

پیش‌بینی رتبه‌بندی اعتباری با استفاده از روش MCDM فازی با تعاملات معیارها و مرتب‌سازی

TOPSIS

چکیده. تصمیم‌گیری چندمعیاره (MCDM) روش‌های مؤثری را برای مقابله با چالش مرتب‌سازی رتبه‌بندی اعتباری ارائه می‌دهد. این مقاله، روش مرتب‌سازی تصمیم‌گیری چندمعیاره مبتنی بر داده جدید را برای پیش‌بینی رتبه‌بندی اعتباری ارائه می‌دهد. این روش، مدل TOPSIS-Sort-C فازی را با روش بهترین-بدترین فازی ترکیب می‌کند که از طریق نقشه شناخت فازی پشتیبانی می‌شود تا به طور مؤثری با تعاملات معیارها مواجه شود. این روش، معیار ریسک اعتباری شرکتی را با در نظر گرفتن عدم قطعیت‌ها در ارزیابی ریسک اعتباری و ارتباط معیارهای آن و با استفاده از c-means فازی و انتخاب ویژگی مبتنی بر همبستگی، ارائه می‌دهد. تحلیل تجربی ما از ۱۱۳۸ شرکت آمریکایی، قابلیت اطمینان مدل ما را در مواجهه با طیف وسیعی از شاخص‌های مالی و غیرمالی نشان می‌دهد. نتایج، پتانسیل روش ما را در ارزیابی رتبه‌بندی اعتباری، با وجود عملکرد پیش‌بینی خوب نسبت به مدل‌های موجود، نشان می‌دهند.

کلمات کلیدی: رتبه‌بندی اعتباری؛ درماندگی مالی؛ تصمیم‌گیری چند معیاره؛ TOPSIS-Sort-C فازی؛ روش بهترین-بدترین فازی؛ نقشه شناخت فازی

۱. مقدمه

پیش‌بینی دقیق رتبه‌بندی اعتباری، نقش مهمی در شکل‌دهی تصمیمات در صنعت مالی، از وام‌های فردی گرفته تا رتبه‌بندی اعتباری شرکت‌ها، ایفا می‌کند. با توجه به نقش تعیین‌کننده بازارهای مالی بنا بر نوسانات و پیچیدگی، تقاضا برای رتبه‌بندی اعتباری دقیق و قابل اعتماد افزایش یافته است. روش‌های سنتی آماری و یادگیری ماشینی (هاجک^۱، ۲۰۱۸؛ گلبیانی^۲ و همکاران، ۲۰۲۰؛ وانگ^۳ و کو^۴، ۲۰۲۱)، اگرچه ارزشمند هستند، اما در درک پیچیدگی‌های داده‌های مالی، به ویژه عدم قطعیت و ذهنیت موجود در رابطه با ارزیابی‌های ریسک اعتباری، با مشکلاتی مواجه هستند.

¹ . Hajek

² . Golbayani

³ . Wang

⁴ . Ku

علاوه بر این، این روش‌ها اغلب در پرداختن به نقش مهم نظر کارشناسی در ارزیابی رتبه‌بندی اعتباری شکست می‌خورند و منجر به ناهماهنگی میان مدل‌های نظری و کاربردهای عملی می‌شوند.

ارزیابی ریسک اعتباری شرکت‌ها به عنوان مسأله مرتب‌سازی در نظر گرفته می‌شود که در آن مجموعه‌ای از شرکت‌ها باید در چندین کلاس رتبه‌بندی از پیش تعریف‌شده طبقه‌بندی شوند (دومپوس^۱ و پاسیوراس^۲، ۲۰۰۵). روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره (MCDM) برای حل چنین مسائلی خوب هستند (دومپوس و فیگوئرا^۳، ۲۰۱۹؛ روی^۴ و همکاران، ۲۰۲۳). در نتیجه، روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره به دلیل ظرفیتشان برای ارزیابی همزمان چندین معیار اغلب متضاد، در ارزیابی رتبه‌بندی اعتباری به طور فزاینده‌ای محبوب شده‌اند. این تغییر الگو در مطالعات متعددی برجسته شده است (دومپوس و فیگوئرا، ۲۰۱۹؛ چای^۵ و همکاران، ۲۰۱۹؛ گانانیس^۶ و همکاران، ۲۰۲۱؛ روی و شاو^۷، ۲۰۲۳a)، که در آنها روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره، توانایی‌شان را برای ترکیب شاخص‌های مالی پیچیده و پیش‌بینی‌های رتبه‌بندی اعتباری خوش‌ساخت نشان داده‌اند.

با این وجود، علیرغم پیشرفت‌های روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره، روش‌های فعلی مورد استفاده در ارزیابی رتبه‌بندی اعتباری محدودیت‌هایی دارند. یکی از محدودیت‌های قابل توجه، قابلیت محدود این روش‌ها در مدیریت ابهام و عدم دقتی است در داده‌های مالی متداول است. به عنوان مثال، روش‌هایی مانند AHP (فرآیند سلسله مراتبی تحلیلی) و TOPSIS (روش ترجیح ترتیب بر اساس شباهت به راه‌حل ایده‌آل) در مدیریت مجموعه داده‌های فازی مشکلاتی را به همراه داشته‌اند (ایگناتیوس^۸ و همکاران، ۲۰۱۸)، که منجر به ارزیابی ریسک اعتباری به صورتی می‌شود که ممکن است بیش از حد سهل‌انگارانه باشد. به همین دلیل، روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره فازی هم از نظر ارائه ماتریس تصمیم‌گیری و هم از نظر تعیین وزن معیارها ترجیح داده می‌شوند (چن^۹ و همکاران، ۲۰۲۳b؛ روی و همکاران، ۲۰۲۳). با این وجود، این روش‌ها ممکن است در درک تعامل معیارهای ریسک اعتباری ضعیف عمل کنند. ماهیت پویای

1. Doumpos

2. Pasiouras

3. Figueira

4. Roy

5. Chai

6. Gaganis

7. Shaw

8. Ignatius

9. Chen

بازارهای مالی نشان می‌دهد که روابط بین شاخص‌های مالی مختلف ممکن است پیچیده و به هم وابسته باشند، عاملی که اغلب در بسیاری از روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره موجود نادیده گرفته می‌شوند. در نهایت، هنگام ارزیابی تعداد قابل توجه جایگزین‌ها (شرکت‌ها)، اعتبارسنجی مدل‌های موجود روی داده‌های واقعی ممکن است چالش برانگیز باشد، زیرا اغلب در کسب ماتریس‌های تصمیم‌گیری بزرگ با در نظر گرفتن طیف وسیعی از معیارها، ماهیت غیرعملی دارند.

