دو فصلنامه علمی
فناوری اطلاعات و ارتباطات ایران

سال پانزدهم، شماره ۵۵ و۵۶ ، بهار و تابستان ۱۴۰۲
صفحات: ۲۵۸ الی۲۷۳

Liquidity Risk Prediction Using News Sentiment Analysis

Hamed Mirashk*, Amir Albadvi**, Mehrdad Kargari***, Mohammad Ali Rastegar****, Mohammad Talebi*****

* PhD student, Faculty of Industrial and Systems Engineering, Information Technology Engineering Department, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

** Professor, Faculty of Industrial and Systems Engineering, Information Technology Engineering Department, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

*** Associate Professor, Faculty of Industrial and Systems Engineering, Information Technology Engineering Department, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

**** Assistant Professor, Faculty of Industrial and Systems Engineering, Information Technology Engineering Department, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

*****Professor, Faculty of Management, Imam Sadegh University, Tehran, Iran

Abstract

One of the main problems of Iranian banks is the lack of risk management process with a forward-looking approach, and one of the most important risks in banks is liquidity risk. Therefore, predicting liquidity risk has become an important issue for banks. Conventional methods of measuring liquidity risk are complex, time-consuming and expensive, which makes its prediction far from possible. Predicting liquidity risk at the right time can prevent serious problems or crises in the bank.

In this study, it has been tried to provide an innovative solution for predicting bank liquidity risk and leading scenarios by using the approach of news sentiment analysis. The news sentiment analysis approach about one of the Iranian banks has been used in order to identify dynamic and effective qualitative factors in liquidity risk to provide a simpler and more efficient method for predicting the liquidity risk trend. The proposed method provides practical scenarios for real-world banking risk decision makers. The obtained liquidity risk scenarios are evaluated in comparison with the scenarios occurring in the bank according to the guidelines of the Basel Committee and the opinion of banking experts to ensure the correctness of the predictions and its alignment. The result of periodically evaluating the studied scenarios indicates a relatively high accuracy. The accuracy of prediction in possible scenarios derived from the Basel Committee is 95.5% and in scenarios derived from experts' opinions, 75%.

Keywords: Liquidity risk prediction, machine learning, sentiment analysis, scenario analysis, design science rese

پیش‌بینی ریسک نقدینگی با استفاده از تحلیل تمایلات خبری

حامد میرشک*، امیر البدوی**[۱]، مهرداد کارگری***، محمد علی رستگار****، محمد طالبی*****
*دانشجوی دکترا، دانشکده مهندسی صنایع و سیستمها، گروه مهندسی فناوری اطلاعات، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران
**استاد، دانشکده مهندسی صنایع و سیستمها، گروه مهندسی فناوری اطلاعات، دانشگاه تربیت مدرس،تهران، ایران
***دانشیار، دانشکده مهندسی صنایع و سیستمها، گروه مهندسی فناوری اطلاعات، دانشگاه تربیت مدرس،تهران، ایران
****استادیار، دانشکده مهندسی صنایع و سیستمها، گروه مهندسی فناوری اطلاعات، دانشگاه تربیت مدرس،تهران، ایران
***** استاد، دانشکده مدیریت، دانشگاه امام صادق، تهران، ایران
تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۵/۲۲ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۹/۰۹
نوع مقاله: پژوهشی

چکیده

یکی از مشکلات اساسی بانک‌های ایرانی نبود فرآیند مدیریت ریسک با رویکردی آینده‌نگر است. از مهم‌ترین این ریسک‌ها در بانک، میتوان به ریسک نقدینگی اشاره کرد؛ بنابراین پیش‌بینی ریسک نقدینگی به موضوعی مهم برای بانک‌ها تبدیل شده است. روش‌های مرسوم اندازه‌گیری ریسک نقدینگی پیچیده، زمان‌بر و پرهزینه هستند که پیش‌بینی آن را نیز غیر قابل دسترس نموده است. پیش‌بینی ریسک نقدینگی در زمان مناسب می‌تواند از بروز مشکلات یا بحران‌های جدی در بانک جلوگیری نماید.
در این مطالعه سعی شده است تا راه‌حلی نوآورانه برای پیش‌بینی ریسک نقدینگی بانک و سناریوهای پیشرو با استفاده از رویکرد تحلیل تمایلات خبری ارائه شود. از رویکرد تحلیل تمایل اخبار پیرامون یکی از بانک‌های ایرانی در راستای شناسایی متغیرهای کیفی پویا و مؤثر در ریسک نقدینگی بهره برده شده تا روشی ساده‌تر و با کارایی بالاتر برای پیش‌بینی روند ریسک نقدینگی ارائه نماید. روش پیشنهادی سناریوهای عملی را برای تصمیم‌گیرندگان ریسک بانکی در دنیای واقعی فراهم می‌کند. سناریوهای ریسک نقدینگی به‌دست‌آمده در مقایسه با سناریوهای رخ داده در بانک طبق دستورالعمل کمیته بازل و نظر کارشناسان بانکی ارزیابی می شوند تا از صحت پیش‌بینی‌ها و همسویی آن اطمینان حاصل شود. نتیجه ارزیابی سناریوهای موردمطالعه به‌صورت دوره‌ای حاکی از دقت نسبتاً بالا است. معیار دقت پیش‌بینی در سناریوهای محتمل استخراج شده از کمیته بازل، ۹۵٫۵٪ و در سناریوهای برگرفته از نظرات خبرگان، ۷۵٪ است.

واژگان کلیدی: پیش‌بینی ریسک نقدینگی، یادگیری ماشین، تحلیل تمایل، تحلیل سناریو، روش‌شناسی علم طراحی

[۱] نویسنده مسئول:امیرالبدوی albadvi@modares.ac.ir

۱. مقدمه

بانک‌ها و مؤسسات مالی بدون پذیرش ریسک قادر به بقا، رشد و سودآوری نیستند. پذیرش ریسک در فعالیت‌های اقتصادی یکی از الزامات غیرقابل‌انکار است و با سودآوری رابطه مستقیمی دارد. نظام بانکی با ریسک‌های مختلفی مانند ریسک نقدینگی، ریسک اعتباری، ریسک بازار، ریسک عملیاتی، ریسک نرخ بهره، ریسک سودآوری و انواع دیگر ریسک مواجه است. لذا امروزه شناسایی، اندازه‌گیری، کنترل و کاهش انواع ریسک‌ها و تهدیدات برای بانک‌ها اهمیت ویژه‌ای دارد و این مؤسسات باید ریسک‌هایی را که می‌پذیرند، مدیریت کنند. [۱]

یکی از ریسک‌های مهم در حوزه بانکی ریسک نقدینگی است. درواقع اجماع نظر در خصوص تعریف ریسک نقدینگی به دلیل ماهیت مبهم و غیرقطعی آن وجود ندارد. ماهیت غیرقطعی آن از تعاریف گوناگون بر اساس زمینه استفاده نشأت می‌گیرد و به دلیل کاربرد اصطلاح ریسک نقدینگی در حوزه‌های مختلف ابهام‌برانگیز است مثلاً ریسک نقدینگی بازار یا ریسک نقدینگی سیستماتیک.[۲] به‌عنوان‌مثال ریسک نقدینگی می‌تواند مرتبط با توانایی نقدشوندگی دارایی‌ها بدون زیان در سرمایه و در کمترین زمان ممکن و یا در بازارهای مالی عمده‌فروشی مرتبط با ناتوانی در افزایش تأمین مالی موردنیاز تعریف نمود [۳]

ریسک نقدینگی دارای یک تناقض ذاتی در ایفای تعهدات به سهام‌داران و سرمایه‌گذاران (سپرده‌گذاران) بانک است. این مشکل درواقع بانک‌ها را در ایجاد موازنه بین سودآوری (سهام‌داران) در سرمایه‌گذاری‌های بلندمدت و ریسک ناشی از تعهدات کوتاه‌مدت (سرمایه‌گذاران) دچار مشکل می‌کند. درواقع مدیریت فعالیت‌های بانک‌ها زمانی که برداشت یا بستن سپرده‌ها زودتر از موعد صورت می‌پذیرد، پراهمیت و پیچیده می‌شود. [۴]

به‌صورت کلی وام‌هایی که بانک‌ها پرداخت می‌کنند، دارایی‌هایی با نقد شوندگی کم محسوب می‌شوند. از طرفی بیشتر منابع بانک‌ها را، سپرده‌های کوتاه‌مدت شامل می‌شوند. ازاین‌رو ریسک نقدینگی در بانک‌ها پدیده‌ایست که غالباً اتفاق می‌افتد. نقدینگی زیاد، موجب استفاده غیر مؤثر از منابع بانک و نقدینگی کم نیز سبب کاهش نرخ سود سپرده‌ها، از دست دادن مشتریان، خدشه به اعتبار بانک و بالا رفتن بدهی‌ها و نهایتاً ورشکستگی بانک می‌شود. به‌عبارت‌دیگر؛ نقدینگی کم به‌یک‌باره و نقدینگی زیاد به‌آرامی سبب ورشکستگی بانک می‌شود.[۵]

ریسک نقدینگی با عوامل متعددی مانند ریسک عملیاتی، کیفیت اعتبارات، تکیه بیش‌ازحد به وام‌های کوتاه‌مدت، تکیه بیش‌ازحد به سپرده‌گذاران حساس به شهرت بانک، ریسک بازار و موارد دیگر در ارتباط است.[۶] ازآنجاکه وضعیت نقدینگی آینده یک بانک عموماً تحت تأثیر عواملی قرار می‌گیرد که همیشه نمی‌توان آن را به‌طور دقیق پیش‌بینی کرد، می‌بایست از روش‌هایی برای تخمین این عوامل و تأثیر آن بر ریسک نقدینگی استفاده نمود.

به‌علاوه، بازارهای مالی غالباً توسط اطلاعات ناهمگن و مسائل رفتاری مانند احساسات بازار و رفتارهای سوداگرانه/غیرمنطقی و نه عوامل اساسی هدایت می‌شوند. ازاین‌رو با توجه به تأثیر ریسک بازار و تغییرات آن، بررسی و تحلیل تغییرات، احساسات و رفتارهای مالی در بازارهای مالی می‌تواند در پیش‌بینی ریسک نقدینگی نقش بسزایی داشته باشد. تحلیل این اطلاعات از رسانه‌های ارتباطی متنوع مانند اخبار و داده‌های سری زمانی از منابع رسمی، نقش بسزایی در پیش‌بینی دارد.[۷] اگر اخبار مالی اطلاعاتی جدید ارائه دهد که منجر به تعدیل انتظارات در مورد جریان‌های نقدی بانک یا نرخ تنزیل سرمایه‌گذاران شود، بر بازده سهام تأثیر می‌گذارد[۸]. نمودارهای مالی و ویژگی‌های کیفی مستخرج از اخبار تأثیر بر قیمت بازار دارد. [۹]

تحلیل روزانه اخبار برای پیش‌بینی روند به‌صورت دستی، کاری طاقت‌فرسا است، به همین دلیل از روش‌های متن‌کاوی می‌توان جهت تحلیل خبر استفاده نمود. روش‌های متن‌کاوی جهت تحلیل و پی‌ش‌بی‌نی سهام از اخبار یکی از مؤثرترین روش‌های موجود است. یکی از مسائل مهم در متن‌کاوی، مسئله بازنمایی ویژگی[۲] است. این مسئله کماکان جز موضوعات تحقیقاتی باز است. بازنمایی ویژگی‌های متنی مرتبط با نحوه مواجه و استفاده از متون می‌باشد.[۱۰] به‌عنوان‌مثال روش کوله کلمات[۳][۱۱]، انگرام[۴][۹]، مدل‌سازی موضوع[۵][۱۲] و تعبیه‌سازی کلمات[۶][۱۳] کاربردهای زیادی در این حوزه دارند. یکی از تکنیک‌های مورداستفاده در بازنمایی متون، روش کوله کلمات است که متن را مجموعه‌ای از کلمات تکی بدون ترتیب می‌داند. هر کلمه به‌عنوان یک ویژگی، بازنمایی متن را تشکیل می‌دهد. دو روش دیگر در بازنمایی متن، TFIDF [۱۴] و تکرار یا فرکانس کلمات[۷][۱۵] است که در پیش‌بینی قیمت سهام بکار گرفته‌شده‌اند.

تأثیر عوامل داخلی در بسیاری از مطالعات قبلی بررسی‌شده است. ولی در این مطالعه، هدف بررسی تأثیر عوامل کیفی پویا در مدل یادگیری به‌منظور پیش‌بینی روند ریسک نقدینگی است. منشأ عوامل پویا می‌تواند از تغییرات سیاسی، قوانین، تغییرات بازار من‌جمله بازار سهام، کالا یا سایر بازارها باشد. مهم‌ترین منبع در بررسی این دسته از عوامل محیطی، اخبار یا تمایلات جامعه است. همچنین تأثیر اخبار به‌عنوان یک عامل مهم در ریسک نقدینگی نیز مشهود است به آن معنی که شرایط سیاسی، اقتصادی بر تمایلات افراد بر سپرده‌گذاری سرمایه‌گذاران، نکول یا عدم نکول وام‌گیرندگان تأثیر بسزایی دارد. لذا با توجه به اهمیت این موضوع و عدم بررسی تأثیر عوامل کیفی در مطالعات قبلی، خلأ تحقیقاتی این حوزه شناسایی‌شده و در این

مقاله سعی شده است تا روشی برای تأثیر عوامل کیفی (اخبار) بر مدل کمی ریسک نقدینگی پیشنهاد شود.

