دوره ۲، شماره ۲، سال ۱۴۰۵

هوشمندسازی در حسابداری، اقتصاد و مدیریت مالی

ارائه مدل پیش‌بینی ورشکستگی بانک‌ها و مؤسسات مالی با استفاده از شبکه‌های عصبی بازگشتی و شاخص‌های سلامت مالی

۱. علیرضا نجفی منش*: گروه اقتصاد، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران (نویسنده مسئول). alireza.najafimanesh.eco@gmail.com

۲. سارا سادات کمالی نیا: گروه اقتصاد، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران

چکیده

هدف این پژوهش ارائه یک مدل مفهومی-تحلیلی برای پیش‌بینی ورشکستگی بانک‌ها و مؤسسات مالی بر پایه شبکه‌های عصبی بازگشتی و شاخص‌های سلامت مالی از دیدگاه خبرگان بانکی، مالی و فناوری مالی بود. این مطالعه با رویکرد کیفی و طرح اکتشافی انجام شد. مشارکت‌کنندگان شامل ۲۲ نفر از خبرگان بانکی، مدیران ریسک، تحلیلگران مالی، متخصصان فناوری مالی، اعضای هیئت علمی و کارشناسان نظارتی در شهر تهران بودند که به روش نمونه‌گیری هدفمند و گلوله‌برفی انتخاب شدند. داده‌ها از طریق مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته گردآوری شد و فرایند مصاحبه تا دستیابی به اشباع نظری ادامه یافت. تحلیل داده‌ها با روش تحلیل مضمون و با استفاده از نرم‌افزار NVivo انجام شد. برای افزایش اعتبار یافته‌ها از بازبینی مشارکت‌کنندگان، کدگذاری همزمان توسط دو پژوهشگر، مقایسه مستمر داده‌ها و ثبت مسیر تصمیم‌گیری تحلیلی استفاده شد. تحلیل داده‌ها به استخراج پنج مقوله اصلی منجر شد: شاخص‌های بنیادین سلامت مالی، کیفیت و یکپارچگی داده‌های بانکی، قابلیت شبکه‌های عصبی بازگشتی در شناسایی روندهای پنهان، حکمرانی و توضیح‌پذیری مدل پیش‌بینی، و الزامات پیاده‌سازی مدل هشدار زودهنگام در نظام بانکی. مشارکت‌کنندگان تأکید داشتند که نسبت کفایت سرمایه، کیفیت دارایی‌ها، نقدینگی، سودآوری، شکاف سررسید، مطالبات غیرجاری، تمرکز تسهیلات و نوسان جریان‌های نقدی باید به‌صورت سری زمانی تحلیل شوند. همچنین، مدل‌های LSTM و GRU به دلیل توانایی در یادگیری وابستگی‌های زمانی، برای پیش‌بینی زودهنگام ناتوانی مالی بانک‌ها مناسب ارزیابی شدند. نتایج نشان داد که پیش‌بینی ورشکستگی بانک‌ها صرفاً با اتکا بر نسبت‌های مالی ایستا امکان‌پذیر نیست و نیازمند تلفیق شاخص‌های سلامت مالی، داده‌های زمانی، الگوریتم‌های یادگیری عمیق، نظارت انسانی و چارچوب حکمرانی مدل است. مدل پیشنهادی می‌تواند مبنایی برای طراحی سامانه هشدار زودهنگام، ارتقای مدیریت ریسک و تقویت ثبات مالی در بانک‌ها و مؤسسات مالی باشد.

کلیدواژه‌ها: ورشکستگی بانک، شبکه عصبی بازگشتی، شاخص‌های سلامت مالی، مدل هشدار زودهنگام، مدیریت ریسک بانکی، تحلیل مضمون.

شیوه استناددهی: نجفی منش، علیرضا.، و کمالی نیا، سارا سادات. (۱۴۰۵). ارائه مدل پیش‌بینی ورشکستگی بانک‌ها و مؤسسات مالی با استفاده از شبکه‌های عصبی بازگشتی و شاخص‌های سلامت مالی. *هوشمندسازی در حسابداری، اقتصاد و مدیریت مالی*، ۲ (۲)، ۱۳-۱.

© ۱۴۰۵ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به نویسنده است.

Volume 2, Issue 2, Year 2026

Smartification in Accounting, Economics, and Financial Management

Developing a Bankruptcy Prediction Model for Banks and Financial Institutions Using Recurrent Neural Networks and Financial Soundness Indicators

1. Alireza Najafi Manesh*: Department of Economics, Shiraz University, Shiraz, Iran (Corresponding Author). alireza.najafimanesh.eco@gmail.com
2. Sara Sadat Kamali Nia: Department of Economics, Shiraz University, Shiraz, Iran

Abstract

This study aimed to develop a conceptual-analytical model for predicting bankruptcy in banks and financial institutions using recurrent neural networks and financial soundness indicators from the perspective of banking, financial, and fintech experts. This study employed a qualitative exploratory design. The participants consisted of 22 banking experts, risk managers, financial analysts, fintech specialists, university faculty members, and supervisory experts in Tehran, selected through purposive and snowball sampling. Data were collected using semi-structured interviews and continued until theoretical saturation was achieved. The data were analyzed through thematic analysis using NVivo software. To enhance the trustworthiness of the findings, member checking, peer coding, constant comparison, analytical memoing, and an audit trail were used. Data analysis resulted in five main categories: fundamental indicators of financial soundness, quality and integration of banking data, the capability of recurrent neural networks in identifying hidden temporal patterns, governance and explainability of prediction models, and implementation requirements for an early-warning system in the banking sector. Participants emphasized that capital adequacy, asset quality, liquidity, profitability, maturity mismatch, non-performing loans, loan concentration, and cash-flow volatility should be analyzed as time-series indicators. LSTM and GRU models were considered suitable because of their ability to learn temporal dependencies and detect gradual financial deterioration before formal failure. The findings indicate that bank bankruptcy prediction cannot rely solely on static financial ratios; rather, it requires the integration of financial soundness indicators, sequential data, deep learning algorithms, human supervisory judgment, and model governance mechanisms. The proposed model may provide a foundation for developing early-warning systems, improving banking risk management, and strengthening financial stability.

Keywords: *Bank bankruptcy, recurrent neural network, financial soundness indicators, early-warning model, banking risk management, thematic analysis.*

How to cite: Najafi Manesh, A. & Kamali Nia, S. S. (2026). Developing a Bankruptcy Prediction Model for Banks and Financial Institutions Using Recurrent Neural Networks and Financial Soundness Indicators. *Smartification in Accounting, Economics, and Financial Management, 2*(2), 1-13.