هدف این مطالعه غلبه بر این کاستی‌ها از طریق ارائه چارچوب تصمیم‌گیری چندمعیاره فازی جدید برای پیش‌بینی رتبه‌بندی اعتباری است. این روش، fuzzy-TOPSIS Sort-C و روش بهترین-بدترین فازی (BWM) را به منظور مدل‌سازی تعاملات پیچیده بین معیارهای ریسک اعتباری، با نقشه شناخت فازی ادغام می‌کند. علاوه بر این، مجموعه‌ای از معیارهای رتبه‌بندی اعتباری با استفاده از روش فیلتر مبتنی بر همبستگی داده‌ها بدست می‌آیند و الگوریتم c-means فازی برای ساخت ماتریس تصمیم‌گیری مورد استفاده قرار می‌گیرد. این استراتژی ترکیبی مبتنی بر داده، نه تنها ماهیت مبهم داده‌های مالی و غیرمالی را در نظر می‌گیرد، بلکه بینش‌های ذهنی کارشناسان مالی را نیز در فرآیند پیش‌بینی رتبه‌بندی اعتباری لحاظ می‌کند.

بخش‌های بعدی به شرح زیر ساختار یافته‌اند. بخش ۲ مروری کامل بر مقالات مرتبط با این موضوع ارائه داده و تصمیم‌گیری‌های روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره به منظور ارزیابی رتبه‌بندی اعتباری را با تمرکز بر مزایا و محدودیت‌های آنها بررسی می‌کند. بخش ۳ پیشنهاد نظری، تعریف مسأله مرتب‌سازی و روش‌های ادغام‌شده در چارچوب تصمیم‌گیری چندمعیاره پیشنهادی را ارائه می‌دهد. بخش ۴ چارچوب تصمیم‌گیری چندمعیاره فازی پیشنهادی را شرح داده و جزئیات چگونگی بهبود هر جزء پیش‌بینی رتبه‌بندی اعتباری را شرح می‌دهد. بخش ۵ تحلیل تجربی را ارائه می‌دهد که کارایی روش ما را تأیید می‌کند. بخش ۶ نتایج را مورد بررسی قرار داده و بخش ۷ با خلاصه‌سازی نوآوری‌های ما و پیشنهاد مسیریابی برای تحقیقات آتی، مقاله را به پایان می‌رساند.

۲. مرور مقالات

حوزه رتبه‌بندی و امتیازدهی اعتباری در طول دو دهه گذشته با وجود روندی برای ترکیب تصمیم‌گیری چندمعیاره و روش‌های محاسباتی پیشرفته به طور قابل توجهی تغییر کرده است.

مقالات مالی درباره پیش‌بینی رتبه‌بندی اعتباری، روش‌های آماری مرسوم و روش‌های جدیدتر یادگیری ماشین را در بر می‌گیرند. روش‌های مرسوم، شامل رگرسیون لجستیک و تحلیل تشخیصی، به دلیل سادگی و قابلیت تفسیرشان به طور گسترده مورد استفاده قرار گرفته‌اند (کومار^۱ و باتاچاریا^۲، ۲۰۰۶). با این وجود، این روش‌ها اغلب با روابط غیرخطی و الگوهای پیچیده ذاتی داده‌های مالی مشکل دارند. روش‌های یادگیری ماشین، شامل شبکه‌های عصبی، ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) و درخت تصمیم، با ثبت مؤثر این الگوهای پیچیده، عملکرد بهتری در پیش‌بینی رتبه‌بندی اعتباری دارند (هوانگ^۳ و همکاران، ۲۰۰۴؛ هاجک، ۲۰۱۱). به عنوان مثال، مطالعات نشان داده‌اند که شبکه‌های عصبی و ماشین‌های بردار پشتیبان اغلب از نظر دقت پیش‌بینی بهتر از روش‌های کلاسیک عمل می‌کنند (لی^۴، ۲۰۰۷؛ گلبیانی و همکاران، ۲۰۲۰). این مدل‌های یادگیری ماشین را با وجود موفقیتشان می‌توان به دلیل عدم شفافیت و عدم قابلیت تفسیرشان مورد انتقاد قرار داد زیرا درک منطق پس‌پیش‌بینی‌ها را برای ذینفعان چالش‌برانگیز می‌کند (جلیل^۵ و همکاران، ۲۰۲۳).

روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره با در نظر گرفتن همزمان چندین معیار ارزیابی، شامل داده‌های کمی و کیفی، رویکرد جایگزینی ارائه می‌دهند که می‌تواند رتبه‌بندی‌های اعتباری جامع‌تر و قابل تفسیرتری را ارائه دهد. کار پیشگامانه دومپوس و پاسیوراس (۲۰۰۵) با استفاده از روش‌های طبقه‌بندی چندمعیاره، پایه‌ای را برای مطالعات بعدی ایجاد کرد که به طور فزاینده‌ای بر ادغام منابع داده متنوع و روش‌های پیشرفته تصمیم‌گیری چندمعیاره تأکید داشته‌اند. این روش‌ها با در نظر گرفتن صریح اهمیت نسبی معیارهای مختلف، رویکردی شفاف‌تر برای رتبه‌بندی اعتباری ارائه می‌دهند (دومپوس و فیگوئرا، ۲۰۱۹). مطالعات تجربی به طور قابل توجهی نشان داده‌اند که مدل‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره می‌توانند با دقت طبقه‌بندی روش‌های یادگیری ماشین سازگار باشند و در عین حال تفسیرپذیری و شفافیت بهتری را ارائه دهند. به عنوان مثال، روش ELECTRE-III و انواع آن نشان داده‌اند که با ادغام مؤثر اطلاعات ناهمگن و نظر کارشناسی در فرآیند تصمیم‌گیری، رتبه‌بندی‌های اعتباری قوی و دقیقی را ارائه می‌دهند (چاویرا^۶ و همکاران، ۲۰۱۷).