مسئله اصلی این مطالعه پیش‌بینی ریسک نقدینگی بانک، با به‌کارگیری روشی نوآورانه به جهت تخمین و تحلیل سناریوهای ریسک نقدینگی بانک و انجام اقدامات متناسب با وضعیت ریسک بانک است. پیش‌بینی سناریوهای احتمالی ریسک نقدینگی در بانک‌ها به یک امر حیاتی مبدل شده است، به‌طوری‌که کمیته بال به‌عنوان کمیته پیشرو در حوزه تبیین رهنمودها و الزامات ریسک‌های مالی در بانک‌ها، تحلیل سناریوها و برنامه‌ریزی برای اقدامات مناسب را راهکاری الزامی برای بانک‌ها دانسته است. همچنین روش‌های مرسوم جهت پیش‌بینی ریسک نقدینگی امکان ارائه نتایج را در زمان قابل‌قبول ندارند، ازاین‌رو به‌کارگیری روش نوآورانه برای حل مسئله حائز اهمیت است.

در ادامه در بخش دوم به‌مرور پیشینه پژوهش و مطالعات قبلی در حوزه پیش‌بینی ریسک پرداخته می‌شود. سپس در بخش سوم روش پیشنهادی برای پیش‌بینی ریسک نقدینگی مبتنی بر DSR[8] تشریح می‌گردد. در بخش بعد نتایج مطالعه ارائه‌شده و نهایتاً جمع‌بندی می‌گردد.

۲. پیشینه پژوهش

۲. ۱ پیش‌بینی ریسک نقدینگی با رویکرد تحلیل تمایل و یادگیری ماشین

در این مطالعه، از روش‌های یادگیری ماشین یا روش‌های پردازش متن جهت بررسی تأثیر عوامل کیفی بر ریسک نقدینگی و پیش‌بینی ریسک نقدینگی استفاده شده است. در ادامه به‌مرور ادبیات و مطالعات انجام‌شده در این خصوص می‌پردازیم.

تحلیل تمایل به‌عنوان یک رویکرد در حوزه پردازش زبان طبیعی به بررسی احساسات و شناسایی تمایلات از داده‌های متنی و بصری (عکس) می‌پردازد. هدف نظرکاوی (تحلیل تمایل) این است که حجم انبوهی از نظرات پیرامون یک موضوع توسط ماشین بررسی و گزارش خلاصه‌ای از احساسات بیان‌شده، به کاربر ارائه گردد. برای دستیابی به این هدف تکنیک‌های آماری، داده‌کاوی و پردازش زبان طبیعی مورداستفاده قرار می‌گیرند.

در مطالعه مروری که توسط هالها و همکاران صورت پذیرفت، روش‌های مختلف استخراج اطلاعات و تحلیل تمایل مبتنی بر ویژگی[9] بررسی‌شده است. هدف از این مطالعه، شناسایی ویژگی‌ها یا موضوعات و قطبیت یا تمایل حول ویژگی یا موضوع در متن است. نمونه این موضوعات می‌تواند محصول، خدمت، مسئله، اشکال، فرد، سازمان و وقایع باشد. این مطالعه به بررسی الگوریتم‌های متنوعی همچون DNN، RNN، CNN، RecNN پرداخته‌است.[۳۱] در مطالعه انجام شده توسط تاکان و همکاران از ۹ الگوریتم شبکه یادگیری عمیق برای پیش‌بینی سهام در بازار استفاده شد.[۲۸] همچنین در مطالعه‌ای توسط شایان فر و همکاران تأثیر خبر بر پیش-بینی سهام توسط الگوریتم SVM بررسی شد.[۲۹]

در مطالعه صورت گرفته توسط پارابونی و همکاران برای محاسبه تمایلات بازار از پروکسی مبتنی بر فعالیت سرمایه‌گذار در شبکه‌های اجتماعی استفاده شده است. در این پروکسی از فناوری سایک سیگنال۱۰ با لحاظ کردن داده‌ی پیام‌ها در شبکه‌های اجتماعی، استفاده شد. این شاخص درواقع احساسات افراد را منعکس می-کند.[۳۲]

چونگ و همکاران به تحلیل چگونگی تأثیر شبکه‌های اجتماعی بر انعقاد قرارداد وام بانکی می‌پردازد. بدین منظور با استفاده از ۶۴۲ نمونه قرارداد وام بانکی در ایالات‌متحده فرض می‌کند که شبکه‌های اجتماعی می‌توانند انتشار اطلاعات را تقویت کرده و نابرابری اطلاعات بین وام‌گیرندگان و وام‌دهندگان را کاهش دهند.[۳۳] شبکه‌های اجتماعی به‌عنوان یک فناوری جدید به بنگاه‌ها اجازه می‌دهند تا اطلاعات به‌صورت دوسوبه بین کاربران و بنگاه‌های مالی از طریق ارسال نامه‌ها، پیام مستقیم و غیره به سرمایه‌گذاران یا مشتریان جریان یابد.[۳۴]

در مطالعه دیگری که در حوزه بررسی سلامت و مشکلات مالی بانک‌ها انجام‌شده است، با استفاده از رویکرد تحلیل تمایل و کاربرد شبکه یادگیری عمیق، روشی برای ارزیابی مشکلات مالی شرکت ارائه‌شده است. در این مطالعه پتانسیل استخراج تمایلات از بخش‌های متنی گزارش‌های مدیریتی موردبررسی قرارگرفته و شناسایی سیگنال‌های مشکلات مالی صورت گرفته است. [۳۵]

سی شی و همکاران به بررسی روش‌های مختلفی برای ارزیابی ریسک اعتباری با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین پرداخته‌اند. این بررسی نشان می‌دهد که الگوریتم‌های یادگیری عمیق از سایر الگوریتم‌های یادگیری ماشین یا روش‌های آماری بهتر عمل می-کنند.[۴۴] در مطالعه دیگری، اریک گایسلز و همکاران از مدل‌های بهینه‌سازی ریاضی و تفاوت عرضه و تقاضا استفاده و مدلی برای ایجاد توازن بین ریسک نقدینگی و بازدهی در بازار سهام ارائه نمودند.[۴۶]

در ادامه در جدول ۱ به دسته‌بندی مقالات مروری این مطالعه پرداخته می‌شود. موضوع مقالات و شرح روش هرکدام به تفکیک حوزه یا طبقه‌بندی مقالات اشاره‌شده است. به‌صورت کلی مقالات در ۶ حوزه کلی طبقه‌بندی شده‌اند که شامل تحلیل ریسک نقدینگی، تحلیل تمایل در مدیریت ریسک، تحلیل تمایل در ریسک اعتباری و

بازار، تحلیل تمایل در مدیریت ریسک شرکت و روش‌های تحلیل تمایل مبتنی بر یادگیری عمیق است. بررسی مقالات و روش‌های استفاده شده حاکی از آن است که روش‌های مرسوم برای پیش‌بینی ریسک نقدینگی پیچیده و زمان‌بر است و همچنین استفاده از تحلیل تمایل در ارزیابی انواع ریسک‌های بانکی با روش‌های متنوع اگرچه قدیمی ولی مؤثر است. در مطالعه مروری توسط سوانکی در حوزه کاربرد هوش مصنوعی در مدیریت ریسک، خلأ تحقیقاتی در استفاده از هوش مصنوعی برای پیش‌بینی سطح ریسک نقدینگی شناسایی شده‌است.[۴۲] تأثیر پارامترهای مؤثر کیفی از اخبار در پیش‌بینی ریسک نقدینگی با توجه به پیچیدگی محاسباتی آن مشهود است که در این مطالعه تلاش شده است از این منظر ریسک نقدینگی بانک بررسی شود.

جدول ۱: دسته‌بندی مقالات مروری پژوهش

حوزه	موضوع مقاله	روش	سال
تحلیل ریسک نقدینگی	مدل شبکه عصبی مصنوعی و شبکه بیزی برای ارزیابی ریسک نقدینگی در بانک	پیش بینی ریسک نقدینگی مبتنی بر عوام مؤثر خرد و کلان در بانک[۴]	۲۰۱۸
	مطالعه برآورد مدل پیش بینی ریسک نقدینگی مالی با استفاده از تحلیل مالی	بررسی نسبت های مالی مؤثر در پیش بینی ریسک نقدینگی با استفاده از ANOVA و تحلیل رگرسیون[۲۱]	۲۰۱۷
	یادگیری ماشین برای مدل‌سازی ریسک نقدینگی: دیدگاه نظارتی	ارائه مدلی برای ارزیابی ریسک نقدینگی بانک با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین در سناریوهای بحرانی[۴۳]	۲۰۲۲
	شاخص هشدار اولیه ریسک نقدینگی برای بانک های ایتالیایی: رویکرد یادگیری ماشینی	سیستم هشدار اولیه برای شناسایی ریسک نقدینگی قبل از بحران با استفاده از الگوریتم های مختلف پیش بینی LASSO، جنگل تصادفی، XGBOOST و ترکیب آن‌ها[۴۵]	۲۰۲۱
تحلیل تمایل در مدیریت ریسک	شناسایی ریسک ها در بانک با استفاده از تحلیل تمایل	استفاده از رویکرد تحلیل احساسات برای شناسایی ریسک در بانک[۳۰]	۲۰۱۵
	متن کاوی و گزارش کیفت در بانک های آلمان: یک تحلیل همزمان و تمایل	بررسی کیفیت گزارش های مالی با استفاده از تحلیل احساسات در بانک های آلمانی[۲۲]	۲۰۱۸
	گزارش ریسک بانک های آلمانی: بررسی استاندارد صنعت	بررسی گزارش های مالی توسط بانک های مالی: با استفاده از روش های استاندارد[۲۳]	۲۰۱۴
	شناسایی عوامل ریسک بانکی از صورت های مالی	شناسایی عوامل ریسک از صورت های مالی با استفاده از روش های متن کاوی[۲۴]	۲۰۱۹
تحلیل تمایل در ریسک اعتباری و مدیریت وام	تحلیل تمایل برای ریسک اعتباری و ساخت پرتفوی	طراحی سیستم پشتیبان تصمیم‌گیری جهت ارزیابی ریسک اعتباری با استفاده از تحلیل تمایل گزارشات، شبکه اجتماعی و عوامل کمی[۳۷]	۲۰۲۰
	تصمیم گیری مبتنی بر داده در مدیریت ریسک اعتباری: ارزش اطلاعاتی گزارش‌های تحلیلی	استفاده از تحلیل تمایل جهت بررسی گزارش های تحلیلی مالی و شناسایی ارتباط معنا دار بین شاخص ریسک اعتباری، اخبار و گزارش های تحلیلی[۲۶]	۲۰۲۰
	تمایلات در شبکه‌های اجتماعی و قرارداد وام بانکی	کاهش نابرابری اطلاعاتی بین وام دهنده و وام گیرنده با ایجاد شفافیت و انتشار اطلاعات با استفاده تحلیل امتیاز افراد در شبکه های اجتماعی[۳۳]	۲۰۱۸
تحلیل تمایل در مدیریت ریسک بازار	رابطه بین تمایلات و ریسک در بازارهای مالی	ارتباط بین معیارهای تمایل بازار و ریسک را با استفاده از فناوری Psych Signal که مبتنی بر رفتار سرمایه گذاران در شبکه های اجتماعی است، برآورد می کند.[۳۲]	۲۰۱۸
	سامانه پشتیبانی تصمیم گیری مبتنی بر اخبار برای معاملات سهام در بورس تهران	استفاده از متن کاوی برای استخراج ویژگی از اخبار و انتخاب موثرترین ویژگی‌ها و طبقه بندی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان (SVM) به‌عنوان روند مثبت یا منفی[۲۹]	۲۰۱۵
تحلیل تمایل در مدیریت ریسک شرکت	تأثیر تمایلات رسانه‌ای بر ریسک شرکت، سرمایه گذاری شرکتی و سیاست‌های مالی	ارتباط بین تمایلات رسانه‌ای و اقدامات تصمیم‌گیری شرکتی را بررسی می‌کند که ریسک شرکت، سرمایه‌گذاری شرکتی و سیاست مالی را در بر می گیرد.[۲۷]	۲۰۱۸
روش های تحلیل تمایل مبتنی بر یادگیری عمیق	یادگیری عمیق برای تحلیل تمایل: بررسی مقایسه ای	تحلیل تمایلات، بهبود جزئیات در سطح جنبه است، که دو هدف متمایز را نشان می دهد: استخراج جنبه و طبقه بندی احساسات بررسی های محصول و طبقه بندی احساسات توییت ها.[۳۱]	۲۰۱۹

۲. ۳ شناسایی پارامترهای پیش‌بینی ریسک نقدینگی با استفاده از تحلیل تمایل

در ادامه به بررسی پارامترهایی که برای تحلیل ریسک نقدینگی بانک‌ها با رویکرد تحلیل تمایل استفاده شده است، اشاره می‌گردد.