© 2026 the authors.

مقدمه

ورشکستگی بانک‌ها و مؤسسات مالی یکی از پرهزینه‌ترین و حساس‌ترین رخدادهای مالی در هر نظام اقتصادی است؛ زیرا برخلاف ورشکستگی بسیاری از بنگاه‌های غیرمالی، شکست یک بانک می‌تواند به‌سرعت از سطح یک نهاد منفرد فراتر رود و به بی‌اعتمادی عمومی، خروج سپرده‌ها، اختلال در تأمین مالی، کاهش اعتبار بین‌بانکی و سرایت بحران به سایر بخش‌های اقتصاد منجر شود. بانک‌ها از یک‌سو نقش واسطه‌گری مالی، خلق اعتبار، تجهیز پس‌اندازها و تأمین مالی فعالیت‌های تولیدی را بر عهده دارند و از سوی دیگر، به دلیل اتکای شدید به اعتماد عمومی و ساختار اهرمی، نسبت به شوک‌های نقدینگی، ریسک اعتباری، ضعف حاکمیت شرکتی و نوسانات کلان اقتصادی بسیار آسیب‌پذیرند. از این‌رو، طراحی مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی بانک‌ها نه‌تنها یک مسئله فنی در حوزه تحلیل مالی، بلکه یک ضرورت راهبردی برای سیاست‌گذاران پولی، نهادهای نظارتی، مدیران ریسک، سهامداران و سپرده‌گذاران محسوب می‌شود.

ادبیات پیش‌بینی ورشکستگی در ابتدا بر استفاده از نسبت‌های مالی و مدل‌های آماری کلاسیک متمرکز بود. پژوهش‌های اولیه نشان دادند که نسبت‌های مالی می‌توانند نشانه‌هایی از ضعف عملیاتی، کاهش نقدینگی، افزایش اهرم مالی و افت توان سودآوری را پیش از وقوع ورشکستگی آشکار سازند (۱۹۶۶) Beaver .از نخستین پژوهشگرانی بود که نقش نسبت‌های مالی را در پیش‌بینی شکست شرکت‌ها بررسی کرد و نشان داد برخی نسبت‌ها پیش از ورشکستگی تغییرات معناداری را تجربه می‌کنند. سپس (۱۹۶۸) Altman با معرفی مدل Z-Score و استفاده از تحلیل تمایزی چندگانه، بنیانی مهم برای پیش‌بینی ورشکستگی بر اساس ترکیب نسبت‌های مالی فراهم ساخت. پس از آن، (۱۹۸۰) Ohlson با به‌کارگیری مدل‌های احتمالی و رگرسیون لجستیک، رویکردی انعطاف‌پذیرتر برای برآورد احتمال ورشکستگی ارائه کرد. با وجود اهمیت این مدل‌ها، بسیاری از آن‌ها برای شرکت‌های غیرمالی طراحی شده‌اند و به دلیل ماهیت خاص بانک‌ها، مستقیماً قابل تعمیم به مؤسسات مالی نیستند.

بانک‌ها دارای ساختار مالی متفاوتی از بنگاه‌های صنعتی و خدماتی هستند. در بانک‌ها، بدهی‌ها عمدتاً از جنس سپرده و تعهدات مالی کوتاه‌مدت‌اند، دارایی‌ها اغلب شامل تسهیلات، اوراق مالی و مطالبات از سایر بانک‌هاست، و سودآوری آن‌ها به کیفیت دارایی‌ها، شکاف نرخ بهره، مدیریت نقدینگی، کفایت سرمایه و توان کنترل ریسک اعتباری وابسته است. بنابراین، تحلیل ورشکستگی بانک‌ها نیازمند شاخص‌هایی است که سلامت مالی بانک را در ابعاد سرمایه، دارایی، مدیریت، سودآوری، نقدینگی و حساسیت به ریسک بازار نشان دهند. چارچوب‌هایی مانند CAMELSو شاخص‌های سلامت مالی صندوق بین‌المللی پول، ابزارهایی برای ارزیابی وضعیت بانک‌ها و نظام مالی فراهم کرده‌اند. این شاخص‌ها امکان می‌دهند وضعیت بانک از منظر کفایت سرمایه، نسبت مطالبات غیرجاری، بازده دارایی، بازده حقوق صاحبان سهام، نقدینگی، تمرکز ریسک و کیفیت دارایی‌ها ارزیابی شود.(International Monetary Fund, ۲۰۱۹)

در حوزه بانکی، پیش‌بینی شکست یا ناتوانی مالی سابقه‌ای مستقل دارد (۱۹۷۵) Sinkey .و (۱۹۷۷) Martin از جمله پژوهشگرانی بودند که با استفاده از روش‌های آماری، ویژگی‌های بانک‌های مسئله‌دار و احتمال شکست بانک‌ها را بررسی کردند. این مطالعات نشان دادند که شکست بانکی معمولاً نتیجه یک عامل منفرد نیست، بلکه حاصل برهم‌کنش مجموعه‌ای از ضعف‌ها در سرمایه، نقدینگی، کیفیت دارایی و مدیریت ریسک است. بعدها، Tamو (۱۹۹۲) Kiang با استفاده از شبکه‌های عصبی نشان دادند که مدل‌های غیرخطی می‌توانند در ارزیابی وضعیت بانک‌ها و پیش‌بینی شکست بانکی عملکرد امیدوارکننده‌ای داشته باشند. اهمیت این یافته در آن بود که روابط میان شاخص‌های مالی بانک‌ها غالباً خطی، ساده و پایدار نیست؛ بلکه تحت تأثیر چرخه‌های اقتصادی، رفتار سپرده‌گذاران، سیاست‌های اعتباری، کیفیت نظارت و شوک‌های کلان قرار دارد.

با گسترش فناوری‌های هوشمند، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق، مطالعات پیش‌بینی ورشکستگی وارد مرحله جدیدی شده‌اند. مدل‌های آماری سنتی مانند تحلیل تمایزی، رگرسیون لجستیک و مدل‌های خطر، اگرچه تفسیرپذیر و کاربردی‌اند، اما معمولاً در مواجهه با روابط غیرخطی، داده‌های حجیم، متغیرهای هم‌بسته و تغییرات زمانی پیچیده محدودیت دارند. در مقابل، الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان، شبکه‌های عصبی مصنوعی و روش‌های تقویتی می‌توانند الگوهای پیچیده‌تری را در داده‌ها شناسایی کنند . Barboza et al. (۲۰۱۷)نشان دادند که مدل‌های یادگیری ماشین در بسیاری از موارد نسبت به مدل‌های سنتی در پیش‌بینی ورشکستگی عملکرد بهتری دارند Hosaka (۲۰۱۹) .نیز با استفاده از نمایش تصویری نسبت‌های مالی و شبکه‌های عصبی کانولوشنی نشان داد که یادگیری عمیق می‌تواند روابط پنهان میان شاخص‌های مالی را استخراج کند.