¹ . Kumar

² . Bhattacharya

³ . Huang

⁴ . Lee

⁵ . Galil

⁶ . Chavira

همان‌طور که در کار آی‌سی^۱ و یورداکول^۲ (۲۰۱۰) مشاهده شد، پذیرش اولیه سیستم‌های پشتیبانی تصمیم‌گیری، نشان‌دهنده تغییر از تحلیل مالی سنتی به ارزیابی‌های پویاتر و سریع‌تر اعتبار با استفاده از روش‌هایی مانند روش ترجیح ترتیب بر اساس شباهت به راه‌حل ایده‌آل فازی است. این روند توسط دومپوس و زوپونیدیس^۳ (۲۰۱۰) تأیید شد، که روشی چندمعیاره را برای رتبه‌بندی بانک‌ها به کار بردند و اهمیت ارزیابی چندمعیاره را حتی در بحبوحه آشفتگی مالی نشان دادند. پیشرفت‌ها در سیستم‌های پشتیبانی تصمیم‌گیری چندمعیاره ادامه یافته است، و دومپوس و زوپونیدیس (۲۰۱۱) و آنگیلا^۴ و مازو^۵ (۲۰۱۵) کاربرد روش ELECTRE را برای ارزیابی اعتبار و تقویت ارزش معیارهای کیفی در ارزیابی ریسک اعتباری شرکت‌های کوچک و متوسط نوآور نشان دادند. گو^۶ و همکاران (۲۰۱۷) چارچوبی یکپارچه ارائه دادند که فرآیند سلسله‌مراتبی تحلیلی و تحلیل پوششی داده‌ها را برای پرداختن به جنبه‌های ذهنی و عینی ارزیابی اعتبار در بخش مالی اینترنتی چین ترکیب می‌کند. این روش نشان‌دهنده حرکت گسترده‌تر صنعت به سمت چارچوب‌های ارزیابی جامع و یکپارچه است. به طور مشابه، گول^۷ و همکاران (۲۰۱۸a) از گنجاندن داده‌های رسانه‌های اجتماعی در مدل‌های رتبه‌بندی اعتباری استفاده کردند و اهمیت روزافزون داده‌های غیرمالی در ارزیابی اعتبار شرکت‌ها را تصدیق کردند. در مجموع، این مطالعات، پیچیدگی رتبه‌بندی اعتباری را در موقعیت‌هایی برجسته می‌کنند که داده‌های مالی سنتی ممکن است کمیاب یا غیرقابل اعتماد باشند، و بنابراین نیاز به مدل‌هایی را نشان می‌دهند که بتوانند اطلاعات کیفی را پردازش کنند.

همان‌طور که توسط ایگناتیوس و همکاران (۲۰۱۸) مورد مطالعه قرار گرفت، گنجاندن منطق فازی در سیستم‌های پشتیبانی تصمیم‌گیری برای امتیازدهی اعتباری، نشان‌دهنده آگاهی روزافزون از محدودیت‌های روش‌های امتیازدهی سنتی و نیاز به سیستم‌هایی است که بتوانند عدم قطعیت پروفایل‌های وام‌گیرندگان را منعکس کنند. کاربرد جدید روش میزان باور تجمعی مبتنی بر عملگر OWA (میانگین وزنی مرتب شده) توسط گول و همکاران (۲۰۱۸b) قابلیت اطمینان ارزیابی را برای وام‌دهندگان اعتباری بیشتر افزایش داده و امکان وزن‌دهی کمتر ذهنی به معیارها را فراهم

¹. Ic

². Yurdakul

³. Zopounidis

⁴. Angilella

⁵. Angilella

⁶. Gu

⁷. Gül

می‌سازد. این موضوع در کار کورنت^۱ و همکاران (۲۰۱۷) نیز تکرار شده که از فرآیند سلسله مراتبی چند معیاره برای مرتب‌سازی مسائل استفاده کردند و با گنجاندن اطلاعات ترجیحی در سطوح سلسله مراتبی متعدد، تصمیم‌گیری را بهبود بخشیدند. گاگانیس و همکاران (۲۰۲۱) روش SMAA-Fuzzy-FlowSort را برای رتبه‌بندی اعتباری بانک‌ها ارائه دادند که عدم قطعیت در تصمیم‌گیری را در نظر گرفته و ابزاری جامع برای تحلیلگران اعتباری فراهم کردند.

^۱ . Corrente

دومپوس و فیگوئرا (۲۰۱۹) با بررسی روش ELECTRE TRI-NC و تأکید برتری روش چندمعیاره در چارچوب مبتنی بر نظر متخصصان، راه را برای روش‌های مدرن رتبه‌بندی اعتباری هموار کردند. در ادامه، کاتسیمپریس^۱ و آندریکوپولوس^۲ (۲۰۲۱) با ایجاد مدل رتبه‌بندی اعتباری کسب‌وکار انعطاف‌پذیر با استفاده از تحلیل تصمیم‌گیری چندمعیاره و با تمرکز بر مدل فرآیند سلسله مراتبی تحلیلی، این تحقیق را تعمیم دادند.

چای و همکاران (۲۰۱۹) به چالش‌های پیش روی کسب‌وکارهای کوچک در چین پرداختند و سیستم شاخص امتیازدهی اعتباری برای پشتیبانی از ارزیابی مالی این کسب‌وکارها را ایجاد کردند. روی و شاو (۲۰۲۳) به چالش‌های مشابهی پرداختند و مدل امتیازدهی اعتباری را برای شرکت‌های کوچک و متوسط با استفاده از فرآیند سلسله مراتبی تحلیلی و روش ترجیح ترتیب بر اساس شباهت به راه‌حل ایده‌آل پیشنهاد کردند و ماهیت نامنظم مدیریت داده‌های مالی در شرکت‌های کوچک و متوسط را برجسته کردند. ژانگ^۳ و همکاران (۲۰۲۱) وزن معیارهای مدل‌های تصمیم‌گیری را اصلاح کردند تا داده‌های مالی بدون ساختار را بهتر در خود جای دهند. روی و همکاران (۲۰۲۳) سیستم امتیازدهی اعتباری فازی یکپارچه را با استفاده از روش بهترین-بدترین فازی و TOPSIS-SORT-C فازی برای شرکت‌های کوچک و متوسط ارائه دادند که به طور انتقادی به محدودیت‌های سیستم‌های اعتباری سنتی داده‌محور می‌پردازد. با هدفی مشابه، چن و همکاران (۲۰۲۳) چارچوب پشتیبانی تصمیم‌گیری گروهی چندمعیاره یکپارچه را برای اولویت‌بندی شرکت‌های املاک و مستغلات ارائه دادند که پاسخی به عدم تمایل شرکت‌های چینی به افشای داده‌ها بود. وانگ^۴ و همکاران (۲۰۲۲) سیستم رتبه‌بندی CAMELS را مورد بررسی مجدد قرار داده و عملکرد بانک‌های اتحادیه کشورهای جنوب شرق آسیا را با استفاده از روش تحلیل تصمیم‌گیری چندمعیاره چندوجهی ارزیابی کردند و نقش قابلیت اطمینان اطلاعات را برجسته نمودند.

