*in Persian*)

Villarrubia, G. Depaz, J.F. Chamoso, P. De La Prieta, F. (2018). Artificial Neural Networks Used in Optimization Problems. *Neurocomputing*, 272, 10-16.