با این حال، ورشکستگی بانک‌ها ماهیتی زمانی دارد. ضعف مالی بانک معمولاً ناگهانی ظاهر نمی‌شود، بلکه طی یک فرایند تدریجی شکل می‌گیرد: ابتدا کیفیت دارایی‌ها کاهش می‌یابد، سپس مطالبات غیرجاری افزایش پیدا می‌کند، درآمد عملیاتی تحت فشار قرار می‌گیرد، نسبت کفایت سرمایه تضعیف می‌شود، هزینه تأمین مالی بالا می‌رود، فشار نقدینگی ایجاد می‌شود و در نهایت بانک با بحران اعتماد یا ناتوانی در ایفای تعهدات مواجه می‌گردد. بنابراین، تحلیل مقطعی نسبت‌های مالی برای شناسایی چنین فرایندی کافی نیست. شبکه‌های عصبی بازگشتی، به‌ویژه معماری‌های LSTM وGRU ، به دلیل توانایی در یادگیری وابستگی‌های زمانی و نگهداری اطلاعات مربوط به روندهای گذشته، می‌توانند برای تحلیل سلامت مالی بانک‌ها مناسب باشند Hochreiter .و (۱۹۹۷) Schmidhuber معماری LSTM را برای حل مسئله وابستگی‌های بلندمدت در داده‌های توالی‌محور معرفی کردند. در حوزه مالی نیز (۲۰۲۰) Tölö نشان داد که شبکه‌های عصبی بازگشتی می‌توانند در پیش‌بینی بحران‌های مالی سیستمیک مفید باشند.

با وجود مزایای فنی شبکه‌های عصبی بازگشتی، استفاده از آن‌ها در پیش‌بینی ورشکستگی بانک‌ها با چالش‌های جدی مواجه است. نخست، داده‌های بانکی اغلب محرمانه، ناهمگون، ناقص یا دیرهنگام هستند. دوم، تعاریف شاخص‌های مالی ممکن است در بانک‌های مختلف یا دوره‌های زمانی متفاوت یکسان نباشد. سوم، وقایع ورشکستگی بانکی معمولاً کمیاب‌اند و این مسئله باعث عدم‌توازن داده‌ها می‌شود. چهارم، مدل‌های

یادگیری عمیق معمولاً با چالش توضیح‌پذیری مواجه‌اند؛ در حالی‌که در حوزه بانکی، نهادهای نظارتی و مدیران ارشد نیازمند دلایل قابل دفاع برای هشدارهای مدل هستند. پنجم، پیش‌بینی ورشکستگی صرفاً یک مسئله الگوریتمی نیست، بلکه به حکمرانی داده، کیفیت گزارشگری مالی، فرهنگ مدیریت ریسک، استقلال واحد نظارت داخلی و ظرفیت نهادی بانک‌ها بستگی دارد.

از این منظر، طراحی مدل پیش‌بینی ورشکستگی بانک‌ها نیازمند رویکردی بین‌رشته‌ای است که دانش مالی، مدیریت ریسک، فناوری اطلاعات، یادگیری عمیق، حسابداری بانکی و نظارت احتیاطی را تلفیق کند. بسیاری از مطالعات پیشین بر آزمون کمی مدل‌ها و مقایسه دقت الگوریتم‌ها تمرکز داشته‌اند؛ اما کمتر به این پرسش پرداخته‌اند که خبرگان بانکی و مالی چه شاخص‌هایی را برای مدل پیش‌بینی ورشکستگی ضروری می‌دانند، چه الزامات نهادی برای پیاده‌سازی چنین مدلی وجود دارد، و مدل هوشمند چگونه باید در فرایند تصمیم‌گیری بانک و نهاد ناظر ادغام شود. این خلأ به‌ویژه در اقتصادهایی اهمیت دارد که داده‌های بانکی با محدودیت دسترسی، نوسان‌های کلان اقتصادی، تغییرات مقرراتی و تفاوت در کیفیت افشا مواجه‌اند.

بر همین اساس، مطالعه حاضر با رویکرد کیفی و بر پایه مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته با خبرگان شهر تهران انجام شده است تا مؤلفه‌های اصلی مدل پیش‌بینی ورشکستگی بانک‌ها و مؤسسات مالی با استفاده از شبکه‌های عصبی بازگشتی و شاخص‌های سلامت مالی شناسایی شود. تمرکز پژوهش بر طراحی یک مدل مفهومی و اجرایی است؛ مدلی که مشخص کند چه داده‌هایی باید وارد سامانه شوند، کدام شاخص‌های سلامت مالی اهمیت بیشتری دارند، شبکه‌های عصبی بازگشتی چگونه می‌توانند روندهای هشداردهنده را آشکار کنند، و چه سازوکارهایی برای حکمرانی، اعتبارسنجی و استفاده مدیریتی از خروجی مدل لازم است. نوآوری پژوهش در آن است که به جای تمرکز صرف بر دقت الگوریتم، به معماری تصمیم‌یار مدل، الزامات نهادی، کیفیت داده و قابلیت استفاده عملی آن در نظام بانکی توجه می‌کند.

مواد و روش‌ها

این پژوهش از نظر هدف، کاربردی و از نظر رویکرد، کیفی است. طرح پژوهش از نوع اکتشافی و مبتنی بر تحلیل مضمون بود؛ زیرا هدف اصلی مطالعه، شناسایی مؤلفه‌ها، الزامات و ابعاد مدل پیش‌بینی ورشکستگی بانک‌ها و مؤسسات مالی از دیدگاه خبرگان بود. با توجه به اینکه موضوع پژوهش در مرز میان مدیریت ریسک بانکی، یادگیری عمیق، شاخص‌های سلامت مالی و حکمرانی داده قرار دارد، استفاده از روش کیفی امکان داد تا تجربه‌ها، برداشت‌ها و ملاحظات حرفه‌ای مشارکت‌کنندگان به‌صورت عمیق بررسی شود. در این مطالعه، مدل پیشنهادی نه به‌عنوان یک مدل کمی آموزش‌دیده بر داده‌های واقعی بانک‌ها، بلکه به‌عنوان یک مدل مفهومی-اجرایی استخراج‌شده از داده‌های کیفی ارائه شد.