به طور کلی، این تحقیق، پیشرفت‌های قابل توجه در روش‌های رتبه‌بندی اعتباری، ادغام روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره، اصلاح مدل‌ها برای تطبیق با داده‌های بدون ساختار و متناسب‌سازی روش‌ها با چالش‌های خاص هر بخش را

¹ . Katsimperis

² . Andrikopoulos

³ . Zhang

⁴ . Wanke

نشان می‌دهد. این پیشرفت‌ها بر تغییر به سمت ابزارهای ارزیابی اعتباری جامع و پاسخگویی تأکید دارند که نیازهای در حال تحول صنعت مالی را برآورده می‌کنند.

مروری بر روش‌های رتبه‌بندی اعتباری مبتنی بر تصمیم‌گیری چندمعیاره در جدول ۱ ارائه شده است. روش‌های مرتب‌سازی، مانند UTADIS و ELECTRE TRI، مزایای خاصی را در رابطه با پیش‌بینی رتبه‌بندی اعتباری، نسبت به روش‌های رتبه‌بندی ارائه می‌دهند. اولاً، روش‌های مرتب‌سازی برای تخصیص گزینه‌ها (در این مورد، شرکت‌ها) به صورت کلاس‌های رتبه‌بندی از پیش تعریف‌شده طراحی شده‌اند و تفسیر آن را برای تصمیم‌گیرندگان آسان‌تر می‌کنند. دوماً، مرتب‌سازی امکان ایجاد آستانه‌های واضح برای تصمیمات اعتباری را فراهم می‌سازد که فرآیند تصمیم‌گیری را شفاف‌تر و سازگارتر می‌کند. سوماً، روش‌های مرتب‌سازی قوی‌تر هستند و به راحتی می‌توانند معیارهای غیراجباری را در خود جای دهند. اخیراً، TOPSIS-SORT-C فازی در حل مسائل مرتب‌سازی رتبه‌بندی اعتباری بسیار مؤثر ظاهر شده است (روی و شاو، ۲۰۲۳b). TOPSIS-SORT-C بر پایه مفهوم نزدیکی نسبی به راه‌حل ایده‌آل است که می‌تواند مفهومی شهودی‌تر از توابع مطلوبیت در UTADIS یا روابط برتر در ELECTRE TRI را برای تصمیم‌گیرندگان فراهم کند. علاوه بر این، TOPSIS-SORT-C راه‌حلهایی را شناسایی می‌کند که به راه‌حل ایده‌آل مثبت نزدیک‌تر و از راه‌حل ایده‌آل منفی دورتر هستند و راه‌حل متعادل یا سازشی ارائه می‌دهد که در هیچ معیاری خیلی افراطی وجود ندارد. همچنین این روش، رتبه‌بندی واضح و قطعی از گزینه‌ها را ارائه می‌دهد، برخلاف ELECTRE TRI که به دلیل ماهیت روابط برتر منجر به عدم مقایسه می‌شود.

با این حال، ترکیب روش بهترین-بدترین فازی و روش TOPSIS-SORT-C (روی و شاو، ۲۰۲۳b) هنگام محاسبه وزن معیارها، تعاملات بین معیارهای رتبه‌بندی اعتباری را در نظر نمی‌گیرد. در واقع، این تعاملات صرفاً هنگام استفاده از فرآیند سلسله مراتبی تحلیلی در مطالعات قبلی در نظر گرفته شده‌اند. با این وجود، فرآیند سلسله مراتبی تحلیلی، امکان مدل‌سازی تعاملات پویا را فراهم نمی‌کند زیرا ماتریس مقایسه مورد استفاده توسط فرآیند سلسله مراتبی تحلیلی (و فرآیند سلسله مراتبی تحلیلی فازی) ایستا است. علاوه بر این، فرآیند سلسله مراتبی تحلیلی به سازگاری کامل یا حداقل تقریبی مقایسه‌ها نیاز دارد.

جدول ۱. روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره موجود مورد استفاده برای پیش‌بینی رتبه‌بندی اعتباری

مطالعه	ماتریس تصمیم	وزن معیارها	مرتب‌سازی
دومپوس و پاسیورس (۲۰۰۵)	داده‌های مالی	LP	UTADIS
دوموس و زوپونیدیس (۲۰۱۰)	داده‌های مالی و غیر مالی	ارائه شده با استفاده از تصمیم‌گیری	PROMETHEE II
آی‌سی و یورداکول (۲۰۱۰)	داده‌های مالی	ارائه شده با استفاده از تصمیم‌گیری فازی	TOPSIS
دومپوس و زوپونیدیس (۲۰۱۱)	داده‌های مالی	DE	ELECTRE TRI
آنژیلا و مازو (۲۰۱۵)	ارائه شده با استفاده از تصمیم‌گیری + داده‌های مالی	ارائه شده با استفاده از تصمیم‌گیری	ELECTRE TRI
وو و همکاران (۲۰۱۶)	داده‌های مالی	AHP-GDM اصلاح شده	TOPSIS
گو و همکاران (۲۰۱۷)	داده‌های مالی و غیر مالی	AHP	DEA
کورنت و همکاران (۲۰۱۷)	داده‌های مالی و غیر مالی	MCHP	UTADISGMS
چاویرا و همکاران (۲۰۱۷)	داده‌های مالی	ارائه شده با استفاده از تصمیم‌گیری	ELECTRE-III + MOEA
گل و همکاران (۲۰۱۸)	داده‌های مالی و رسانه‌های اجتماعی	ارائه شده با استفاده از تصمیم‌گیری	CBD
ایگناتیوس و همکاران (۲۰۱۸)	ارائه شده با استفاده از تصمیم‌گیری فازی	AHP فازی	TOPSIS
دوموس و فیگوریا (۲۰۱۹)	داده‌های مالی	ارائه شده با استفاده از تصمیم‌گیری	ELECTRE TRI-NC
چای و همکاران (۲۰۱۹)	داده‌های مالی و غیر مالی	آنتروپی	TOPSIS + FCM
گانیس و همکاران (۲۰۲۱)	داده‌های مالی	ارائه شده با استفاده از تصمیم‌گیری	SMAA-FFS
وانک و همکاران (۲۰۲۲)	داده‌های مالی	ارائه شده با استفاده از تصمیم‌گیری	TOPSIS فازی
چن و همکاران (۲۰۲۳)	ارائه شده با استفاده از تصمیم‌گیری	BWM فازی	PROMETHEE II فازی
روی و شاو (۲۰۲۳)	داده‌های مالی	AHP	TOPSIS
روی و شاو (۲۰۲۳)	داده‌های مالی و غیر مالی	BWM فازی	TOPSIS-SORT-C فازی
این مطالعه	انتخاب ویژگی مبتنی بر همبستگی + C-means فازی با استفاده از داده‌های مالی و غیر مالی	FCM + BWM فازی	TOPSIS-SORT-C فازی