- نیمان و همکاران متغیر بحران مالی[11] را بررسی کردند. بحران‌های مالی تا حد زیادی از طریق اخبار و شبکه‌های اجتماعی قابل تخمین هستند، پس می‌توان تأثیر نظرات افراد در شبکه‌های اجتماعی را بر بحران مالی و پیش‌بینی آن با رویکرد تحلیل تمایلات افراد پیش برد.[۳۶]

- یکی از کاربردهای تحلیل تمایل در ریسک اعتباری است. یور و همکاران تمایلات اخبار اقتصادی کلان و شبکه‌های اجتماعی را با ساخت سری زمانی تاریخی برای ایجاد یک ابزار ارزیابی ریسک اعتباری ترکیب نمودند. [۳۷]

- در مطالعه صورت گرفته توسط کومار و همکاران از تحلیل تمایل برای پیش‌بینی نرخ سود بانکی با استفاده از پارامترهای غیر بانکی استفاده شده است. این رویکرد متکی به طراحی و توسعه یک سیستم بازیابی اطلاعات است که قادر به استخراج دایرکتوری اخبار آنلاین و محاسبه امتیاز تمایلات رویدادهای خبری است. [۳۸]

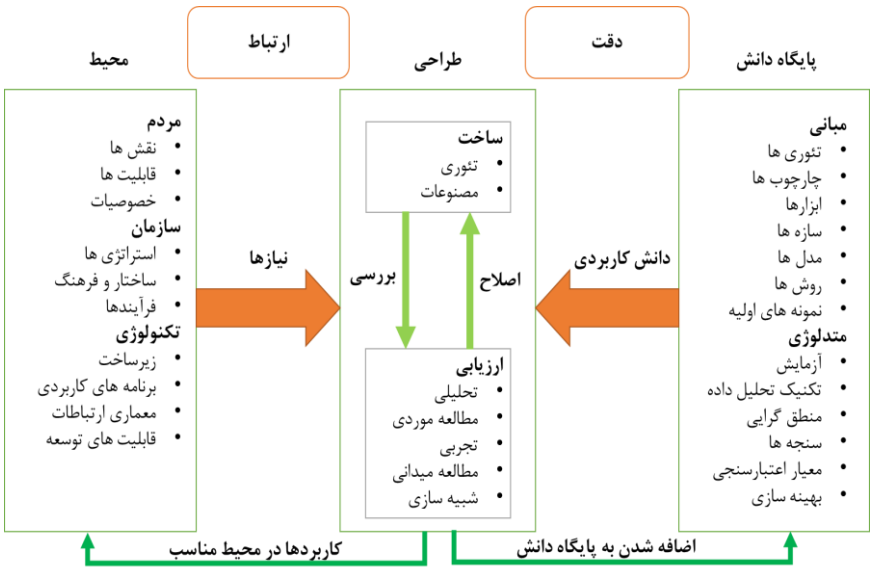
- بر اساس نتایج به‌دست‌آمده از مطالعه الروین و همکاران احساسات خبری کلان، بر نوسانات سهام، بر نوسانات انتشار اوراق قرضه به‌ویژه در اقتصادهای باثبات تأثیر می‌گذارد. تصمیمات سیاسی، اقتصادی و رویدادهای خبری تأثیر فوری بر اوراق قرضه حاکمیتی دارند.[۳۹]

- از منظر دیگر ریسک بازار یکی دیگر از انواع ریسک است که به‌صورت غیرمستقیم بر ریسک نقدینگی تأثیرگذار است. مطالعه انجام‌شده توسط پارابونی و همکاران نشان داد که یکی از روش‌های شناسایی ریسک بازار استفاده از رویکرد تحلیل تمایل از طریق رصد اخبار و رویدادهای تأثیرگذار در بازار است.[۳۲]

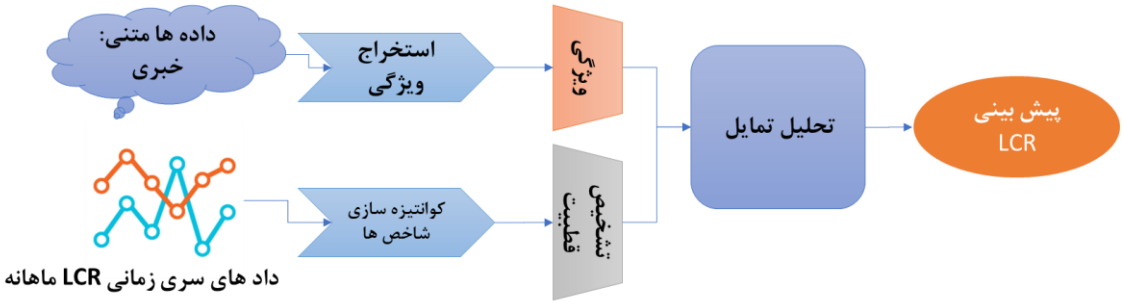
۳. روش‌شناسی

این مطالعه از روش‌شناسی پژوهشی علم طراحی یا به‌اختصار DSR استفاده نموده است. (DSR) یک پارادایم حل مسئله است که به دنبال ارتقای دانش بشر از طریق ایجاد مصنوعات نوآورانه است. به بیان ساده، DSR به دنبال تقویت پایگاه‌های دانش فناوری و علم از طریق ایجاد مصنوعات بدیع است که مشکلات را حل نماید و محیطی را که در آن نمونه‌سازی شده است را بهبود بخشد. نتایج DSR هم شامل مصنوعات جدید طراحی‌شده و هم دانش طراحی (DK[12]) می شود.[۴۰]

شکل ۱ یک چارچوب مفهومی را برای درک، اجرا و ارزیابی روش-شناسی پژوهش علم طراحی نشان می‌دهد.[۴۱]



شکل ۱: چارچوب روش‌شناسی پژوهش علم طراحی [۴۱]



شکل ۲: شمای کلی مطالعه در مرحله طراحی

۱.۳ شمای کلی پژوهش مبتنی بر DSR در فاز طراحی

همان‌طور که در شکل ۲ شمای کلی پژوهش در فاز طراحی DSR نمایش داده‌شده است، منابع یا داده‌های ورودی شامل اخبار و داده‌های تاریخی نسبت شاخص پوشش نقدینگی بانکی است. سپس ویژگی‌های کیفی از داده‌های خبری متنی با استفاده از روش‌های استخراج ویژگی در متن‌کاوی[۱۳] استخراج‌شده و این ویژگی‌ها برای استفاده در مرحله بعدی موردبررسی قرار می‌گیرد. در بخش بعدی داده‌های ورودی پالایش و پاک‌سازی شده، ویژگی‌های استخراج‌شده بررسی و در صورت نیاز با استفاده از روش‌های مهندسی ویژگی[۱۴]، ویژگی‌ها یا ابعاد آن برای ورود به مدل تغییر می‌کند. همچنین داده‌های کمی نسبت پوشش نقدینگی بانک موردمطالعه که به‌صورت سری زمانی است، جهت به‌کارگیری در مدل پیش‌بینی روند نیازمند تغییراتی است. قطبیت یا تمایلات اخبار از داده‌های کمی سری زمانی که به‌نوعی برچسب اخبار ماهانه محسوب می‌شود، شناسایی می‌گردد.

پس از استخراج ویژگی‌ها و شناسایی قطبیت اخبار، جهت تحلیل تمایل داده‌های خبری، با استفاده از الگوریتم شبکه عصبی طبقه‌بندی چند کلاسه[۱۵] جهت یادگیری روند تغییرات شاخص ریسک نقدینگی با توجه به اخبار ماه‌قبل، روند شاخص در ماه پیش‌رو پیش‌بینی شود. در این مرحله با استفاده از تنظیم و انتخاب هایپرپارامترها در مدل بهترین خروجی یا پیش‌بینی ارائه می‌گردد.

همان‌طور که در شکل ۲ دیده می‌شود، ویژگی‌های انتخاب‌شده در الگوریتم یادگیری عمیق برای تولید خروجی مورد انتظار یا پیش‌بینی شاخص ریسک نقدینگی مورداستفاده قرار می‌گیرد. این مطالعه در فاز طراحی و نمونه‌سازی اولیه DSR به‌صورت کلی در ۷ مرحله بیان می‌شود. در ادامه به چگونگی یا نحوه جمع‌آوری، آماده‌سازی (پیش‌پردازش) و ساخت مدل پرداخته می‌شود. در انتها با ارائه نتایج به‌دست‌آمده ارزیابی مدل موردبررسی قرار می‌گیرد.

مراحل کلی روش انجام مطالعه:

۱. جمع‌آوری متون خبری
۲. پردازش اولیه و پاکسازی متن
۳. دسته‌بندی کلی موضوعی اخبار
۴. استخراج کلیدواژه‌های متن
۵. تشخیص قطبیت یا برچسب‌گذاری
۶. تحلیل تمایل مبتنی بر ویژگی‌های استخراجی با استفاده از شبکه عصبی و یادگیری عمیق
۷. ارزیابی نتایج

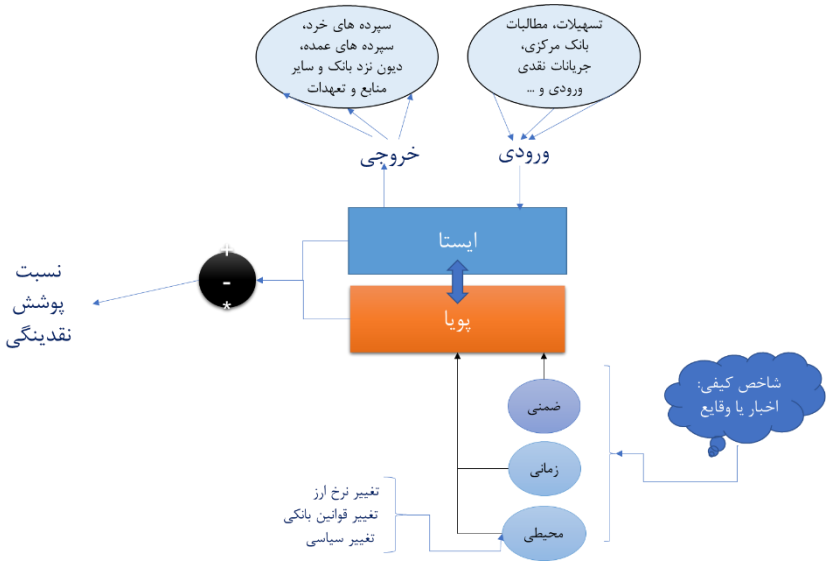
این مطالعه از اخبار خبرگزاری کثیرالانتشار الکترونیکی فارس نیوز استفاده می‌نماید. داده‌های خبری از نوع متن دیجیتال و به زبان فارسی می‌باشند. داده‌ها از خبرگزاری آنلاین با استفاده از روش خراشیدن وب[۱۶] جمع‌آوری‌شده است. برای این کار از کتابخانه requests و BS4 در پایتون استفاده شد. به شکلی که با استفاده از تابع requests.get() و ارسال URL مربوط به سایت موردنظر، محتوای پیج دریافت شده و سپس با استفاده از کتابخانه BS4 و با استفاده از Beautiful Soap، الگوهای موردنظر برای استخراج عنوان، خلاصه و شرح خبر به همراه زمان خبر استفاده شد. برای خزیدن سایت موردنظر از امکانات سرورهای ابری استفاده شد.

۲.۳ متغیرهای پژوهش

در این تحقیق از شاخص نسبت پوشش نقدینگی برای محاسبه ریسک نقدینگی استفاده شده است که کمیته نظارت بانکی بال دو برای محاسبه ریسک نقدینگی آن را معرفی کرده است.

نسبت پوشش نقدینگی: یکی از دو روش استاندارد کمیته نظارتی بال است.[۲۰] این نسبت نشان می‌دهد بانک توان پوشش خالص جریان‌های خود طی ۳۰ روز آتی را از محل دارائی‌های نقد باکیفیت خود دارا است یا خیر و به‌صورت ذیل تعریف می‌شود:

$$LCR = \frac{\text{دارایی‌های نقد باکیفیت}}{\text{خالص جریان خروجی 30 روز آتی}} \geq 100\% \qquad (۱)$$



خالص جریان‌های خروجی طی ۳۰ روز آتی = جریان‌های ورودی طی ۳۰ روز آتی – جریان‌های خروجی طی ۳۰ روز آتی

شکل ۳: تأثیر متغیرهای کیفی به‌عنوان عامل تأثیر گزار پویا در پیش‌بینی ریسک نقدینگی

سه عامل در محاسبه نسبت پوشش نقدینگی نقش مهمی دارد. ۱) ارزش دارایی‌های نقد (دارایی‌هایی که نقد شوندگی بالا دارند) که صورت کسر را تشکیل می‌دهد. ۲) نرخ مازاد که بین طبقه بدهی‌ها و دارایی‌ها شناسایی می‌شود ۳) تقسیم سپرده‌های درخواستی به بخش اصلی یا فرار و اعمال ضرائب هر بخش[۲] پیچیدگی محاسبات و برآورد پارامترهای این نسبت استفاده از آن را دشوار کرده است.

همان‌طور که در خالص جریان‌های خروجی طی ۳۰ روز آتی = جریان‌های ورودی طی ۳۰ روز آتی – جریان‌های خروجی طی ۳۰ روز آتی

شکل ۳ نشان داده‌شده است، برای پیش‌بینی ریسک نقدینگی عوامل یا پارامترهای داخلی بانک، تحت عنوان عوامل خُرد اقتصادی[۱] یا تحت کنترل به عنوان متغیرهای ایستا و عوامل بیرونی، پارامترهای ضمنی یا متأثر از زمان با عنوان متغیرهای پویا در نظر گرفته می‌شود. این مطالعه با بررسی متغیرهای کیفی، تأثیر این نوع متغیرها به‌عنوان یک متغیر پویا و مهم در ریسک نقدینگی که در تحقیقات قبلی بررسی نشده است، لحاظ می‌کند. داده‌های این مطالعه به دودسته متغیرهای وابسته و مستقل تقسیم‌شده‌اند. متغیر وابسته همان ویژگی‌های کیفی اخبار و متغیر مستقل همان شاخص ریسک نقدینگی است؛ در این خصوص ابتدا به نحوه جمع‌آوری داده‌های کیفی و سپس متغیر وابسته یا شاخص ریسک نقدینگی پرداخته می‌شود. در جدول ۲ منابع داده‌های تحقیق آورده شده است.

در خصوص داده‌های کمی همان‌طور که در جدول بالا نیز اشاره‌شده است، شاخص نسبت پوشش نقدینگی به‌صورت ماهانه مدنظر است. شاخص ریسک بانکی یک شاخص تاریخی و رو به عقب است به این معنی که وضعیت فعلی یا گذشته بانک را نمایش می‌دهد.[۳۰]

جدول ۲: متغیرها و داده‌های مطالعه.