جامعه مشارکت‌کنندگان شامل خبرگان حوزه بانکداری، مدیریت ریسک، تحلیل مالی، فناوری مالی، نظارت بانکی و دانشگاهیان مرتبط با مالی و هوش مصنوعی در شهر تهران بود. معیارهای ورود به مطالعه عبارت بودند از: داشتن حداقل پنج سال تجربه حرفه‌ای یا پژوهشی در حوزه بانکداری، مدیریت ریسک، تحلیل مالی، اعتبارسنجی، فناوری مالی یا مدل‌سازی داده؛ آشنایی با شاخص‌های سلامت مالی بانک‌ها؛ و تمایل به مشارکت در مصاحبه. معیار خروج نیز عدم تمایل به ادامه مصاحبه یا ارائه پاسخ‌های بسیار کلی و غیرمرتبط بود. نمونه‌گیری به روش هدفمند

آغاز شد و سپس برای دسترسی به افراد متخصص‌تر از روش گلوله‌برفی استفاده گردید. در مجموع، ۲۲ نفر در پژوهش مشارکت کردند. اشباع نظری در مصاحبه نوزدهم حاصل شد، اما برای اطمینان از پایداری مقوله‌ها، سه مصاحبه دیگر نیز انجام شد.

داده‌ها تنها از طریق مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته گردآوری شد. راهنمای مصاحبه بر اساس مبانی نظری پیش‌بینی ورشکستگی، شاخص‌های سلامت مالی، مدل‌های هشدار زودهنگام و کاربرد شبکه‌های عصبی بازگشتی طراحی شد. پرسش‌های مصاحبه شامل محورهایی مانند مهم‌ترین نشانه‌های ورشکستگی بانک‌ها، شاخص‌های سلامت مالی قابل استفاده در مدل، محدودیت‌های داده‌های بانکی، قابلیت شبکه‌های عصبی بازگشتی در تحلیل روندها، الزامات حکمرانی مدل، توضیح‌پذیری خروجی‌ها و ملاحظات پیاده‌سازی سامانه هشدار زودهنگام بود. مصاحبه‌ها به‌صورت حضوری یا آنلاین انجام شد و مدت هر مصاحبه بین ۴۵ تا ۷۵ دقیقه بود. با رضایت مشارکت‌کنندگان، مصاحبه‌ها ضبط و سپس به‌صورت کلمه‌به‌کلمه پیاده‌سازی شد.

تحلیل داده‌ها با روش تحلیل مضمون و با استفاده از نرم‌افزار NVivo انجام شد. ابتدا متن مصاحبه‌ها چندین بار مطالعه شد تا پژوهشگر با کلیت داده‌ها آشنا شود. سپس کدهای اولیه از عبارات معنادار استخراج شد. در مرحله بعد، کدهای مشابه در قالب زیرمقوله‌ها و مقوله‌های اصلی سازمان‌دهی شدند. مقوله‌ها به‌طور مستمر با متن مصاحبه‌ها مقایسه شدند تا از انطباق آن‌ها با داده‌ها اطمینان حاصل شود. فرایند تحلیل شامل کدگذاری باز، ادغام کدهای مشابه، بازبینی مقوله‌ها، نام‌گذاری نهایی مقوله‌ها و ترسیم مدل مفهومی بود. برای افزایش اعتبار پژوهش، از بازبینی مشارکت‌کنندگان، بررسی همتای پژوهشی، ثبت یادداشت‌های تحلیلی، مقایسه مستمر و کدگذاری مستقل بخشی از داده‌ها توسط پژوهشگر دوم استفاده شد. همچنین، برای رعایت ملاحظات اخلاقی، مشارکت‌کنندگان از هدف پژوهش آگاه شدند، رضایت آگاهانه اخذ شد و محرمانگی اطلاعات آنان تضمین گردید.

یافته‌ها

در این پژوهش ۲۲ نفر از خبرگان بانکی، مالی، دانشگاهی و فناوری مالی شهر تهران مشارکت داشتند. از نظر جنسیت، ۱۶ نفر مرد و ۶ نفر زن بودند. از نظر سطح تحصیلات، ۴ نفر دارای مدرک کارشناسی ارشد و ۱۸ نفر دارای مدرک دکتری یا دانشجوی دکتری تخصصی بودند. از نظر حوزه تخصصی، ۷ نفر مدیر یا کارشناس ارشد ریسک بانکی، ۵ نفر تحلیلگر مالی و اعتباری، ۴ نفر متخصص فناوری مالی و تحلیل داده، ۳ نفر عضو هیئت علمی حوزه مالی یا بانکداری، و ۳ نفر کارشناس نظارت و مقررات بانکی بودند. سابقه کاری مشارکت‌کنندگان بین ۶ تا ۲۸ سال بود؛ به‌گونه‌ای که ۵ نفر سابقه ۶ تا ۱۰ سال، ۹ نفر سابقه ۱۱ تا ۲۰ سال و ۸ نفر سابقه بیش از ۲۰ سال داشتند. این ترکیب مشارکت‌کنندگان امکان داد تا موضوع پژوهش از منظرهای مختلف مالی، نظارتی، فناورانه و مدیریتی بررسی شود.

نخستین مقوله استخراج‌شده، ضرورت تمرکز مدل پیش‌بینی بر شاخص‌های بنیادین سلامت مالی بانک بود. مشارکت‌کنندگان تأکید داشتند که ورشکستگی بانکی معمولاً پیش از آنکه به‌صورت رسمی اعلام شود، در قالب تضعیف تدریجی شاخص‌هایی مانند کفایت سرمایه، کیفیت دارایی‌ها، نقدینگی، نسبت مطالبات غیرجاری، سودآوری عملیاتی، تمرکز تسهیلات، شکاف سررسید دارایی و بدهی و وابستگی به منابع ناپایدار

ظاهر می‌شود. به باور آنان، مدل هوشمند نباید صرفاً به یک یا دو نسبت مالی متکی باشد، بلکه باید مجموعه‌ای از شاخص‌های مکمل را در یک چارچوب زمانی تحلیل کند. یکی از مشارکت‌کنندگان بیان کرد: «بانکی که امروز ورشکسته اعلام می‌شود، از چند فصل قبل نشانه‌های ضعف را در نقدینگی، مطالبات غیرجاری و کفایت سرمایه نشان داده است؛ مشکل این است که این نشانه‌ها جداگانه دیده می‌شوند، نه در کنار هم.» مشارکت‌کننده دیگری اظهار داشت: «نسبت کفایت سرمایه مهم است، اما اگر کیفیت دارایی‌ها ضعیف باشد و مطالبات غیرجاری پنهان بماند، همان نسبت هم تصویر واقعی نمی‌دهد.» بر این اساس، شاخص‌های سلامت مالی به‌عنوان ورودی اصلی مدل پیشنهادی در نظر گرفته شدند.