AHP-GDM فرآیند تحلیل سلسله مراتبی برای تصمیم‌گیری گروهی، CBD درجه باور تجمعی، DE تکامل تفضلی، DEA تحلیل پوششی داده‌ها، FCM نقشه شناخت فازی، LP برنامه‌ریزی خطی، MCHP فرآیند سلسله مراتبی چند معیاره، MOEA الگوریتم تکاملی چند هدفه، PROMETHEE II روش سازماندهی رتبه‌بندی ترجیحات برای ارزیابی‌های غنی، SMAA-FFS تحلیل مقبولیت تصادفی چند هدفه با مرتب‌سازی جریان فازی، UTilités تفکیک‌پذیری افزودنی‌ها

بنابراین، فقط می‌توان رابطه یک طرفه‌ای میان معیارها را استنباط نمود که کاربرد آن را به شدت محدود می‌سازد (هو^۱ و ما^۲، ۲۰۱۸). با توجه به قابلیت نقشه‌های شناخت فازی در مدل‌سازی تعاملات دوطرفه پویا، چندین مسئله تصمیم‌گیری چندمعیاره با معیارهای به هم وابسته در محیط‌های نامشخص با استفاده از نقشه‌های شناخت فازی به طور مؤثر حل شده‌اند (بایکاسوگلو^۳ و گولچوک^۴، ۲۰۱۵؛ هاجک و فرولیچ^۵، ۲۰۱۹). لیانگ^۶ و همکاران (۲۰۱۹) اشاره کردند که چنین تعاملاتی در زمینه پیش‌بینی رتبه‌بندی اعتباری مهم هستند و نشان دادند که چگونه چنین تعاملاتی بر خروجی مدل تصمیم‌گیری چندمعیاره تأثیرگذارند. میانگین هندسی پارتیشن‌بندی شده پیشنهادی بونفرونی^۷ امکان گروه‌بندی معیارها را بر حسب دسته‌ها فراهم می‌کند و مدل تعامل را به دسته‌های معیار محدود می‌سازد. بنابراین، این روش، تعاملات پویا میان معیارها که اساس بازار رتبه‌بندی اعتباری پویا هستند را در نظر نمی‌گیرد (فرولیچ و هاجک، ۲۰۲۰). بنابراین، در اینجا روش تصمیم‌گیری چندمعیاره جدیدی پیشنهاد می‌کنیم که به طور مؤثر وزن‌های کلی معیارها را با ترکیب وزن‌های محلی حاصل از روش بهترین-بدترین فازی و وزن‌های تعامل نقشه‌های شناخت فازی تعیین می‌کند. در نتیجه، روش TOPSIS-SORT-C به عنوان روش مرتب‌سازی پیشرفته بکار گرفته می‌شود.

۳. پیشینه

این بخش، پیشینه زیر را ارائه می‌دهد:

- تعریف رتبه‌بندی اعتباری به عنوان مسأله مرتب‌سازی که در این مطالعه به آن پرداخته می‌شود.
- مبانی مجموعه‌های فازی مورد استفاده در مدل تصمیم‌گیری چندمعیاره برای نشان دادن عدم قطعیت‌های وزن معیارها و پروفایل‌های ریسک.
- روش بهترین-بدترین فازی مورد استفاده برای کسب وزن اولیه معیارهای مؤثر بر رتبه‌بندی اعتباری شرکت‌ها.
- فرمول‌بندی مدل نقشه شناخت فازی که از آن برای مدل‌سازی نحوه تعامل معیارها استفاده می‌کنیم.

¹ . Ho

² . Ma

³ . Baykasoğlu

⁴ . Gölcük

⁵ . Froelich

⁶ . Liang

⁷ . Bonferroni

- روش TOPSIS-SORT-C فازی پیشنهادی برای ارزیابی شرکت‌ها و مرتب‌سازی آنها در کلاس‌های رتبه‌بندی.

۱-۳. رتبه‌بندی اعتباری به عنوان مسأله مرتب‌سازی

فرض کنیم $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$ مجموعه‌ای از شرکت‌ها (گزینه‌ها) باشد که بر اساس مجموعه n معیاری $\{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ با p کلاس مرتب‌شده با رتبه‌بندی اعتباری $C_1 > \dots > C_k > \dots > C_p$ طبقه‌بندی می‌شوند، که C_p بیانگر بهترین کلاس رتبه‌بندی و C_1 بیانگر بدترین کلاس رتبه‌بندی است. ارزیابی گزینه i ام نسبت به معیار j ام c_j به صورت $a_i = (a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{in})$ ارائه می‌شود. هر کلاس رتبه‌بندی C_k با ویژگی‌های مشخصه ریسک آن P_k که توسط تصمیم‌گیرنده (DM) ایجاد شده نشان داده می‌شود.