ردیف	عنوان متغیر	نوع متغیر	نوع داده	زمان داده	منبع داده
۱	نسبت پوشش نقدینگی	متغیر کمی	داده‌های ریسک نقدینگی بانک	فروردین ۱۳۸۸ – اسفند ۱۳۹۹	بانک بخش نیمه خصوصی ایران
۲	شاخص کیفی اخبار	متغیر کیفی	اخبار	فروردین ۱۳۸۸- اسفند ۱۳۹۹	سایت خبرگزاری‌های معتبر فارس نیوز

داده‌های نسبت پوشش نقدینگی برای یکی از بانک‌های نیمه‌خصوصی کشور ایران است. این داده‌ها از بازه فروردین ۱۳۸۸ تا اسفند ۱۳۹۹ به‌صورت ماهانه در اختیار قرارگرفته است.

در مطالعات قبلی در حوزه تحلیل تمایل ریسک بانکی، جهت محاسبه امتیاز تمایل[۱۷] یا شناسایی قطبیت داده‌های متنی از سه کلاس مثبت، منفی و عدم‌تغییر استفاده شد.[۳۰] به همین منوال در این تحقیق به جهت شناسایی قطبیت یا برچسب‌گذاری داده‌های متنی از سه‌طبقه مثبت، منفی و خنثی استفاده شد. برای محاسبه قطبیت (برچسب) از تحلیل روند شاخص نقدینگی ریسک نسبت به ماه گذشته استفاده شد که در آن کلاس مثبت مرتبط با افزایش این شاخص نسبت به ماه قبل، منفی به معنای کاهش نسبت به ماه قبل و عدم قطعیت (صفر) به معنای عدم‌تغییر محسوس نسبت به ماه قبل لحاظ شده است.

متغیر وابسته یا شاخص ریسک نقدینگی جهت ایجاد برچسب‌ها در ماشین یادگیری مورداستفاده قرار می‌گیرد. برچسب‌ها در دوحالت محاسبه‌شده است: یک‌بار به‌صورت سه کلاس (۱ به معنای افزایش شاخص، ۰ به معنی ثابت بودن شاخص و ۱- به معنی کاهش شاخص) و یک‌بار نیز در قالب پنج کلاس (۲ به معنای افزایش زیاد شاخص، ۱ به معنای افزایش کم شاخص، ۰ به معنی ثابت بودن شاخص، ۱- به معنی کاهش کم شاخص و ۲- به معنای کاهش زیاد شاخص).

داده مهم کیفی در این تحقیق شامل اخبار و وقایع سیاسی، اقتصادی و اجتماعی است. این نوع داده‌ها پس از جمع‌آوری می‌بایست به‌صورت یک متغیر کیفی جهت بررسی تأثیر آن بر ریسک نقدینگی مورداستفاده قرار گیرد. ازاین‌رو در این مطالعه داده‌های اخبار از وب‌سایت معتبر خبرگزاری فارس خزیده[۱۸] و جمع‌آوری شد.

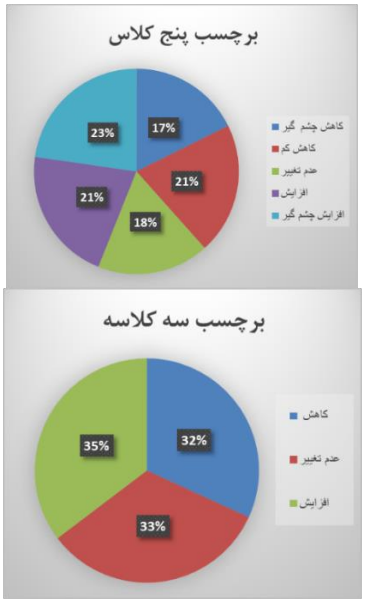
به دلیل اینکه داده‌های خبری روبه‌جلو هستند و تأثیرات آن‌ها را در آینده می‌توان مشاهده نمود [۳۰] می‌بایست در دوره‌های زمانی یکسان با شاخص ریسک نقدینگی جمع‌آوری شوند. ازاین‌رو، داده‌های خبری به‌صورت ماهانه از فروردین‌ماه ۱۳۸۸ تا اسفند ۱۳۹۹ جمع‌آوری شد و در پایگاه داده‌ای شامل شرح، عنوان، نوع، زمان و خلاصه خبر ذخیره شد.

۳. ۴ پیش‌پردازش داده‌های جمع‌آوری شده

پیش‌پردازش بر داده‌های کمی و کیفی انجام شد. داده‌های کمی همان‌طور که در بخش قبل توضیح داده شد به سه کلاس و پنج کلاس کمی‌سازی[۱۹] شد. پس از طبقه‌بندی متون خبری هرماه و برچسب ریسک نقدینگی آن ماه، غالب دسته‌ها متوازن[۲۰] شده‌اند. در شکل ۴: نمودار توازن درصد برچسب‌ها در حالت ۳ کلاس درصد برچسب‌ها در هر دو حالت نمایش داده شده است که نشان‌دهنده توازن در سهم برچسب‌ها است. پس از پیش‌پردازش داده‌ها تعداد نمونه‌ها به حدود ۴۹۴۶۵۰ رسید.

در مرحله پیش‌پردازش داده‌ها، مراحل زیر به‌صورت کلی انجام‌شده است:

۱. پاک‌کردن اعداد از داده های متنی یا تبدیل اعداد انگلیسی به فارسی
۲. پاک‌کردن علائم نقطه‌گذاری[۲۱] از داده‌های متنی
۳. پاک‌کردن فضاهای خالی[۲۲] از داده‌های متنی
۴. جداسازی واژگان
۵. حذف کردن کلمات بی‌اثر[۲۳] از داده‌های متنی
۶. حذف کردن واژگان اضافه[۲۴] و کلمات خاص[۲۵]
۷. ریشه‌یابی کلمات با استفاده از عملیات ریشه‌یابی
۸. استخراج واژگان کلیدی متن و حذف کلمات پرتکرار

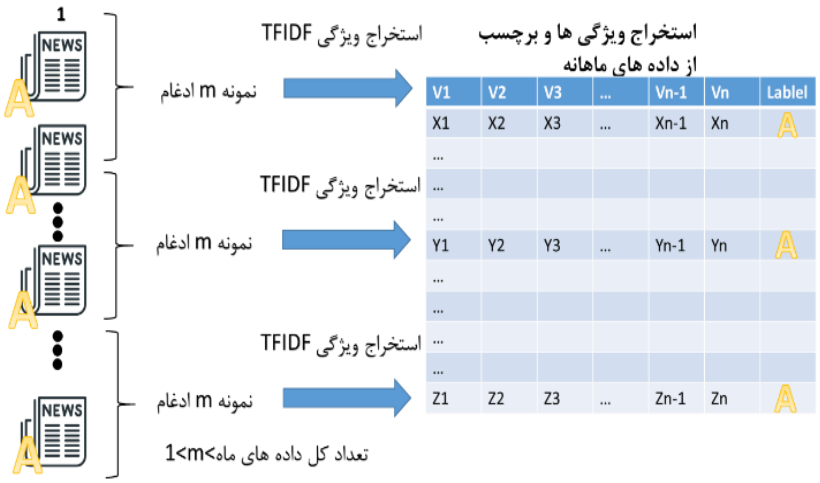


شکل ۴: نمودار توازن درصد برچسب‌ها در حالت ۳ کلاس و ۵ کلاس

۳. ۵ استخراج و ادغام ویژگی‌ها (کلیدواژه‌ها)

در طبقه‌بندی با نظارت[۲۶]، انتخاب ویژگی گام مهمی برای مرحله یادگیری است. در حقیقت، تعداد زیاد ویژگی‌ها در مقایسه با تعداد مشاهدات نشان‌دهنده یک مشکل عمده برای مدل‌های طبقه‌بندی است (ازدیاد ابعاد[۲۷]). به‌ویژه هنگامی‌که ویژگی‌ها زائد، ضایع یا غیرقابل استفاده هستند. علاوه بر این، انتخاب ویژگی باعث افزایش کارآیی فرایند آموزش و بهبود قابلیت تعمیم‌پذیری نتایج می‌شود. این مطالعه از یک رویکرد جدید برای ترکیب ویژگی‌ها یا کلیدواژه‌های استخراج‌شده از داده‌های متنی بهره می‌برد. ابتدا برای هر خبر، سه بخش عنوان[۲۸]، خلاصه[۲۹] و متن[۳۰] خبر باهم ترکیب می شوند. سپس داده‌ها به سه بخش داده‌های آموزشی (۷۰٪)، داده‌های اعتبارسنجی (۱۵٪) و داده‌های تست (۱۵٪) تقسیم می شود. هایپرپارامترهای توابع به‌گونه‌ای تنظیم می‌شوند که ویژگی های استخراج‌شده نه بسیار عام و پرتکرار باشد و نه بسیار بی‌ربط و نادر. با ترکیب m خبر در یک ماه و ادغام ویژگی‌های آن، به‌این جهت که اخبار یک ماه نمی‌تواند ویژگی‌های خوبی برای یادگیری باشد، می‌تواند ویژگی‌های مناسب‌تری ایجاد نمود. در شکل ۵: استخراج، ادغام ویژگی‌ها در ماتریس ویژگی‌ها ترسیم‌شده است. اخبار هرماه ابتدا برچسب یکسان می‌گیرند. سپس با انتخاب عدد m که می‌تواند بین ۱ تا تعداد کل اخبار (n) آن ماه باشد، m خبر باهم ادغام می‌شوند. در ادامه الگوریتم TF-IDF و N-Gram بر روی اخبار ادغام‌شده اجراشده ویژگی‌های مهم از متون ادغام‌شده انتخاب می‌شود. در TF-IDF از فرا پارامتر min_df برابر ۰,۰۴ و df برابر ۰,۲۵ استفاده‌شد. همچنین فراپارمتر ngram_range برابر (۱،۲) در نظر گرفته شد.

$0 < m < n$ (



شکل ۵: استخراج، ادغام ویژگی‌ها در ماتریس ویژگی‌ها

با استفاده از TF-IDF و N-Gram استخراج کلمات کلیدی پرتکرار و با اهمیت انجام‌شده و ضرایب حاصل‌شده، جهت ایجاد ماتریس ورودی ویژگی‌ها در مدل یادگیری ماشین استفاده می‌شود. اگرچه این دو روش برای استخراج ویژگی‌ها، نسبتاً قدیمی است ولی با توجه به تحقیقات مشابه توسط باتلر و همکاران یا شومیکر برای استخراج واژگان کلیدی و پرتکرار نتایج نسبتاً خوبی ارائه می‌نماید. البته از روش‌های دیگری همچون کوله‌کلمات[۳۱] نیز می‌توان استفاده نمود.[۱۵,۱۱,۱۰]

بر این اساس تعداد ویژگی‌ها به n/m ونه کاهش پیدا می‌کند و همچنین می‌توان پارامتر m را به‌عنوان فراپارامتر[۳۲] در نظر گرفت که می‌توان با تنظیم این پارامتر در مدل یادگیری ماشین، نتایج نهایی را ارزیابی نمود. در این مطالعه بهترین پارامترهای تنظیم‌شده اعداد ۳۰۰ و ۵۰۰ انتخاب‌شده است که در ادامه از آن استفاده می‌کنیم.

در این مطالعه از روش پوشه برای انتخاب و ارزیابی ویژگی‌ها استفاده می‌شود. به این معنی که مراحل انتخاب ویژگی و پیش‌بینی مدل را تنها در فرآیند ساخت مدل انجام می‌دهد.

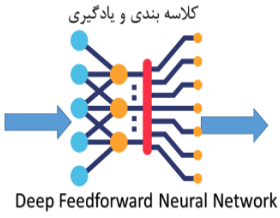
به‌این‌ترتیب که با تنظیم پارامتر m که در بخش قبلی توضیح داده شد و انتخاب ویژگی‌ها، به بهترین انتخاب حاصل شد.[۴۲]

۳. ۶ الگوریتم تحلیل تمایل مبتنی بر یادگیری عمیق

پس از آماده‌سازی داده، از رویکرد تحلیل تمایل با استفاده از روش‌های یادگیری عمیق چندلایه بر اساس برچسب‌ها یا همان تمایلات مثبت، منفی و بی‌اثر در ماتریس ویژگی به پیش‌بینی سناریوهای قریب الوقوع ریسک نقدینگی با توجه به تاریخچه روند ریسک نقدینگی می‌پردازیم.

همان‌طور که در شکل ۶ نشان داده شده است، شبکه‌های عمیق چندلایه دارای ساختار لایه‌ای هستند و ماتریس ویژگی‌ها جهت پیش‌بینی برچسب‌ها به این شبکه داده وارد می‌شود.

V1	V2	V3	...	Vn-1	Vn	Label
X1	X2	X3	...	Xn-1	Xn	A
Y1	Y2	Y3	...	Yn-1	Yn	A
Z1	Z2	Z3	...	Zn-1	Zn	A
...						A
S1	S2	S3	...	Sn-1	Sn	B
D1	D2	D3	...	Dn-1	Dn	B
...						B
F1	F2	F3	...	Fn-1	Fn	C
...						C
R1	R2	R3	...	Rn-1	Rn	C



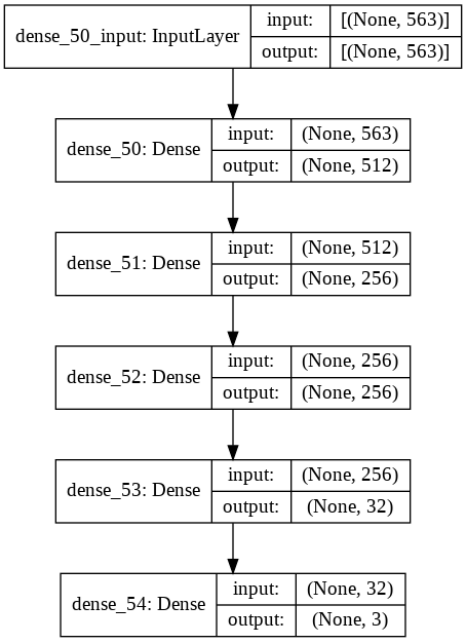
شکل ۶: مدل طبقه بند یادگیری عمیق چندلایه

معماری شبکه یادگیری عمیق در اشکل ۷ وشکل ۸ نمایش داده شده است. لایه ورودی شامل ۵۶۳ ویژگی یا کلیدواژه (ماتریس ویژگی) می‌باشد. این شبکه دارای ۵ لایه بوده و لایه آخر همان طبقه‌بندی نهایی به برچسب‌های مدنظر است. همچنین از دیگر پارامترهای در نظر گرفته شده تعداد ادغام یا پارامتر m بوده که در دو حالت ۳۰۰ و۵۰۰ تنظیم گردید . این بدین معناست که ۴ مدل یادگیری عمیق برای مدل ادغام ۳۰۰ و ۵۰۰ و همچنین ۳ کلاسه و ۵ کلاسه در نظر گرفته‌شده است.