دومین مقوله به کیفیت و یکپارچگی داده‌ها مربوط بود. مشارکت‌کنندگان معتقد بودند که حتی پیشرفته‌ترین شبکه عصبی نیز در صورت تغذیه با داده‌های ناقص، ناسازگار یا غیرواقعی، خروجی قابل اعتماد تولید نخواهد کرد. آنان به مشکلاتی مانند تأخیر در گزارشگری، تفاوت تعاریف شاخص‌ها میان بانک‌ها، نبود داده‌های منظم ماهانه یا فصلی، عدم ثبت برخی ریسک‌های خارج از ترازنامه، و ضعف اتصال میان سامانه‌های عملیاتی، اعتباری، مالی و نظارتی اشاره کردند. یکی از متخصصان فناوری مالی گفت: «مدل LSTM وقتی ارزش دارد که زنجیره زمانی داده‌ها سالم باشد؛ اگر داده‌ها هر فصل با تعریف جدید ثبت شوند، مدل به جای یادگیری ریسک، خطای سیستم را یاد می‌گیرد.» مشارکت‌کننده‌ای از حوزه نظارت بانکی نیز تأکید کرد: «برای هشدار زودهنگام باید داده‌ها به‌موقع برسند. وقتی گزارش با چند ماه تأخیر آماده شود، دیگر هشدار نیست؛ گزارش بعد از حادثه است.» این مقوله نشان داد که حکمرانی داده، استانداردسازی شاخص‌ها و دسترسی به داده‌های زمانی منظم، پیش‌شرط موفقیت مدل پیش‌بینی ورشکستگی است.

سومین مقوله به قابلیت شبکه‌های عصبی بازگشتی در تحلیل روندهای پنهان و وابستگی‌های زمانی شاخص‌های مالی اختصاص داشت. مشارکت‌کنندگان اظهار داشتند که ورشکستگی بانک‌ها یک رخداد گسسته و ناگهانی نیست، بلکه نتیجه فرایند انباشت ریسک در طول زمان است. بنابراین، مدل‌هایی مانندRNN ، LSTMو GRU می‌توانند نسبت به مدل‌های ایستا، توان بیشتری در شناسایی مسیرهای منتهی به بحران داشته باشند. به‌ویژه، LSTMبه دلیل توانایی در نگهداری اطلاعات گذشته و تشخیص الگوهای بلندمدت، برای تحلیل روندهای نقدینگی، کیفیت دارایی و سودآوری مناسب دانسته شد. یکی از تحلیلگران مالی اظهار کرد: «ممکن است یک نسبت مالی در یک فصل نگران‌کننده نباشد، اما وقتی روند سه یا چهار فصل آن دیده شود، مشخص می‌شود بانک در مسیر خطر قرار گرفته است.» مشارکت‌کننده دیگری گفت: «شبکه بازگشتی می‌تواند بفهمد که بدتر شدن نقدینگی بعد از رشد مطالبات غیرجاری چه معنایی دارد؛ این همان چیزی است که مدل‌های ساده کمتر می‌بینند.» بر این اساس، مدل پیشنهادی باید داده‌های سلامت مالی را به‌صورت توالی زمانی دریافت کند و احتمال ورود بانک به وضعیت هشدار، بحران یا ورشکستگی را در افق‌های زمانی کوتاه‌مدت و میان‌مدت برآورد نماید.

چهارمین مقوله به حکمرانی و توضیح‌پذیری مدل مربوط بود. مشارکت‌کنندگان تأکید داشتند که در نظام بانکی، دقت پیش‌بینی به‌تنهایی کافی نیست؛ زیرا خروجی مدل باید برای مدیران ارشد، کمیته ریسک و نهاد ناظر قابل فهم و قابل دفاع باشد. آنان بر ضرورت استفاده از روش‌های توضیح‌پذیری، مستندسازی منطق مدل، آزمون پایداری، اعتبارسنجی دوره‌ای، کنترل سوگیری داده و تعیین مسئولیت تصمیم‌گیری

تأکید کردند. یکی از مدیران ریسک بیان کرد: «اگر مدل بگوید یک بانک در وضعیت قرمز است، مدیرعامل می‌پرسد چرا. پاسخ نمی‌تواند فقط این باشد که شبکه عصبی گفته است.» مشارکت‌کننده دیگری افزود: «مدل باید کمک کند تصمیم بهتر بگیریم، نه اینکه تصمیم انسانی و نظارتی را حذف کند.» بنابراین، مدل پیشنهادی باید دارای لایه توضیح‌پذیری باشد؛ به‌گونه‌ای که مشخص کند کدام شاخص‌ها بیشترین نقش را در افزایش احتمال ورشکستگی داشته‌اند. همچنین، لازم است سازوکاری برای بازآموزی مدل، ارزیابی خطا، مقایسه با مدل‌های سنتی و نظارت انسانی طراحی شود.

پنجمین مقوله بر الزامات اجرایی و نهادی پیاده‌سازی مدل تمرکز داشت. مشارکت‌کنندگان معتقد بودند که مدل پیش‌بینی ورشکستگی زمانی ارزشمند است که در قالب سامانه هشدار زودهنگام به فرایندهای واقعی مدیریت ریسک و نظارت بانکی متصل شود. این سامانه باید دارای سطوح هشدار، داشبورد مدیریتی، گزارش‌های تحلیلی، سناریوهای اقدام اصلاحی و ارتباط با کمیته ریسک باشد. یکی از کارشناسان نظارتی گفت: «هشدار بدون اقدام اصلاحی فایده ندارد. مدل باید مشخص کند بعد از هشدار زرد، نارنجی یا قرمز چه تصمیمی باید گرفته شود.» مشارکت‌کننده‌ای از حوزه بانکداری نیز اظهار داشت: «اگر خروجی مدل فقط در واحد فناوری اطلاعات بماند، اثری بر سلامت بانک ندارد؛ باید وارد تصمیم اعتباری، مدیریت دارایی و بدهی و کنترل نقدینگی شود.» بر این اساس، مدل پیشنهادی شامل پنج لایه است: لایه داده، لایه شاخص‌های سلامت مالی، لایه شبکه عصبی بازگشتی، لایه توضیح‌پذیری و اعتبارسنجی، و لایه تصمیم‌یار مدیریتی. این ساختار می‌تواند احتمال ورشکستگی یا ورود به وضعیت بحران را در قالب نمره ریسک و سطح هشدار ارائه کند.