۲-۳. مجموعه‌های فازی و اعداد فازی

مجموعه فازی $A = \{ \langle x, \mu_A(x) \rangle \mid x \in U \}$ که $0 \leq \mu_A(x) \leq 1$ نشان‌دهنده درجه عضویت به $x \in U$ است، اگر A نرمال شده و محدب باشد، $\exists x \in R: \mu_A(x) = 1$ و $\mu_A(x)$ قطعه قطعه پیوسته باشد، عدد فازی $\tilde{a}$ نامیده می‌شود. عدد فازی مثلثاتی (TFN) $\tilde{a}$ به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\mu_{\tilde{a}}(x) = \begin{cases} 0, & x < a \\ \frac{x-a}{b-a}, & x \in [a, b] \\ \frac{c-x}{c-b}, & x \in [b, c] \\ 0, & x > c \end{cases}, \quad (1)$$

که a و c کران‌های پایین و بالای عدد فازی مثلثاتی هستند.

جدول ۲. اصطلاحات زبان‌شناسی برای انجام جفت مقایسه‌ها

اصطلاحات زبان‌شناسی	عدد فازی مثلثاتی
به یک اندازه مهم	(1,1,1)
نسبتاً مهم‌تر از همه	(2/3, 1, 3/2)
به شدت مهم‌تر از همه	(3/2, 2, 5/2)
قویاً مهم‌تر از همه	(5/2, 3, 7/2)
کاملاً مهم‌تر از همه	(7/2, 4, 9/2)

فرض کنید $A = (a_1, a_2, a_3)$ و $B = (b_1, b_2, b_3)$ اعداد فازی مثلثاتی باشند. بنابراین عملیات حسابی فازی جمع، تفریق و ضرب روی اعداد فازی مثلثاتی به شرح زیر هستند:

$$\text{Addition: } A + B = (a_1 + b_1, a_2 + b_2, a_3 + b_3), \quad (2)$$

$$\text{Subtraction: } A - B = (a_1 - b_3, a_2 - b_2, a_3 - b_1), \quad (3)$$

$$\text{Multiplication: } A \times B \approx (a_1 b_1, a_2 b_2, a_3 b_3). \quad (4)$$

۳-۳. روش بهترین-بدترین فازی

برای استخراج وزن معیارها با استفاده از بهترین-بدترین فازی فازی، هیئت متخصصان به جفت مقایسه‌ها پرداختند و قضاوت‌های خود را از طریق اصطلاحات زبانی همان‌طور که در جدول ۲ ارائه شده بیان کردند. این ارزیابی‌های کیفی متعاقباً به صورت اعداد فازی مثلثاتی کمی‌سازی شدند و نمایش دقیق‌تری از اجماع متخصصان را ارائه دادند (گئو^۱ و ژائو^۲، ۲۰۱۷). روش بهترین-بدترین فازی را می‌توان به شرح زیر خلاصه کرد:

۱. برای مجموعه معیارهای رتبه‌بندی اعتباری $\{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ ، مهمترین (بهترین) معیار با c_B و کم‌اهمیت‌ترین (بدترین) معیار با c_W توسط تصمیم‌گیرندگان تعیین می‌شوند.

۲. تصمیم‌گیرندگان، مقایسه ترجیح فازی را برای c_B (و c_W) نسبت به سایر معیارها انجام می‌دهند. بردارهای حاصل از بهترین ترجیحات نسبت به بقیه $\tilde{A}_B$ (و بدترین ترجیحات نسبت به بقیه $\tilde{A}_W$) را می‌توان به صورت زیر بیان کرد:

$$\tilde{A}_B = (\tilde{a}_{B1}, \tilde{a}_{B2}, \dots, \tilde{a}_{Bn}), \quad (5)$$

$$\tilde{A}_W = (\tilde{a}_{1W}, \tilde{a}_{2W}, \dots, \tilde{a}_{nW}), \quad (6)$$

¹. Guo

². Zhao

که $\tilde{a}_{jW}$ و $\tilde{a}_{Bj}$ به ترتیب نشان‌دهنده ترجیحات فازی C_B نسبت به C_j و C_j نسبت به C_W هستند، $j = 1, 2, \dots, n$.

۳. وزن‌های فازی بهینه $\tilde{w}_1^*, \dots, \tilde{w}_n^*$ تعیین می‌شوند، که قدر مطلق تفاضل $\left| \frac{\tilde{w}_j}{\tilde{w}_W} - \tilde{a}_{jW} \right|$ و $\left| \frac{\tilde{w}_B}{\tilde{w}_j} - \tilde{a}_{Bj} \right|$

آنها به ازای هر $j = 1, 2, \dots, n$ مینیمم هستند. مسأله بهینه‌سازی مقید غیرخطی به صورت زیر ارائه می‌شود:

$$\begin{aligned} \min \quad & \xi \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} \left| \frac{\tilde{w}_B}{\tilde{w}_j} - \tilde{a}_{Bj} \right| \leq \xi \\ \left| \frac{\tilde{w}_j}{\tilde{w}_W} - \tilde{a}_{jW} \right| \leq \xi \\ \sum_{j=1}^n R(\tilde{w}_j) = 1 \\ l_j^w \leq m_j^w \leq u_j^w \\ l_j^w \geq 0 \\ j = 1, 2, \dots, n \end{cases} \end{aligned} \quad (7)$$

که وزن‌های فازی با استفاده از اعداد فازی مثلثاتی نمایش داده می‌شوند، یعنی $\tilde{w}_W = (l^w, m^w, u^w)$ ، $\tilde{w}_B = (l^w, m^w, u^w)$ و $\tilde{w}_j = (l^w, m^w, u^w)$ ، (l^w, m^w, u^w) برای تبدیل وزن‌های فازی به وزن‌های قطعی، از نمایش ادغام میانگین درجه‌بندی شده $R(\tilde{k})$ استفاده می‌شود:

$$R(\tilde{k}) = \frac{l_j^{\tilde{w}^*} + 4m_j^{\tilde{w}^*} + u_j^{\tilde{w}^*}}{6}. \quad (8)$$

۳-۴. نقشه‌های شناختی فازی

نقشه‌های شناخت فازی به عنوان جفت مفهوم $c_i \in C$ ، $i = 1, 2, \dots, N$ ، و وزن‌های علی $w_{ij} \in [-1, 1]$ ارائه می‌شوند (فلیکس^۱ و همکاران، ۲۰۱۹). مفاهیم با استفاده از مجموعه‌های فازی نمایش داده می‌شوند و وزن‌ها نشان‌دهنده تعاملات منفی و مثبت بین مفاهیم هستند. موقعیت مفاهیم $c_i(t) \in [0, 1]$ در تکرار t به صورت زیر بدست می‌آید:

$$c_i(t+1) = f(c_i(t) + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N c_j(t) \times w_{ji}), \quad (9)$$

تابع تانژانت هیپربولیک معمولاً برای تابع فعال‌ساز f بکار گرفته می‌شود (فلیکس و همکاران، ۲۰۱۹):

^۱ . Felix

$$f(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}, \quad (10)$$

به عبارت دیگر، مفاهیم به صورت تکراری برورسانی می‌شوند و به نقشه شناخت فازی اجازه می‌دهند تا در طول زمان تکامل یابد. بسته به ساختار نقشه‌شناخت فازی و شرایط اولیه، سیستم می‌تواند به یک نقطه ثابت برسد، بین حالت‌ها چرخش داشته باشد یا رفتار آشوبناکی از خود نشان دهد.