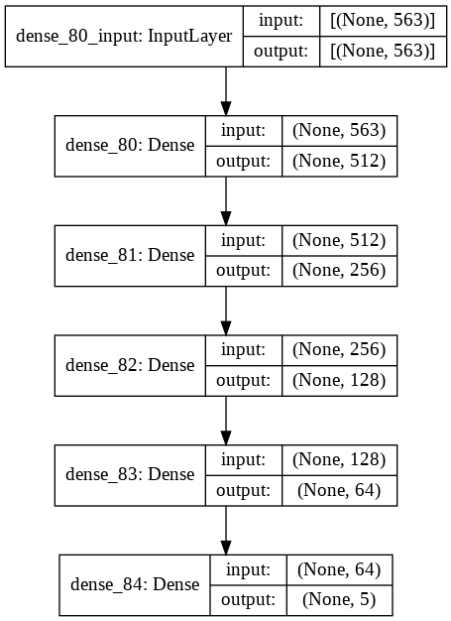
برچسب سه کلاسه شامل روند مثبت، منفی و بی‌اثر است؛ درحالی‌که برچسب پنج کلاسه شامل روند خیلی مثبت، مثبت، منفی، خیلی منفی و بی‌اثر است.

مراحل مرسوم DSR ۴ نوع ارزیابی را شامل می‌شوند: شکل ۹: مراحل ارزیابی در فرآیند DSR یک فرآیند متناوب DSR را نشان می‌دهد که شامل فعالیت‌های شناسایی مسئله، طراحی، ساخت و به‌کارگیری است. مراحل ارزیابی به شرح زیر است:

ارزیابی مرحله اول: ارزیابی شناسایی مسئله؛ معیارها شامل اهمیت، تازگی و امکان‌سنجی است. در این مطالعه ارزیابی مسئله تحقیق شامل ضرورت و نوآوری مطالعه است که پیش‌تر به آن پرداخته شد. همچنین امکان‌سنجی مطالعه با تکیه‌بر تجارب قبلی و تحقیقات گذشته پایه‌گذاری شده است.



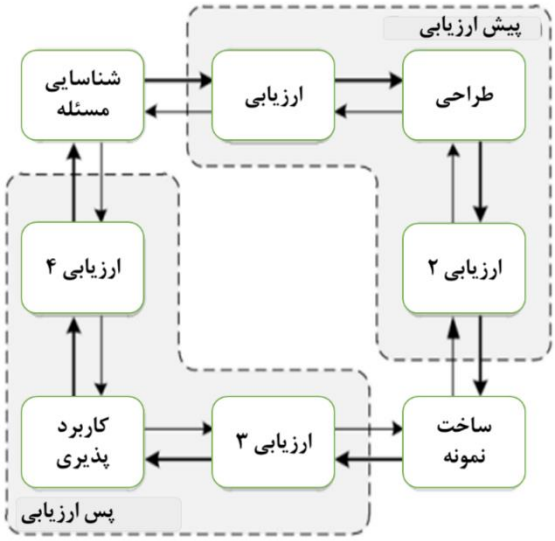
شکل ۷: معماری لایه‌های شبکه عصبی در حالت قطبیت ۳ کلاسه



شکل ۸: معماری لایه‌های شبکه عصبی در حالت قطبیت ۵ کلاسه

ارزیابی مرحله دوم: ارزیابی طراحی راه‌حل؛ معیارها شامل سادگی، وضوح و ثبات است. در این مطالعه ارزیابی مرحله دوم با توجه به‌وضوح و سادگی مدل پیش‌بینی بررسی‌شده است. همچنین تجربیات و روش‌های مشابه حاکی از پایداری روش پیشنهادی است.

ارزیابی مرحله سوم: ارزیابی نمونه راه‌حل. معیارها عبارتند از سهولت استفاده، وفاداری به پدیده‌های دنیای واقعی و استحکام است. ارزیابی مرحله سوم در مطالعه انجام‌شده مبتنی بر سهولت کاربری مدل و نتایج به پیش‌بینی داده‌های نمونه دال بر استحکام مدل است. در این راستا نتایج حاصل از پیش‌بینی‌ها با داده‌های واقعی ماه‌های مختلف انطباق داده می‌شود تا صحت مدل را بررسی نماید.



شکل ۹: مراحل ارزیابی در فرآیند DSR [۴۱]

در این مرحله در مطالعه از روش‌های تصادفی برای انتخاب داده‌های آموزش، تست و ارزیابی استفاده شده است. داده‌های تحقیق جهت ارزیابی نتایج به سه دسته، داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و تست تقسیم می‌شوند. ۷۰٪ داده‌ها جهت آموزش اولیه، ۱۵٪ جهت تنظیم پارامترها در اعتبارسنجی و نهایتاً ۱۵٪ جهت تست استفاده گردید. مدل طبقه‌بندی آموزش‌دیده برای پیش‌بینی برچسب‌های واقعی ۳ کلاس یا ۵ با داده‌های اعتبارسنجی ارزیابی‌شده و نهایتاً توسط داده‌های تست تحلیل می‌شود. برای ارزیابی نتایج پیش‌بینی الگوریتم مورداستفاده نیز از معیارهای مرسوم و استاندارد ارزیابی طبقه بندها استفاده شد، ازجمله: (i) ماتریس درهم‌ریختگی[۳۳]، (ii) Precision، Recall، Accuracy، F-Score. محاسبه این نسبت‌ها در زیر ارائه‌شده است.[۴۵]

$$Recall = SN = \frac{TP}{TP+FN} \quad (۳)$$

$$Precision = SP = \frac{TN}{TN+FP} \quad (۴)$$

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

درواقع معیار دقت اثربخشی طبقه‌بندی را به‌صورت کلی نمایش می‌دهد. معیار صحت بر برچسب‌های مثبت ارائه‌شده توسط طبقه بندی کننده تمرکز می‌کند و فراخوان براثر بخشی طبقه‌بندی

کننده در شناسایی برچسب‌های مثبت تمرکز می‌کند. علاوه بر معیارهای نامبرده شده، معیار F1-Score نیز می‌تواند شاخص خوبی برای ارزیابی نتایج باشد. این معیار از ترکیب دو معیار صحت و فراخوان حاصل می‌شود. فرمول محاسبه این معیار نیز به شرح ذیل است.

$$F1-Score = 2 * \frac{Precision*Recall}{Precision+Recall} \quad (۶)$$

ارزیابی مرحله چهارم: شامل ارزیابی راهکار کاربردی در مرحله کاربردپذیری است. معیارها شامل اثربخشی، کارایی و سازگاری خارجی است. این بخش از ارزیابی در مطالعه با تکیه‌بر سناریوهای متنوع موجود در بانک بررسی می‌شود. بدین ترتیب که سناریوهای کاربردی استخراج‌شده از منابع موثق (کمیته بال و خبرگان بانکی) با نتایج سناریوهای حاصل از پیش‌بینی‌های انجام‌شده در مدل مقایسه می‌شوند. معیار یا سنجه ارزیابی این بخش دقت سناریوهای پیش‌بینی‌شده است که هرچه روند پیش‌بینی با سناریوهای اتفاق افتاده همسانی بیشتری داشته باشد، مدل کارایی و اثربخشی بیشتری در دنیای واقع دارد.

۴. ارزیابی نتایج

در این بخش نتایج مطالعه انجام‌شده ارائه‌شده که جهت ارزیابی مرحله سوم و چهارم روش‌شناسی پژوهش DSR مدنظر خواهد بود. در این راستا، ابتدا نتایج جهت ارزیابی مرحله سوم یا نمونه راهکار اولیه ارائه‌شده و سپس نتایج توسعه‌یافته جهت ارزیابی در مرحله کاربردپذیری بررسی می‌گردد.

۴. ۱ نتایج و ارزیابی مرحله ایجاد نمونه اولیه

در این بخش به بررسی نتایج مطالعه صورت گرفته بر روی‌داده‌های ریسک نقدینگی بانک و اخبار جمع‌آوری‌شده از وب‌سایت خبرگزاری فارس نیوز می‌پردازیم. داده‌های خبری همان‌طور که در بخش‌های قبلی نیز توضیح داده شد با دو مدل ۳۰۰ تایی و ۵۰۰ تایی ادغام‌شده و مدل نهایی ماتریس ویژگی‌ها دارای برچسب که روند ریسک نقدینگی بانک را نشان می‌دهد، ایجاد شد. برچسب‌های مورداستفاده به‌صورت ۳ کلاسه و ۵ کلاسه ایجادشده است. ازاین‌رو الگوریتم شبکه یادگیری عمیق دارای ۴ حالت است و نتایج آن در این بخش ارزیابی می‌شود. جدول ۳ شامل حالات مختلف با استفاده از روش یادگیری شبکه عمیق جهت تحلیل تمایل است.

در مرحله بعدی با توجه به شرایط مختلف برای الگوریتم یادگیری ماشین، حالت‌های متنوعی جهت تنظیم و انتخاب فرا پارامترها با استفاده از داده ارزیابی (۱۵٪ داده) قابل‌بررسی است که در جدول پایین پارامترهای موردبررسی برای روش یادگیری عمیق اشاره‌شده است. نهایتاً پس از بررسی فرا پارامترهای زیادی، دقت داده ارزیابی[۳۴] ملاک اصلی برای انتخاب این پارامترها در الگوریتم قرار گرفت.

جدول ۳: حالات مختلف در تحلیل شبکه عمیق – تحلیل تمایل.

ردیف	تعداد نمونه‌ها	نوع ادغام	تعداد کلاس‌ها
1	1657	$m = 300$	$l = 3$
2	1000	$m = 500$	$l = 5$
3	1657	$m = 500$	$l = 3$
4	1000	$m = 500$	$l = 5$

جدول ۴: جدول مقایسه و تنظیم پارامترهای مرتبط با الگوریتم شبکه یادگیری عمیق چندلایه.

ردیف	تعداد	تعداد	Dense units	Activation	Optimize	val_acc
1	300	3	512-56-128-64	relu	adam	**83.11**
2	300	5	1024-512-256-128	relu	rms	**84.85**
3	500	3	512-256-256	relu	rms	**89.7**
4	500	5	512-256-128	relu	rms	**87.35**

در جدول ۴ پارامترهای متنوعی در شبکه یادگیری عمیق مورداستفاده قرارگرفته است. در حالت سه کلاسه و با نوع ادغام $m = 300$ و سایر پارامترهای انتخاب‌شده شبکه مصنوعی توانسته با دقت حدود ۸۳٪ دقت مناسبی را ارائه دهد و در نوع ادغام $m = 500$ این دقت به حدود ۸۹٪ ارتقا پیداکرده است. در حالت ۵ کلاسه برای نوع ادغام $m = 300$ دقت حدود ۸۵٪ و در $m = 500$ حدود ۸۷٪ با انتخاب بهترین پارامترها حاصل‌شده است. بهترین دقت به‌دست‌آمده حدود ۸۷٪ درصد برای داده‌های ارزیابی با استفاده از الگوریتم یادگیری عمیق حاصل شد.

درجدول ۵ ارزیابی نتایج کلی روش پیشنهادی با استفاده از معیارهایی شامل دقت ارزیابی[۳۵]، دقت تست[۳۶]، صحت[۳۷]، فراخوانی[۳۸] وF1-Score برای هر یک از معیارها بیان‌شده است.

بهترین نتایج روش یادگیری عمیق در حالت سه کلاسه و مدل ادغام ۵۰۰ تایی به حدود ۸۸,۶٪ دقت تست و در حالت ۵ کلاسه و ۳۰۰ تایی حدود ۸۸,۲٪ دقت تست است. همچنین معیار F1-Score این حالت از سایر حالت‌ها بهتر است. آخرین معیار موردبررسی همان شاخص ROC-AUC است که مجددا این معیار نیز برای حالت ۳۰۰ با ۵ کلاس بهترین نتایج را به دنبال داشته است. این شاخص برای مدل ادغام ۳۰۰ و ۵ کلاسه، حدود ۹۸,۵۳٪ تخمین شده است.

جدول ۵: نتایج معیارهای ارزیابی حاصل‌شده از روش شبکه یادگیری عمیق.

تعداد ادغام	تعداد برچسب	دقت تست	Precision	Recall	F1-Score	ROC-AUC
300	3	84.1	83.5	84.07	84.1	95.44
300	5	**88.29**	88.23	88.5	88.29	98.53
500	3	**88.6**	88.5	88.63	88.6	97.56
500	5	82.51	82.19	83.42	82.51	97.22

نهایتاً با در نظر گرفتن خروجی تمامی معیارها، می‌توان روش مدل ادغام ۵۰۰ تایی با ۳ برچسب را به‌عنوان بهترین روش برای پیش‌بینی ریسک نقدینگی بانک بر اساس داده‌های کیفی خبری این مطالعه معرفی نمود. البته حالت مدل ادغام ۳۰۰ تایی با ۵ برچسب بعدازآن در رتبه دوم فاصله نزدیکی دارد.