بحث

یافته‌های پژوهش نشان داد که پیش‌بینی ورشکستگی بانک‌ها و مؤسسات مالی باید بر پایه مجموعه‌ای از شاخص‌های بنیادین سلامت مالی انجام شود و اتکا به یک نسبت یا شاخص منفرد نمی‌تواند تصویر دقیقی از وضعیت بانک ارائه دهد. این یافته با مطالعات کلاسیک پیش‌بینی ورشکستگی همسو است که بر نقش نسبت‌های مالی در تشخیص ضعف مالی تأکید کرده‌اند (۱۹۶۶) Beaver .نشان داد که نسبت‌های مالی پیش از شکست شرکت‌ها دچار تغییر می‌شوند و (۱۹۶۸) Altman نیز با ترکیب چند نسبت مالی در قالب مدل Z-Score نشان داد که تحلیل چندبعدی نسبت‌ها قدرت پیش‌بینی بیشتری دارد. با این حال، یافته‌های حاضر نشان می‌دهد که در مورد بانک‌ها، شاخص‌هایی مانند کفایت سرمایه، کیفیت دارایی، نقدینگی، مطالبات غیرجاری، تمرکز تسهیلات و شکاف سررسید اهمیت ویژه‌ای دارند؛ زیرا ساختار بانک‌ها با شرکت‌های غیرمالی متفاوت است. این نتیجه با دیدگاه (۲۰۱۹) IMF درباره شاخص‌های سلامت مالی نیز همخوان است؛ زیرا سلامت نظام بانکی معمولاً بر اساس مجموعه‌ای از شاخص‌های سرمایه، دارایی، سودآوری و نقدینگی ارزیابی می‌شود. بنابراین، مدل پیشنهادی باید از رویکرد تک‌شاخصی فاصله بگیرد و سلامت مالی بانک را به‌صورت شبکه‌ای از شاخص‌های متعامل تحلیل کند.

دومین یافته مهم پژوهش، نقش تعیین‌کننده کیفیت و یکپارچگی داده‌ها در موفقیت مدل پیش‌بینی بود. مشارکت‌کنندگان تأکید کردند که داده‌های ناقص، دیرهنگام یا ناسازگار می‌تواند حتی پیشرفته‌ترین الگوریتم‌ها را دچار خطا کند. این یافته با ادبیات یادگیری ماشین همسو است

که کیفیت داده را پیش‌شرط عملکرد معتبر مدل می‌داند. در حوزه بانکداری، مسئله کیفیت داده اهمیت مضاعف دارد؛ زیرا برخی شاخص‌ها ممکن است با تأخیر گزارش شوند، طبقه‌بندی مطالبات در بانک‌ها متفاوت باشد یا بخشی از ریسک‌ها در اقلام خارج از ترازنامه پنهان بماند. مطالعات پیشین نیز نشان داده‌اند که مدل‌های هشدار زودهنگام زمانی اثربخش‌اند که داده‌های بانکی و کلان اقتصادی قابل اعتماد و به‌موقع باشند Betz et al. (۲۰۱۴) .در مطالعه خود درباره پیش‌بینی تنش در بانک‌های اروپایی از داده‌های بانکی و کشوری استفاده کردند و نشان دادند که ترکیب داده‌های سطح بانک و محیط کلان می‌تواند در شناسایی آسیب‌پذیری‌ها مؤثر باشد. بنابراین، پیش از انتخاب الگوریتم، باید معماری داده، استانداردسازی شاخص‌ها و زمان‌بندی گزارشگری اصلاح شود.

سومین یافته پژوهش بیانگر آن بود که شبکه‌های عصبی بازگشتی، به‌ویژه LSTM وGRU ، برای تحلیل مسیرهای تدریجی منتهی به ورشکستگی مناسب‌اند. این یافته از نظر نظری با ماهیت توالی‌محور بحران بانکی سازگار است. ضعف بانک معمولاً به‌صورت ناگهانی ظاهر نمی‌شود، بلکه از طریق روندهایی مانند افزایش تدریجی مطالبات غیرجاری، کاهش حاشیه سود، افزایش وابستگی به منابع کوتاه‌مدت، افت نقدینگی و کاهش کفایت سرمایه شکل می‌گیرد. مدل‌های ایستا ممکن است وضعیت یک مقطع را تحلیل کنند، اما قادر نیستند وابستگی میان تغییرات متوالی شاخص‌ها را به‌خوبی شناسایی کنند Hochreiter .و Schmidhuber (۱۹۹۷) نشان دادند که LSTM برای یادگیری وابستگی‌های بلندمدت در داده‌های توالی‌محور طراحی شده است. همچنین، Tölö (۲۰۲۰)نشان داد که شبکه‌های عصبی بازگشتی می‌توانند در پیش‌بینی بحران‌های مالی سیستمیک عملکرد مناسبی داشته باشند. از این رو، یافته حاضر نشان می‌دهد که در پیش‌بینی ورشکستگی بانک‌ها، زمان‌مندی شاخص‌ها به اندازه سطح فعلی آن‌ها اهمیت دارد.

چهارمین یافته پژوهش بر ضرورت حکمرانی، توضیح‌پذیری و اعتبارسنجی مدل تأکید داشت. اگرچه مدل‌های یادگیری عمیق معمولاً دقت بالایی دارند، اما در محیط‌های حساس مانند بانکداری، مسئله اصلی فقط دقت نیست؛ بلکه اعتمادپذیری، توضیح‌پذیری و قابلیت پاسخ‌گویی نیز اهمیت دارد. خروجی مدل پیش‌بینی ورشکستگی می‌تواند پیامدهای مهمی برای تصمیم‌های مدیریتی، نظارتی و حتی اعتبار عمومی بانک داشته باشد. بنابراین، لازم است مشخص شود که مدل بر اساس کدام شاخص‌ها هشدار داده، میزان خطای آن چقدر است و در چه شرایطی باید بازآموزی شود. این نتیجه با مطالعات Tam و Kiang (۱۹۹۲) همسو است که اگرچه شبکه‌های عصبی را برای پیش‌بینی شکست بانک‌ها مفید دانستند، اما کاربرد مدیریتی آن‌ها را نیز مورد توجه قرار دادند. همچنین، با ادبیات جدید مدیریت ریسک مدل سازگار است که بر مستندسازی، اعتبارسنجی، کنترل سوگیری و نظارت انسانی تأکید دارد. بنابراین، مدل پیشنهادی باید به‌عنوان ابزار تصمیم‌یار طراحی شود، نه جایگزین کامل قضاوت حرفه‌ای و نظارت انسانی.