با استفاده از مدل‌سازی مؤثر دینامیک‌های تعاملات بین مفاهیم، نقشه‌های شناخت فازی به طور ویژه برای نمایش استدلال علی و فرآیند تصمیم‌گیری مفید هستند. در زمینه تصمیم‌گیری چندمعیاره، هر مفهوم نشان‌دهنده معیاری از سیستم تصمیم‌گیری در حال مدل‌سازی است. رفتار سیستم می‌تواند تصمیم‌گیرندگان را نسبت به نتایج احتمالی اقدامات مختلف در سیستم مدل‌سازی شده آگاه کند.

۵-۳. روش فازی TOPSIS-SORT-C

روش‌های مرتب‌سازی مبتنی بر روش ترجیح ترتیب بر اساس شباهت به راه‌حل ایده‌آل به طور گسترده در مقالات مورد استفاده قرار گرفته‌اند و عملکرد گزینه‌ها را از نظر فاصله آنها با راه‌حل‌های ایده‌آل و غیر ایده‌آل ارزیابی می‌کنند (ژانگ و لی، ۲۰۲۳). با این وجود، روش‌های رتبه‌بندی و مرتب‌سازی روش ترجیح ترتیب بر اساس شباهت به راه‌حل ایده‌آل مرسوم از مشکل معکوس رتبه‌بندی رنج می‌برند. علاوه بر این، اگر جایگزین اضافی به مسأله معرفی شود، تخصیص جایگزین خاص ممکن است تغییر کند. در بسیاری از مسائل تصمیم‌گیری چندمعیاره، تعیین پروفایل‌های مشخصه نیز مناسب‌تر از استفاده از پروفایل‌های مرزی است (د لیما سیلوا^۱ و همکاران، ۲۰۲۰). به منظور ارائه قضاوت‌های تصمیم‌گیرندگان درباره پروفایل‌های مشخصه با استفاده از مقادیر زبانی، اخیراً روش فازی TOPSIS-SORT-C با در نظر گرفتن عدم قطعیت ذاتی در فرآیند رتبه‌بندی اعتبار پیشنهاد شده است (روی و شاو، ۲۰۲۳b).

روش TOPSIS-Sort-C فازی به دلیل قابلیتش در مدیریت عدم قطعیت، ترکیب قضاوت‌های کارشناسی و ارائه دسته‌بندی واضحی از گزینه‌ها، ابزاری قوی برای پیش‌بینی رتبه‌بندی اعتباری است (روی و شاو، ۲۰۲۳b). این روش، گزینه‌ها را بر اساس نزدیکی نسبی آنها به راه‌حل ایده‌آل رتبه‌بندی می‌کند که به طور ویژه در رتبه‌بندی اعتباری مفید است که در آن شرکت‌ها بر اساس سلامت مالی و مشخصات ریسک‌شان رتبه‌بندی می‌شوند. افزونه «Sort-C» روش ترجیح ترتیب بر اساس شباهت به راه‌حل ایده‌آل، این مدل را قادر می‌سازد که نه تنها شرکت‌ها را رتبه‌بندی کند، بلکه آنها را در دسته‌های رتبه‌بندی از پیش تعریف شده نیز مرتب کند. این طبقه‌بندی واضح به خوبی با نیازهای آژانس‌های سنجش اعتبار و مؤسسات مالی همسو است.

روش TOPSIS-SORT-C فازی در ادامه به تفصیل شرح داده شده است.

۱. ایجاد ماتریس تصمیم‌گیری $\tilde{A} = [a_{ij}]_{m \times n}$.

۲. تعیین ماتریس پروفایل‌های مشخصه $P = [P_{kj}]_{p \times n}$.

¹ . de Lima Silva

۳. تعریف دامنه هر معیار با استفاده از اصطلاحات زبانی. مقادیر مینیمم و ماکزیمم به ترتیب نشان‌دهنده راه‌حل ایده‌آل منفی فازی (FNIS) و راه‌حل ایده‌آل مثبت فازی (FPIS) هستند و دامنه راه‌حل ایده‌آل منفی فازی و راه‌حل ایده‌آل مثبت فازی را می‌توان به صورت زیر تعریف کرد:

$$\tilde{D} = \begin{bmatrix} \tilde{a}_1^* & \dots & \tilde{a}_n^* \\ \tilde{a}_1^- & \dots & \tilde{a}_n^- \end{bmatrix}, \quad (11)$$

که $\tilde{a}_n^*$ و $\tilde{a}_n^-$ به ترتیب کوچکترین و بزرگترین مقادیر ممکن برای معیار c_j هستند.

۴. تشکیل ماتریس تصمیم‌گیری کامل:

$$\tilde{X} = [\tilde{X}_{ij}]_{(m+p+2) \times n} = \begin{bmatrix} \tilde{A} \\ \tilde{P} \\ \tilde{D} \end{bmatrix}. \quad (12)$$

۵. محاسبه ماتریس تصمیم‌گیری وزن‌دار به صورت زیر:

$$\tilde{V} = [\tilde{V}_{ij}]_{m \times n} \times w_i \quad (13)$$

۶. راه‌حل ایده‌آل منفی فازی (A^-) و راه‌حل ایده‌آل مثبت فازی (A^*) بنا بر $\tilde{V}$ به صورت زیر بدست می‌آیند:

$$A^- = \{\tilde{v}_1^-, \dots, \tilde{v}_n^-\}, \text{ where} \quad (14)$$

$$\tilde{v}_1^- = \left\{ \min(\tilde{v}_{ij}) \text{ if } j \in J^+; \max(\tilde{v}_{ij}) \text{ if } j \in J^- \right\},$$

$$A^* = \{\tilde{v}_1^*, \dots, \tilde{v}_n^*\}, \text{ where} \quad (15)$$

$$\tilde{v}_1^* = \left\{ \max(\tilde{v}_{ij}) \text{ if } j \in J^+; \min(\tilde{v}_{ij}) \text{ if } j \in J^- \right\},$$

که J^+ و J^- به ترتیب معیارهای مثبت و منفی هستند.