۴. ۲ نتایج مرحله کاربردپذیری - ارزیابی کارایی و اثربخشی نمونه کاربردی

مطابق با روش DSR، در این بخش به بررسی مرحله کاربردی نمودن مطالعه می‌پردازیم. ابتدا نتایج به‌دست‌آمده از مرحله قبل جهت استفاده آماده می‌شود. در ادامه سناریوهای ممکن بر اساس محدوده‌های تعریف‌شده و مستخرج از وضعیت ریسک نقدینگی بانک‌ها تشریح می‌گردند.

در انتها سناریوهای رخداده با نتایج تغییریافته از مرحله نمونه سازی که شامل پیش‌بینی سناریوهای پیش‌رو می‌گردد، مقایسه می‌شوند تا دقت سناریوهای پیش‌بینی‌شده مشخص گردد.

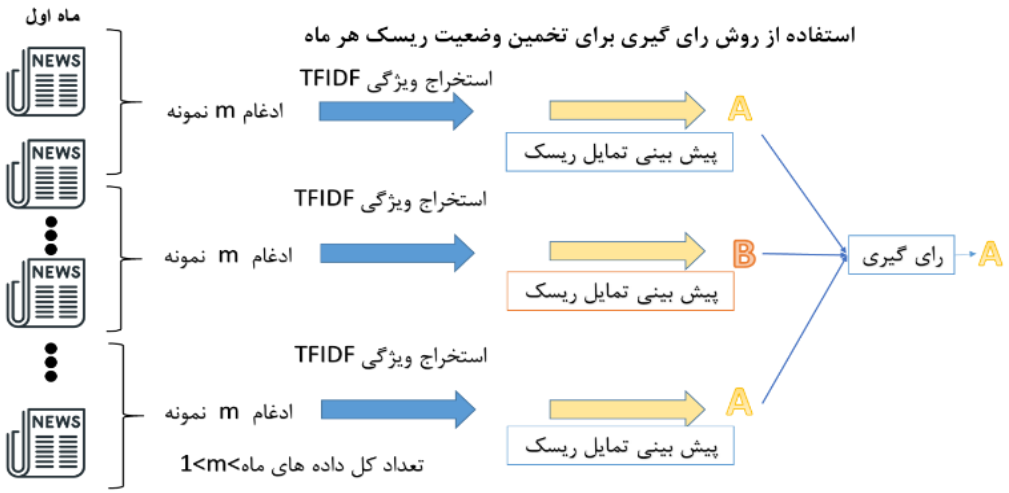
همان‌طور که در شکل ۱۰ نمایش داده‌شده است، داده‌های تست در مرحله قبلی به‌صورت اخبار ماهانه دسته‌بندی شده‌اند. با توجه به روش ادغام ۳۰۰ تایی یا ۵۰۰ تایی (تشریح شده در مرحله نمونه‌سازی) اخبار هرماه به چند نمونه (هر نمونه دربرگیرنده m خبر) تقسیم‌شده است. ازاین‌رو با واردکردن هر نمونه به مدل یک پیش‌بینی مشخص از روند ماه بعد تخمین زده می‌شود. در راستای یکی نمودن برچسب هرماه پس از تخمین روند ریسک هر نمونه، بین نمونه‌ها از روش رأی‌گیری یا فرکانس تکرار استفاده شده تا نتیجه ماهانه یا روند ماهانه ریسک برآورد شود. در یک مثال اگر ماه اول دارای ۲۰ نمونه باشد و به ترتیب برچسب اول ۱۰ بار، برچسب دوم ۷ بار و برچسب سوم ۳ بار پیش‌بینی شده باشد، روش رأی‌گیری بیشترین تکرار برچسب اول را به‌عنوان برچسب منتخب برای آن ماه در نظر می‌گیرد. به همین ترتیب می‌توان برچسب (روند ریسک) ماه‌های دیگر را نیز پیش‌بینی نمود. در ادامه سناریوهای محتمل بر اساس چارچوب بازل در ریسک نقدینگی نیز تشریح می‌گردد.

سناریوهای محتمل در خصوص ریسک نقدینگی، برگرفته از محدوده ریسک تعریف‌شده در بازل است.[۴۶] به‌طور خاص، LCR به‌عنوان شاخص سنجش ریسک نقدینگی همان‌طور که برنامه‌ریزی شده بود در ۱ ژانویه ۲۰۱۵ معرفی شد، اما با حداقل نیاز ۶۰٪ در آن زمان تعیین شد و با افزایش سالانه ۱۰٪ تعیین شد تا در ۱ ژانویه ۲۰۱۹ به ۱۰۰٪ برسد. این رویکرد افزایش تدریجی، برای اطمینان از اینکه LCR می‌تواند بدون اختلال اساسی در تقویت منظم سیستم‌های بانکی یا تأمین مالی مداوم فعالیت‌های اقتصادی استفاده شود، طراحی‌شده است.

بر اساس رویکرد مطرح‌شده (جدول ۶) در بازل دو محدوده برای آن می‌توان در نظر گرفت:

(۱) محدوده امن: محدوده‌ای است که بالای حد مجاز LCR باشد

(۲) محدوده ناامن: محدوده است که پایین‌تر از حد مجاز LCR باشد.



شکل ۱۰: پیش‌بینی وضعیت یا تمایل ریسک نقدینگی ماهانه با استفاده از روش رأی‌گیری

همچنین در این مطالعه طی جلسات مصاحبه با خبرگان بانکی بانک موردمطالعه، محدوده‌های موردنیاز جهت شناسایی سناریوهای موردبررسی استخراج شد. در ادامه در جدول پایین محدوده LCR در حالت‌های مختلف بر اساس چارچوب کمیته بال و همچنین نظر خبرگان آورده شده است. همچنین محدوده در نظر گرفته‌شده با اداره ریسک بانک موردنظر بررسی شد و کارایی و اثرپذیری محدوده‌ها از منظر کاربردی در بانک نیز مورد تائید قرار گرفت.

جدول ۶: محدوده مشتق شده از LCR در بانک‌ها بر اساس دستورالعمل کمیته بال و اداره ریسک بانک.

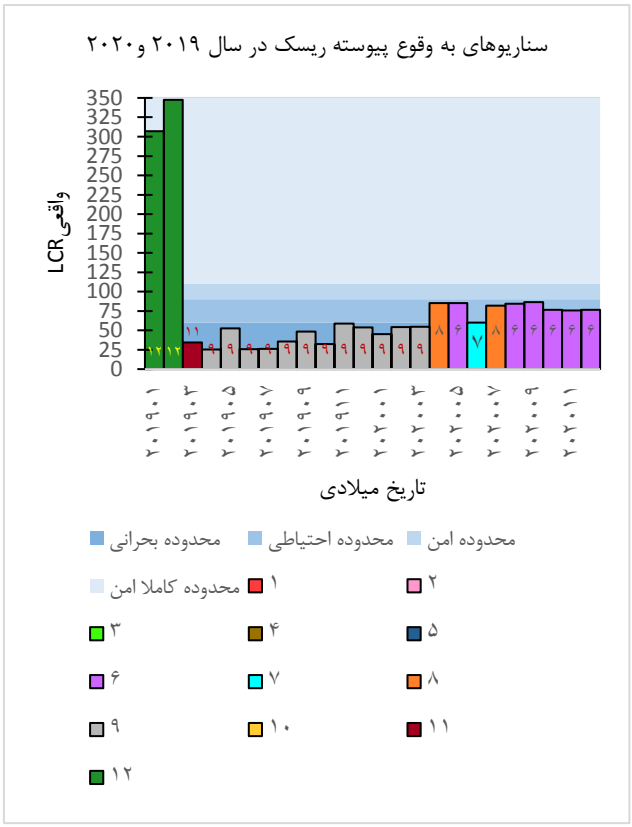
محدوده ریسک	سال ۲۰۱۶ به قبل	سال ۲۰۱۶ تا ۲۰۱۷	۲۰۱۷ تا ۲۰۱۸	سال ۲۰۱۸ تا ۲۰۱۹	سال ۲۰۱۹ به بعد
کاملا امن	>۶۰	>۷۰	>۸۰	>۹۰	>۱۰۰
امن	۶۰	۷۰	۸۰	۹۰	۱۰۰
احتیاطی	۶۰-۲۰	۷۰-۳۰	۸۰-۴۰	۹۰-۵۰	۱۰۰-۶۰
بحرانی	<۲۰	<۳۰	<۴۰	<۵۰	<۶۰

در همین راستا، سناریوهای محتمل LCR در بانک‌ها بر اساس نظر خبرگان حوزه ریسک بانکی در ۱۲ سناریو بیان می‌شود که هرکدام از این سناریوها اهمیت خاصی برای بانک داشته و متناسب با هر سناریو اقدامات مناسبی در بانک صورت می‌پذیرد. لذا از این حیث شناسایی و پیش‌بینی سناریوهای محتمل بر اساس وضعیت فعلی بانک در ماه بعد دارای اهمیت به‌سزایی است، به این دلیل که بانک می‌تواند با پیش‌بینی سناریوهای محتمل و پیش‌رو اقدامات مناسبی در جهت کاهش ریسک یا پوشش ریسک قبل از وقوع آن صورت دهد.

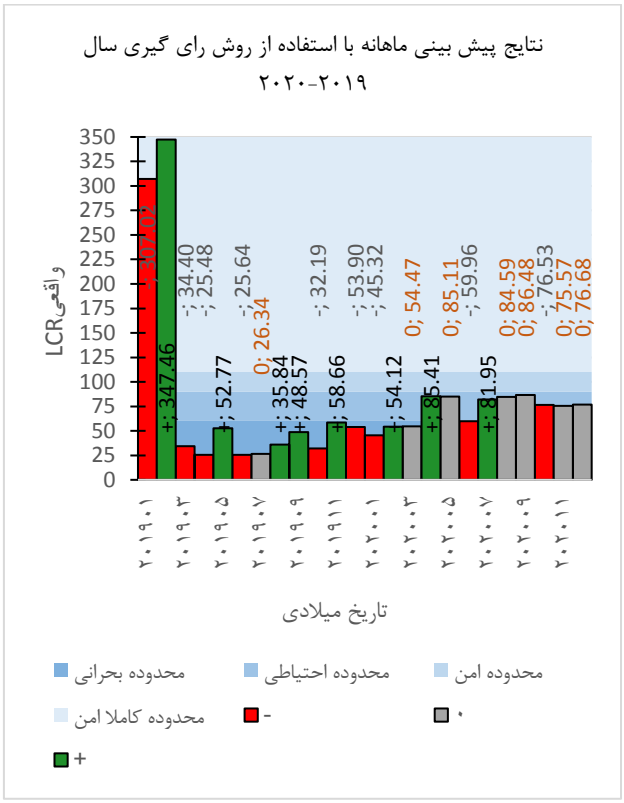
در جدول ۷ سناریوهای محتمل مستخرج از جدول محدوده‌ها که به تائید خبرگان بانک در حوزه مدیریت ریسک نقدینگی رسیده است، تشریح شده است. همچنین اقدامات مناسب در خصوص هرکدام از سناریوها بر اساس نظر خبره و همچنین استناد به گزارش مالی اتحادیه اروپا در خصوص اقدامات یا برنامه بهبود[۳۹] [۴۷] تنظیم شده است.

جهت ارزیابی سناریوهای رخداده و تطبیق آن‌ها با پیش‌بینی‌های ماهانه، ابتدا سناریوهای به وقوع پیوسته در بانک بر اساس نتایج موجود شناسایی می‌گردد.

این سناریوها با پیش‌بینی‌های انجام‌شده مقایسه می‌گردد و ارتباط بین روند ریسک پیش‌بینی‌شده ۳ کلاسه و ۵ کلاسه که به‌صورت ماهانه در مرحله قبل محاسبه شد، بررسی می‌شود. شکل ۱۱: سناریوهای رخداده در سال ۲۰۱۹و ۲۰۲۰ در محدوده‌های ریسک نقدینگی سناریو رخداده در سال ۲۰۱۹ و۲۰۲۰ را نمایش می‌دهد. ریسک نقدینگی در محدوده کاملاً امن، احتیاطی و بحرانی قرار دارد. درمجموع سناریوهای رخداده ۶،۷،۸،۹،۱۱،۱۲ است.