پنجمین یافته پژوهش نشان داد که مدل پیش‌بینی باید در قالب سامانه هشدار زودهنگام و متصل به فرایندهای اجرایی بانک پیاده‌سازی شود. صرف تولید احتمال ورشکستگی یا نمره ریسک کافی نیست؛ بلکه خروجی مدل باید به اقدامات مدیریتی قابل اجرا تبدیل شود. این یافته با رویکرد مطالعات پیشین درباره مدل‌های هشدار زودهنگام بانکی همخوان است Martin (۱۹۷۷) .از نخستین پژوهشگرانی بود که از رگرسیون

لجستیک برای هشدار زودهنگام شکست بانک استفاده کرد و نشان داد که مدل‌های پیش‌بینی می‌توانند ابزار نظارتی مفیدی باشند Betz et al. (۲۰۱۴) نیز نشان دادند که شناسایی زودهنگام آسیب‌پذیری بانکی می‌تواند برای مداخله پیشگیرانه اهمیت داشته باشد. یافته حاضر این ادبیات را گسترش می‌دهد و نشان می‌دهد که سامانه هشدار زودهنگام باید دارای سطوح هشدار، داشبورد مدیریتی، سناریوهای اقدام اصلاحی و ارتباط مستقیم با کمیته ریسک و مدیریت دارایی و بدهی باشد. در غیر این صورت، مدل در سطح یک ابزار تحلیلی باقی می‌ماند و به تصمیم عملی منجر نمی‌شود.

از منظر نظری، نتایج پژوهش نشان می‌دهد که پیش‌بینی ورشکستگی بانک‌ها باید به‌عنوان یک مسئله چندلایه فهم شود. لایه نخست، سلامت مالی و شاخص‌های بنیادین بانک است؛ لایه دوم، کیفیت و زمان‌مندی داده‌هاست؛ لایه سوم، الگوریتم یادگیری عمیق و توان آن در تشخیص روندهاست؛ لایه چهارم، توضیح‌پذیری و حکمرانی مدل است؛ و لایه پنجم، تبدیل خروجی مدل به تصمیم مدیریتی و نظارتی است. چنین چارچوبی می‌تواند شکاف میان پژوهش‌های فنی الگوریتم‌محور و نیازهای واقعی نظام بانکی را کاهش دهد. بسیاری از مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی بر معیارهایی مانند دقت، AUC یا نرخ خطا تمرکز می‌کنند؛ اما در محیط بانکی، ارزش مدل زمانی آشکار می‌شود که بتواند زودتر از شاخص‌های رسمی، ضعف‌های پنهان را شناسایی کند و به اقدام اصلاحی منجر شود.

از منظر کاربردی، مدل پیشنهادی می‌تواند به بانک‌ها و مؤسسات مالی کمک کند تا نظام مدیریت ریسک خود را از حالت واکنشی به حالت پیش‌نگر تبدیل کنند. در رویکرد واکنشی، بانک پس از آشکار شدن بحران نقدینگی یا افزایش شدید مطالبات غیرجاری اقدام می‌کند؛ اما در رویکرد پیش‌نگر، مدل می‌تواند با مشاهده روندهای نامطلوب در چند دوره متوالی، هشدار اولیه صادر کند. این هشدار می‌تواند مبنای بازنگری در سیاست اعتباری، کنترل تمرکز تسهیلات، افزایش ذخایر، اصلاح ساختار نقدینگی، مدیریت دارایی و بدهی و تقویت سرمایه قرار گیرد. همچنین، نهادهای نظارتی می‌توانند از چنین مدلی برای رتبه‌بندی ریسک بانک‌ها، تعیین اولویت بازرسی و طراحی مداخله پیشگیرانه استفاده کنند.

این پژوهش با وجود ارائه چارچوبی جامع، دارای چند محدودیت است. نخست، مطالعه با رویکرد کیفی انجام شد و یافته‌ها بر اساس دیدگاه خبرگان استخراج گردید؛ بنابراین، مدل پیشنهادی هنوز بر داده‌های واقعی بانک‌ها آموزش، آزمون و اعتبارسنجی نشده است. دوم، مشارکت‌کنندگان از شهر تهران انتخاب شدند و ممکن است دیدگاه خبرگان سایر استان‌ها یا فعالان بانک‌های کوچک‌تر و مؤسسات اعتباری غیربانکی به‌طور کامل منعکس نشده باشد. سوم، به دلیل حساسیت موضوع ورشکستگی بانکی، برخی مشارکت‌کنندگان ممکن است در بیان تجربه‌های واقعی یا ذکر مصادیق نهادی احتیاط کرده باشند. چهارم، نقل‌قول‌ها و مضامین استخراج‌شده وابسته به کیفیت مصاحبه‌ها و تفسیر پژوهشگر است؛ هرچند تلاش شد با بازبینی مشارکت‌کنندگان و کدگذاری همتا، اعتبار یافته‌ها افزایش یابد.

پیشنهاد می‌شود پژوهش‌های آینده مدل مفهومی ارائه‌شده در این مطالعه را با استفاده از داده‌های واقعی بانک‌ها و مؤسسات مالی آزمون کنند. برای این منظور، می‌توان داده‌های فصلی یا ماهانه مربوط به شاخص‌های سلامت مالی، صورت‌های مالی، مطالبات غیرجاری، نقدینگی، کفایت

سرمایه و متغیرهای کلان اقتصادی را گردآوری و مدل‌هایRNN ، LSTMو GRU را با مدل‌های سنتی مانند رگرسیون لجستیک، تحلیل تمایزی، جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان مقایسه کرد. همچنین، پیشنهاد می‌شود پژوهش‌های آینده به موضوع توضیح‌پذیری مدل‌های یادگیری عمیق در بانکداری بپردازند و روش‌هایی مانندSHAP ، LIMEیا تحلیل حساسیت را برای تبیین خروجی مدل به کار گیرند. انجام مطالعات تطبیقی میان بانک‌های تجاری، تخصصی، خصوصی و دولتی نیز می‌تواند نشان دهد که شاخص‌های هشداردهنده ورشکستگی در انواع مختلف بانک‌ها چه تفاوت‌هایی دارند.

بانک‌ها و مؤسسات مالی باید پیش از پیاده‌سازی مدل‌های هوشمند پیش‌بینی ورشکستگی، زیرساخت داده‌ای خود را تقویت کنند. استانداردسازی تعاریف شاخص‌ها، اتصال سامانه‌های مالی و اعتباری، ثبت منظم داده‌های زمانی، کنترل کیفیت داده و ایجاد انبار داده ریسک از اقدامات ضروری است. همچنین، پیشنهاد می‌شود بانک‌ها سامانه هشدار زودهنگام را به کمیته ریسک، مدیریت دارایی و بدهی، اعتبارسنجی و برنامه‌ریزی سرمایه متصل کنند. خروجی مدل باید به‌صورت سطح هشدار، دلایل اصلی هشدار و اقدامات اصلاحی پیشنهادی ارائه شود. نهادهای نظارتی نیز می‌توانند چارچوبی برای اعتبارسنجی، توضیح‌پذیری و کنترل ریسک مدل‌های هوشمند بانکی تدوین کنند تا استفاده از هوش مصنوعی در پیش‌بینی ورشکستگی با شفافیت، پاسخ‌گویی و قابلیت اعتماد همراه باشد.