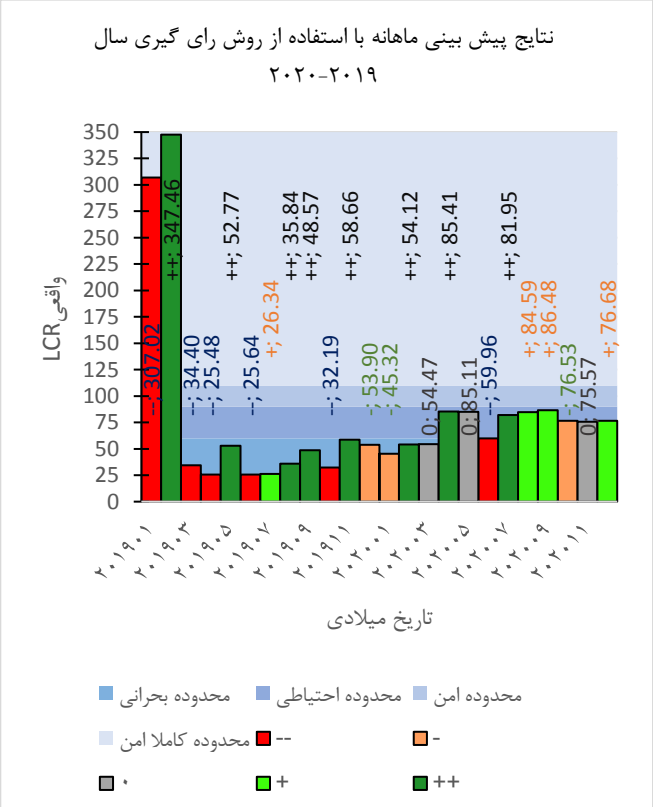
شکل ۱۱: سناریوهای رخداده در سال ۲۰۱۹و ۲۰۲۰ در محدوده‌های ریسک نقدینگی



شکل ۱۲: پیش‌بینی تمایل با روش یادگیری عمیق، ادغام ۳۰۰ و سه لیبل در ماه‌های سال ۲۰۱۹ و ۲۰۲۰ و روند تغییرات (+ افزایش، ۰ عدم‌تغییر و – کاهش به نسبت ماه قبل)

شکل ۱۲: پیش‌بینی تمایل با روش یادگیری عمیق، ادغام ۳۰۰ و سه لیبل در ماه‌های سال ۲۰۱۹ و ۲۰۲۰ و روند تغییرات (+ افزایش، ۰ عدم‌تغییر و – کاهش به نسبت ماه قبل) نیز روند ریسک نقدینگی و پیش‌بینی ریسک نقدینگی بارنگ‌های سبز (افزایش)، قرمز (کاهش) و خاکستری (عدم‌تغییر) نمایش داده‌شده است. روند تمایلات پیش‌بینی‌شده در ماه‌های مختلف با تغییرات مقدار LCR کاملاً انطباق دارد.

شکل ۱۳ نیز نمایش‌دهنده برچسب ۵ کلاس با استفاده از روش یادگیری عمیق است. روند افزایش و کاهش در این نمودار نیز به‌درستی با تغییرات LCR هماهنگی دارد. حالت‌های پیش‌بینی دیگر مبتنی بر الگوریتم یادگیری عمیق برای پارامترهای ذکرشده در مراحل قبل نیز نتایج مشابه با همین نمودار است. همچنین نمودارهای فوق به‌درستی تغییرات بین محدوده امن و ناامن را که دستورالعمل کمیته بال به آن اشاره دارد را در موارد زیادی پوشش می‌دهد.



شکل ۱۳: پیش‌بینی تمایل با روش یادگیری عمیق، ادغام ۳۰۰ و پنج برچسب در ماه‌های سال ۲۰۱۹و ۲۰۲۰ و روند تغییرات (++ افزایش زیاد، + افزایش، ۰ عدم‌تغییر و – کاهش کم و – – کاهش زیاد به نسبت ماه قبل)

جدول ۸ به مقایسه بین نتایج حاصل از وضعیت ریسک نقدینگی بر اساس سناریوهای رخداده و تمایلات پیش‌بینی‌شده ناشی از روش‌های ۳ کلاسه و ۵ کلاسه می‌پردازد. در سال ۲۰۱۹ حدود ۶۴٪ روند سناریوها به‌درستی پیش‌بینی شده است. مشابه سال ۲۰۱۹ در سال ۲۰۲۰ نیز برای حالت ۳ کلاسه حدود ۸۳٪ و در حالت ۵ کلاسه حدود ۹۲٪ روند سناریوها به‌درستی تشخیص داده شده است.

جدول ۷: جدول سناریوهای مستخرج از محدوده کمیته بال.

شماره سناریو	محدوده مبدا سناریو	محدوده مقصد سناریو	نوع تغییر سناریو	جذابیت از منظر نهاد ناظر/ نوع اقدام	جذابیت از منظر سهام-داران بانک
۱	محدوده امن	محدوده کاملا امن	کاهش ریسک	اهمیت ندارد – اقدامی انجام نمی شود	جذابیت دارد- اقدام : سرمایه گذاری در مواردی با نقدشوندگی کمتر و سود بیشتر
۲	محدوده کاملا امن	محدوده امن	افزایش ریسک	جذابیت ندارد – اقدامی انجام نمی شود	جذابیت ندارد – اقدامی انجام نمی شود
۳	محدوده امن	محدوده امن	عدم‌تغییر	جذابیت ندارد – اقدامی انجام نمی شود	جذابیت ندارد – اقدامی انجام نمی شود
۴	محدوده امن	محدوده احتیاطی	افزایش ریسک	جذابیت دارد– اقدام : سرمایه گذاری در مواردی با نقدشوندگی بیشتر	جذابیت دارد- اقدام : سرمایه گذاری در مواردی با نقدشوندگی بیشتر
۵	محدوده احتیاطی	محدوده امن	کاهش ریسک	جذابیت دارد – اقدامی انجام نمی شود	جذابیت دارد – اقدامی انجام نمی شود
۶	محدوده احتیاطی	محدوده احتیاطی	عدم‌تغییر	جذابیت دارد– اقدام : سرمایه گذاری در مواردی با نقدشوندگی بیشتر	جذابیت دارد- اقدام : سرمایه گذاری در مواردی با نقدشوندگی بیشتر
۷	محدوده احتیاطی	محدوده بحرانی	افزایش ریسک	جذابیت دارد– اقدام : دارائی های نقد شوندگی پایین فروخته شود	جذابیت دارد- اقدام : دارائی های نقد شوندگی پایین فروخته شود
۸	محدوده بحرانی	محدوده احتیاطی	کاهش ریسک	جذابیت دارد – سرمایه گذاری در مواردی با نقدشوندگی بیشتر	جذابیت دارد – سرمایه گذاری در مواردی با نقدشوندگی بیشتر
۹	محدوده بحرانی	محدوده بحرانی	عدم‌تغییر	جذابیت دارد– اقدام : دارائی های نقد شوندگی	جذابیت دارد- اقدام : دارائی های نقد شوندگی پایین فروخته شود

				پایین فروخته شود	
۱۰	محدوده بحرانی	محدوده امن یا محدوده کاملا امن	کاهش ریسک	جذابیت دارد– اقدامی انجام نمی شود	جذابیت دارد- اقدام : سرمایه گذاری در مواردی با نقدشوندگی کمتر و سود بیشتر
۱۱	محدوده امن یا کاملا امن	محدوده بحرانی	افزایش زیاد ریسک	جذابیت دارد– اقدام : دارائی های نقد شوندگی پایین فروخته شود	جذابیت دارد- اقدام : دارائی های نقد شوندگی پایین فروخته شود
۱۲	محدوده کاملا امن	محدوده کاملا امن	عدم‌تغییر	اهمیت ندارد–	جذابیت دارد- سرمایه گذاری در مواردی با نقدشوندگی کمتر و سود بیشتر

جدول ۸: مقایسه بین روند ریسک در سناریوهای رخداده و پیش‌بینی تمایل ریسک هر ماه در سال ۲۰۱۹

تاریخ (ماه)	نوع سناریو	روند ریسک بر اساس سناریوی رخداده	پیش بینی تمایل ریسک (۳ کلاس)	پیش بینی تمایل ریسک (۵ کلاس)
۲	سناریوی ۱۲	عدم‌تغییر ریسک	کاهش ریسک - عدم‌تغییر ریسک	افزایش ریسک(زیاد)- عدم‌تغییر
۳	سناریوی ۱۱	افزایش ریسک (زیاد)	افزایش ریسک	افزایش ریسک(زیاد)
۴	سناریوی ۹	عدم‌تغییر ریسک	افزایش ریسک- عدم‌تغییر ریسک	افزایش ریسک(زیاد)- عدم‌تغییر ریسک
۵	سناریوی ۹	عدم‌تغییر ریسک	کاهش ریسک	کاهش ریسک(زیاد)
۶	سناریوی ۹	عدم‌تغییر ریسک	افزایش ریسک – عدم‌تغییر ریسک	افزایش ریسک(زیاد)- عدم‌تغییر ریسک
۷	سناریوی ۹	عدم‌تغییر ریسک	عدم‌تغییر ریسک	کاهش ریسک(کم) – عدم‌تغییر
۸	سناریوی ۹	عدم‌تغییر ریسک	کاهش ریسک	کاهش زیاد ریسک
۹	سناریوی ۹	عدم‌تغییر ریسک	کاهش ریسک	کاهش زیاد ریسک
۱۰	سناریوی ۹	عدم‌تغییر ریسک	افزایش ریسک – عدم‌تغییر ریسک	افزایش زیاد ریسک-عدم‌تغییر
۱۱	سناریوی ۹	عدم‌تغییر ریسک	کاهش ریسک	کاهش زیاد ریسک
۱۲	سناریوی ۹	عدم‌تغییر ریسک	افزایش ریسک – عدم‌تغییر ریسک	افزایش کم ریسک – عدم‌تغییر

۴. ۳ ارزیابی کلی نتایج مرحله کاربردپذیری در DSR

در این بخش به ارزیابی نتایج به‌دست‌آمده از مرحله کاربردپذیری پژوهش پرداخته‌شده است. این ارزیابی به‌صورت کلی سناریوهای مختلف رخداده در سال‌های متفاوت را از سال ۲۰۱۹ تا سال ۲۰۲۰ موردبررسی قرارداده و نتایج تغییریافته حاصل از پیش بینی‌های مرحله نمونه‌سازی را با سناریوهای پیش‌آمده مقایسه و نهایتاً صحت یا دقت پیش‌بینی‌های کلی را لحاظ می‌کند.

جدول ۹ به‌صورت کلی صحت پیش‌بینی مدل را بر اساس سناریوهای وقوع یافته در سال‌های مختلف و در کل هم از منظر روند آن بر اساس محدوده دوگانه کمیته بال و همچنین بر اساس محدوده‌های ۴ گانه خبرگان بانکی بررسی و ارزیابی می‌نماید.

همان‌طور که نتایج ارزیابی در جدول ۹ نشان می‌دهد، دقت پیش-بینی‌های سه‌کلاسه و پنج‌کلاسه در محدوده مورد انتظار بازل به-ترتیب ۹۵،۵٪ و ۸۷٪ و در محدوده ۴گانه موردنظر خبرگان بانکی در حالت ۳ کلاسه حدود ۷۳٪ و در پنج کلاسه حدود ۷۵٪ است که در محدوده ۴گانه بهترین دقت مرتبط باحالت ۵ کلاسه و در محدوده ۲ گانه بازل دقت ۳ کلاسه بالاتر است.

۵. مباحثه

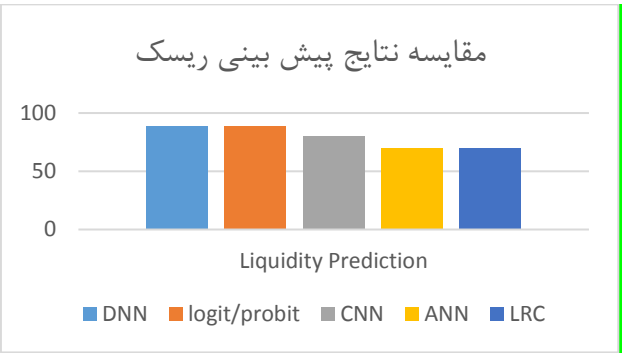
روش علم طراحی با در نظر گرفتن کاربردپذیری مطالعه به بررسی نتایج در دنیای واقع می‌پردازد، لذا نتایج حاصل از ارزیابی با این روش، صحه بر اعتبار آن می‌گذارد. نتایج ابتدا با نمونه‌ای اولیه مورد ارزیابی قرار گرفت و سپس در سناریوهای واقعی نتایج مرحله نمونه‌سازی در ورطه عمل نیز آزمایش شد و کاربردی بودن آن موردبررسی قرار گرفت. نتایج حاکی از دقت روش جدید در پیش-بینی سناریوهای اتفاق افتاده است. دقت پیش‌بینی سناریوهای به وقوع پیوسته حدود ۷۵٪ در سناریوهای ۴ گانه و ۹۵،۵٪ در سناریوهای ۲گانه بازل است.

با در نظر گرفتن دقت پیش‌بینی سناریوهای رخداده و همچنین با استناد به معیارهای ارزیابی در روش پژوهش علم طراحی در ۴ مرحله شامل شناسایی، طراحی، ساخت نمونه اولیه و نهایتاً کاربردپذیری در دنیای واقع، مطالعه انجام‌شده نشان می‌دهد که روش پیشنهادی در دوره‌های مشابه آتی در مرحله ساخت نمونه و کاربردپذیری آن در سناریوهای واقعی دارای اعتبار و تعمیم‌پذیر است.

جدول ۹: نتایج در رویکردهای مختلف شبکه عمیق – تحلیل تمایل.

روش تحلیل سناریو	نوع کلاس	۲۰۱۹	۲۰۲۰	میانگین دقت کلی
دقت پیش-بینی های محدوده امن و غیر امن	سه کلاسه	٪۹۱	۱۰۰ ٪	۹۵,۵٪
	پنج کلاسه	٪۹۱	٪۸۳	۸۷٪
دقت پیش‌بینی‌های محدوده ۴ گانه (خبرگان)	سه کلاسه	٪۶۴	٪۸۳	۷۳٪
	پنج کلاسه	٪۶۴	٪۹۲	۷۵٪

در خصوص بررسی تاثیر عوامل کیفی در مدل پیش‌بینی ریسک نقدینگی مطالعه‌ای صورت نگرفته است و سایر مطالعات مشابه تاثیر متغیرهای کمی را در مدل بررسی نموده‌اند به همین دلیل مقایسه با روش‌های مشابه در مطالعات پیشین صرف قیاس صورت گرفته‌است و از منظر میزان دقت پیش‌بینی روش پیشنهادی با نتایج دو روش کمی مقایسه شده‌است.در مطالعه‌ای با روش ANOVA و مدل لاجیت و پروبیت با در نظر گرفتن تأثیر متغیرهای کمی دقت مدل پیش‌بینی ۸۸,۸٪ برآورد شده است.[۲۱] همچنین میزان دقت نتایج حاصل از مطالعه توانا و همکاران جهت پیش‌بینی ریسک نقدینگی با استفاده از شبکه عصبی حدود ۷۰٪ است. در حالی که روش پیشنهادی این مطالعه با استفاده از یادگیری عمیق دقتی حدود ۸۸,۶٪ دارد. در ادامه مقایسه‌ای بین روش پیشنهادی(DNN) و روش‌های مطالعات دیگر Logit/Probit و ANN انجام شده‌است. روش پیشنهادی(DNN) با Logit/Probit نتایج یکسانی(۸۸,۶٪) داشته و از روش ANN بهتر عمل کرده‌است. روش پیشنهادی متغیرهای کیفی را برای پیش-بینی ریسک نقدینگی در نظر می‌گیرد که در سایر مطالعات فقط از متغیرهای کمی استفاده شده‌است و تا به امروز تاثیر متغیرهای کیفی در مدل ریسک نقدینگی بررسی نشده‌اند. این مطالعه از این منظر حوزه مطالعات جدیدی را آغاز کرده‌است و می‌تواند با مطالعات قبلی مقایسه شود. البته این صرفا جهت قیاس است و رویکرد جدید روش پیشنهادی به دلیل ماهیت داده‌های استفاده شده و همچنین نوع متغیر پیش‌بینی(گسسته)) از منظر اعتبار سنجی با سایر روش‌ها مقایسه نشده‌است. اعتبارسنجی نتایج و تعمیم‌پذیری آن به دلیل بدیع بودن روش پیشنهادی و عدم بررسی آن در مطالعات قبلی، با تکیه بر داده‌های آموزش و آزمون انجام شده‌است. همچنین با استفاده از داده‌های مطالعه، مقایسه‌ای بین نتایج الگوریتم استفاده شده(DNN) با الگوریتم کلاسیک LRC(Logestic Regression Classifier) و الگوریتم CNN(Convlutional Nueral Netwrok) که در ادبیات یادگیری عمیق اخیر مطرح شده‌است، صورت پذیرفت. شرایط آزمایش در این مقایسه برای تمامی روش‌ها با داده‌های کاملا یکسان، محدودیت‌ها و مفروضات مشابه در نظر گرفته شد . نتایج حاکی از دقت بالاتر روش DNN نسبت به هر دو روش دیگر است. دقت مدل CNN حدود ۸۰٪ و دقت مدل LRC حدود ۷۰٪ است.



شکل ۱۴: مقایسه نتایج حاصل از روش‌های مطالعات دیگر با روش‌های استفاده شده در این مطالعه

۶. نتیجه‌گیری

به‌طور مختصر، با توجه به نوآوری پژوهش، تاکنون مطالعه مشابهی در خصوص پیش‌بینی ریسک نقدینگی با رویکرد تحلیل تمایل جهت بررسی عوامل مؤثر کیفی صورت نگرفته است، لذا این مطالعه تاثیر عوامل کیفی را در مدل پیش‌بینی ریسک نقدینگی بررسی کرده‌است.

رویکرد پیشنهادی می‌تواند بدون نیاز به محاسبات پیچیده و زمان-بر به پیش‌بینی روند یا سناریوی محتمل ریسک نقدینگی بپردازد و قبل از وقوع بحران‌های مالی و یا مواجه با کمبود نقدینگی و یا تضعیع حقوق صاحبان سهام، اقدامات مناسب را در جهت بهبود وضعیت اتخاذ نماید.

همچنین می‌توان تحقیقات مشابه در پیش‌بینی انواع دیگر ریسک مانند ریسک اعتباری، عملیاتی و بازار یا سایر پیش‌بینی بانکی یا مالی مبتنی بر راهکار پیشنهادی و روش‌شناسی علم طراحی صورت پذیرد تا نتایج هم در ورطه آزمایش و هم عمل ارزیابی و کاربردی شوند و نهایتاً طی یک فرآیند پژوهشی علمی دستاوردها و نتایج ارائه شود. همچنین حوزه‌های کاربردی دیگری با استفاده از روش پیشنهادی از منظر روش‌شناسی علم طراحی مانند پیش‌بینی قیمت سهام، قیمت رمزارزها یا نرخ بهره را می‌توان در تحقیقات آتی بررسی نمود.

مراجع

[۱] اصغر ب. استادی, پ. ت. پژو و ه. اشعری, "ارزیابی و ارایه الگوی مناسب برای شناسایی، اندازه گیری و کنترل ریسکهای مالی در مؤسسات مالی و اعتباری با استفاده از روش ضریب تغییرات (CV)," تیر ۹۵.

[2] F. T. Musakwa, "On measuring bank funding liquidity risk," *Actuarial Society of South Africa's 2013 Convention,* pp. 227-247, 2013.

[3] P. G. G.A. Vento, "Bank Liquidity Risk Management and Supervision: Which Lessons from Recent Market Turmoil?," *Journal of Money, Investment and Banking,* no. 10, pp. 78-125, 2009.

[4] A. A. D. D. C. M. P. M. Tavanaa, "An Artificial Neural Network and Bayesian Network model for liquidity risk assessment in banking," *Neurocomputing,* vol. 275, pp. 2525-2554, 2018.

[5] L. Matz, "Scenario analysis and stress testing," in *Liquidity Risk Measurement and Management,* New Jersey, John Wiley & Sons. Inc, 2007, pp. 37-64.

[6] P. G. R. Calabrese, "Estimating bank default with generalised extreme value regression models," *The Journal of the Operational Research Society,* vol. 66, no. 11, pp. 1783-1792, 2015.

[7] J. M. H. &. Z. X. Bollen, "The Review of Financial Studies," *Horizon effects in average returns: The role of slow information diffusion,* vol. 29, pp. 2241-2281, 2016.

[8] R. S. J.Y. Campbell, "Cointegration and tests of present value models," *Journal of Political Economy,* vol. 95, pp. 1062-1088, 1987.

[9] M. L. M. &. N. D. Hagenau, "Automated news reading: Stock price prediction based on financial news using context-capturing features.," *Decision Support Systems,* vol. 55, pp. 685-697, 2013.

[10] M. Butler & V. Kešelj, "Financial Forecasting Using Character N-Gram Analysis and Readability Scores of Annual Reports" *Canadian Conference on Artificial Intelligence,* 39-51, 2009.

[11] K. &. S. N. Nam, "Financial news-based stock movement prediction using causality analysis of influence in the Korean stock market," *Decision Support Systems,* vol. 117, pp. 100-112, 2019.

[12] T. H. S. K. &. V. J. Nguyen, "Sentiment analysis on social media for stock movement," *Expert Systems with Applications,* vol. 42, pp. 9603-9611, 2015.

[13] M. &. F. S. Kraus, "Decision support from financial disclosures with deep neural networks and transfer learning," *Decision Support Systems,* vol. 104, pp. 38-48, 2017.

[14] M.-A. Mittermayr, "Forecasting intraday stock price trends with text mining techniques," *Proceedings of the 37th Annual Hawaii International Conference on System Sciences,* 2004.

[15] H. C. R.P. Schumaker, "Textual analysis of stock market prediction using breaking: the AZFin text system," *ACM Transactions on Information Systems,* vol. 2, p. 27, 2009.

[16] D. R. D. Robert A.Jarrowab, "The arbitrage-free valuation and hedging of demand deposits and credit card loans," *Journal of Banking and Finance,* vol. 22, no. 3, pp. 249-272, 1998.

[17] M. Kumar and G. C. Yadav, "Liquidity Risk Management in Bank ,A Conceptual Framework," *AIMA Journal of Management & Research,* 2013.

[18] B. C. o. B. Supervision, "Basel III: International framework for liquidity risk measurement, standards and monitoring," BIS.org, Switzerland, 2014.

[19] F. Musakwa, "Measuring Bank Funding Liquidity Risk," 2013. [Online]. Available: https://www.actuaries.org/lyon2013/papers/AFIR_Musakwa.pdf.

[20] B. C. O. B. Supervision, "Principles for Sound Liquidity Risk Management and Supervision," Bank for International Settlements, 2008.

[21] C.-H. An, "A Study on Estimation of Financial Liquidity Risk Prediction Model Using," International Journal of Applied Engineering Research, vol. 12, no. 20, pp. 9919-9923, 2017

[22] E. T. D. Fritz, "Text Mining and Reporting Quality in German Banks: A Cooccurrence and Sentiment Analysis," Universal Journal of Accounting and Finance, pp. 54-81, 2018.

[23] T. Schlueter, T. Hartmann-Wendels, T. Weber and M. Zander, "Die Risikoberichterstattung deutscher Banken: Erhebung des Branchenstandards," zfbf – Schmalenbachs Zeitschrift fuer betriebswirtschaftliche Forschung, p. 386–427, 2014..

[24] L. Wei et al., "Discovering bank risk factors from financial statements based on a new semi-supervised text mining algorithm," Accounting and Finance Association of Australia and New Zealand, 2019.

[25] G. Kretzschmar, A. McNeil and A. Kirchner, "Integrated models of capital adequacy – why banks are undercapitalized," Journal of Banking and Finance, p. 2838–2850, 2010.

[26] M. P. J. M. J. Roedera, "Data-driven decision-making in credit risk management: The information value of analyst reports," Decision Support Systems, vol. 158, p. 113770, 2022.

[27] J. Huang, H. Roberts and E. K. Tan, "The impact of Media Sentiment on Firm Risk," Corporate Investment and Financial Policies , 2018.

[28] K. C. Ankit Thakkar, "A comprehensive survey on deep neural networks for stock market: The need, challenges, and future directions," *Expert Systems With Applications* , vol. 177, no. 114800, 2021.

[29] D. V. Shayanfar Nima, "An Intelligent News Based Decision Support System for Trading Stocks in Tehran Stock Exchange," *Journal of Soft Computing and Information Technology*, vol. 4, no. 3, pp. 55-61, 2014.

[30] A. H. Clemens Nopp, "Detecting Risks in the Banking System by Sentiment Analysis," in *Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, Association for Computational Linguistics, 2015.

[31] P. P. A. M. A. A. Hai Ha Do, "DEEP LEARNING FOR ASPECT-BASED SENTIMENT ANALYSIS: A COMPARATIVE REVIEW," *Expert Systems With Applications*, vol. 118, pp. 272-299, 2019.

[32] A. Paraboni, M. RighX, K. Vieira and V. da Silveira, "The Relationship between Sentiment and Risk in Financial Markets," *BAR- Brazilian Administration Review*, 2018.

[33] D. Chong, L. Li, H. Wu, J. Park, H. Shi and G. Yan, "Social Media Sentiment and Bank Loan," *Journal of Industrial Integration and Management*, 2018.

[34] W. He, S. Zha and L. Li, "Social media competitive analysis and text mining: A case study," *International Journal of Information Management*, p. 464–472, 2013.

[35] E. Altman, "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy," *The journal of finance*, p. 589–609, 1968.

[36] R. Nyman, "Measuring Financial Sentiment to Predict Financial Instability: A New Approach based on Text Analysis," *Centre for the Study of Decision Making Uncertainty, University College, London*, 2015.

[37] C. E.-S. Yu, "Sentiment Analysis for Credit Risk and Portfolio Construction," 2020.

[38] M. &. Y. G. C. Kumar, "Liquidity Risk Management in Bank,A Conceptual Framework," *AIMA Journal of Management & Research*, 2013.

[39] C. Erlwein-Sayer, "Macroeconomic News Sentiment: Enhanced Risk Assessment for Sovereign Bonds," *MDPI RISK*, p. 141, 2018.

[40] A. H. A. M. Jan vom Brocke, "Introduction to Design Science Research," *Springer International Publishing*, pp. 1-13, 2020.

[41] A. M. S. P. J. &. R. S. Hevner, " Design Science in Information Systems," *MIS Quarterly*, vol. 28, no. 1, pp. 75-105, 2004.

[42] D. B. George Daniel Brown Swankie, "Examining the Impact of Artificial Intelligence on the Evaluation of Banking Risk," Center For Financial Regulation and Innovation, 2019.

[43] M. C. N. C.-R. Pedro Guerra, "Machine learning for liquidity risk modelling: A supervisory perspective," Economic Analysis and Policy, vol. 74, pp. 175-187, 2022

[44] R. T. W. L. S. d. G. P. Si Shi, "Machine learning-driven credit risk: a systemic review," Neural Comput. Appl., vol. 34, pp. 14327-14339, 2022.

[45] M. L. D. Stefano Nobili, "A Liquidity Risk Early Warning Indicator for Italian Banks: A Machine Learning Approach," ERN: Banking & Monetary Policy , vol. 1337, 2021.

[46] R. G. C. Z. Eric Ghysels, "Improving Portfolio Selection by Balancing Liquidity-Risk-Return: Evidence from Stock Markets," Econometrics: Econometric & Statistical Methods - General eJournal, 2020.

پاورقی

[1] Accuracy
[2] Text Representation
[3] Bag of Words
[4] N-Grams
[5] Topic Modeling
[6] Word Embedding
[7] Word Frequency
[8] Design Science Research
[9] Aspect Based Sentiment Analysis
[10] Psych Signal
[11] Crisis
[12] Design Knowledge
[13] Text Mining
[14] Feature Engineering
[15] Multi-label Classification
[16] Web Scraping
[17] Sentiment Score
[18] Crawl
[19] Quantize
[20] Imbalance
[21] Punctuations
[22] Whitespaces
[23] Stop Words
[24] Sparse Words
[25] Particular Words
[26] Suppervised Classification
[27] Curse of Dimensionality
[28] Title
[29] Lead
[30] Body
[31] Bag Of Words
[32] Hyper Parameter
[33] Confusion Matrix
[34] Validation Accuracy
[35] Validation accuracy
[36] Test accuracy
[37] Precision
[38] Recall
[39] Recovery Plan