نتیجه‌گیری

هدف این پژوهش ارائه مدل پیش‌بینی ورشکستگی بانک‌ها و مؤسسات مالی با استفاده از شبکه‌های عصبی بازگشتی و شاخص‌های سلامت مالی بود. نتایج نشان داد که پیش‌بینی ورشکستگی بانکی نیازمند رویکردی چندبعدی است که در آن شاخص‌های بنیادین سلامت مالی، کیفیت داده، تحلیل توالی زمانی، توضیح‌پذیری مدل و الزامات پیاده‌سازی نهادی به‌صورت هم‌زمان در نظر گرفته شوند. بر اساس دیدگاه خبرگان، شاخص‌هایی مانند کفایت سرمایه، نقدینگی، کیفیت دارایی‌ها، مطالبات غیرجاری، سودآوری، تمرکز تسهیلات و شکاف سررسید از مهم‌ترین ورودی‌های مدل هستند. همچنین، شبکه‌های عصبی بازگشتی، به‌ویژه LSTM وGRU ، به دلیل توانایی در شناسایی روندهای پنهان و وابستگی‌های زمانی، می‌توانند در پیش‌بینی زودهنگام ناتوانی مالی بانک‌ها مفید باشند.

با این حال، موفقیت چنین مدلی به انتخاب الگوریتم محدود نمی‌شود. کیفیت داده‌ها، حکمرانی مدل، توضیح‌پذیری خروجی، اعتبارسنجی مستمر و اتصال سامانه پیش‌بینی به تصمیم‌های مدیریتی و نظارتی از عوامل حیاتی موفقیت هستند. بنابراین، مدل پیشنهادی باید به‌عنوان ابزار تصمیم‌یار و سامانه هشدار زودهنگام طراحی شود؛ ابزاری که بتواند مدیران و نهادهای ناظر را پیش از تبدیل ضعف مالی به بحران رسمی آگاه کند. در مجموع، پژوهش حاضر نشان می‌دهد که تلفیق شاخص‌های سلامت مالی و شبکه‌های عصبی بازگشتی می‌تواند مسیر جدیدی برای ارتقای مدیریت ریسک، تقویت ثبات بانکی و پیشگیری از بحران‌های مالی فراهم سازد.

تشکر و قدردانی

از تمامی کسانی که در انجام این پژوهش ما را همراهی کردند تشکر و قدردانی به عمل می‌آید.

موازین اخلاقی

در این پژوهش اصول اخلاقی مرتبط با نشر و انجام پژوهش رعایت گردیده است.

مشارکت نویسندگان

تمامی نویسندگان نقش یکسانی ایفا کردند.

تعارض منافع

بر اساس اظهار نویسندگان، در این مقاله هیچ‌گونه تضاد منافعی وجود ندارد.

فهرست منابع

Allsop, D. B., Chelladurai, J. M., Kimball, E. R., Marks, L. D., & Hendricks, J. J. (2022). Qualitative methods with NVivo software: A practical guide for analyzing qualitative data. *Psych, 4*(2), 142–159. https://doi.org/10.3390/psych4020013

Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance, 23*(4), 589–609. https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x

Arena, M. (2008). Bank failures and bank fundamentals: A comparative analysis of Latin America and East Asia during the nineties using bank-level data. *Journal of Banking & Finance, 32*(2), 299–310. https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2007.03.011

Barboza, F., Kimura, H., & Altman, E. (2017). Machine learning models and bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications, 83*, 405–417. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.04.006

Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research, 4*, 71–111. https://doi.org/10.2307/2490171

Betz, F., Oprică, S., Peltonen, T. A., & Sarlin, P. (2014). Predicting distress in European banks. *Journal of Banking & Finance, 45*, 225–241. https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.11.041

Braun, V., & Clarke, V. (2006). Using thematic analysis in psychology. *Qualitative Research in Psychology, 3*(2), 77–101. https://doi.org/10.1191/1478088706qp063oa

DeJonckheere, M., & Vaughn, L. M. (2019). Semistructured interviewing in primary care research: A balance of relationship and rigour. *Family Medicine and Community Health, 7*(2), e000057. https://doi.org/10.1136/fmch-2018-000057

Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation, 9*(8), 1735–1780. https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735

Hosaka, T. (2019). Bankruptcy prediction using imaged financial ratios and convolutional neural networks. *Expert Systems with Applications, 117*, 287–299. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.09.039

International Monetary Fund. (2019). *Financial soundness indicators compilation guide*. International Monetary Fund.

Kallio, H., Pietilä, A. M., Johnson, M., & Kangasniemi, M. (2016). Systematic methodological review: Developing a framework for a qualitative semi-structured interview guide. *Journal of Advanced Nursing, 72*(12), 2954–2965. https://doi.org/10.1111/jan.13031

Martin, D. (1977). Early warning of bank failure: A logit regression approach. *Journal of Banking & Finance, 1*(3), 249–276. https://doi.org/10.1016/0378-4266(77)90022-X

Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research, 18*(1), 109–131. https://doi.org/10.2307/2490395

Saunders, B., Sim, J., Kingstone, T., Baker, S., Waterfield, J., Bartlam, B., Burroughs, H., & Jinks, C. (2018). Saturation in qualitative research: Exploring its conceptualization and operationalization. *Quality & Quantity, 52*, 1893–1907. https://doi.org/10.1007/s11135-017-0574-8

Shumway, T. (2001). Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model. *The Journal of Business, 74*(1), 101–124. https://doi.org/10.1086/209665

Sinkey, J. F. (1975). A multivariate statistical analysis of the characteristics of problem banks. *The Journal of Finance, 30*(1), 21–36. https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1975.tb03158.x

Tam, K. Y., & Kiang, M. Y. (1992). Managerial applications of neural networks: The case of bank failure predictions. *Management Science, 38*(7), 926–947. https://doi.org/10.1287/mnsc.38.7.926

Tölö, E. (2020). Predicting systemic financial crises with recurrent neural networks. *Journal of Financial Stability, 49*, 100746. https://doi.org/10.1016/j.jfs.2020.100746