۷. محاسبه فواصل اقلیدسی پروفایل‌های S_{pk}^* و گزینه‌های S_{ai}^* راه‌حل ایده‌آل منفی فازی و راه‌حل ایده‌آل مثبت فازی:

$$S_{pk}^* = \sum_{j=1}^m \sqrt{(v_{ij} - v_j^*)^2}, S_{pk}^- = \sum_{j=1}^m \sqrt{(v_{ij} - v_j^-)^2}, \quad (16)$$

$$S_{ai}^* = \sum_{j=1}^m \sqrt{(v_{ij} - v_j^*)^2}, S_{ai}^- = \sum_{j=1}^m \sqrt{(v_{ij} - v_j^-)^2}. \quad (17)$$

۸. محاسبه شاخص نزدیکی پروفایل‌های C_{pk}^* و گزینه‌های C_{ai}^* برای راه‌حل ایده‌آل به صورت زیر:

$$C_{pi}^* = \frac{S_{pk}^-}{S_{pk}^- + S_{pk}^*}, \quad (18)$$

$$C_{ai}^* = \frac{S_i^-}{S_i^- + S_i^*}. \quad (19)$$

۹. طبقه‌بندی گزینه‌ها با مقایسه C_{pk}^* و C_{ai}^* به صورت زیر:

$$a_i \in C_1 \text{ if } C_{ai}^* \geq C_{p1}^*, \quad (20)$$

$$a_i \in C_k \text{ if } C_{pk-1}^* > C_{ai}^* \geq C_{pk}^*, k = 2, \dots, (p-1), \quad (21)$$

$$a_i \in C_p \text{ if } C_{ai}^* < C_{pp-1}^*. \quad (22)$$

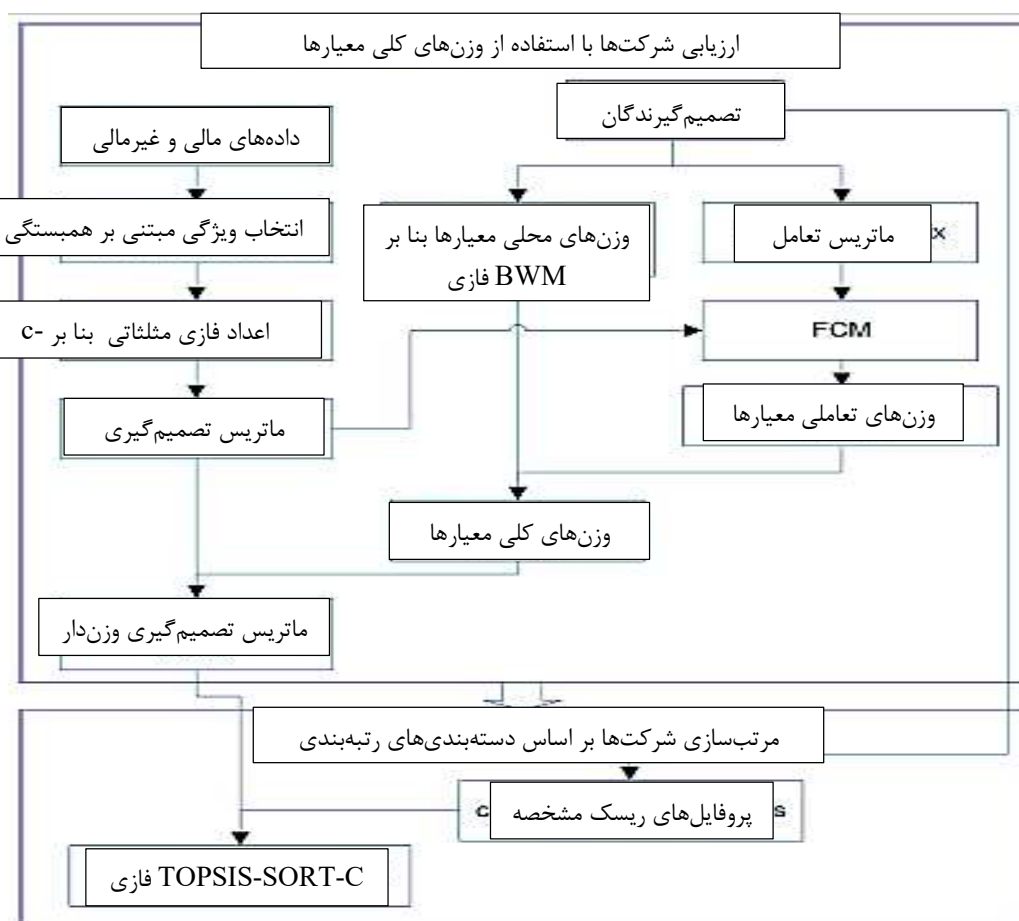
۴. روش پیشنهادی

این مطالعه، روش تصمیم‌گیری چندمعیاره را با هدف مرتب‌سازی شرکت‌ها در دسته‌های رتبه‌بندی گسسته ارائه می‌دهد. مرحله اول، شناسایی عوامل تعیین‌کننده‌ای است که بر رتبه‌بندی اعتباری شرکت‌ها تأثیرگذارند و از تلفیق مقالات دانشگاهی استخراج شده‌اند. در مرحله دوم، از روش انتخاب ویژگی فیلتر برای کسب زیرمجموعه‌ای از معیارهای مرتبط و غیر اضافی استفاده می‌شود. در مرحله سوم، اهمیت هر معیار با استفاده از ترکیب روش بهترین-بدترین فازی و نقشه شناخت فازی تعیین می‌شود. روش بهترین-بدترین که توسط گو و ژائو (۲۰۱۷) ارائه شده، اعداد فازی را برای کاهش محدودیت‌های استفاده از مقادیر دقیق برای تصمیم‌گیری در فرآیند رتبه‌بندی اعتباری در نظر می‌گیرد. همان‌طور که در بالا بیان شد، عدم در نظر گرفتن تعاملات میان معیارها منجر به طبقه‌بندی غیرقابل اعتماد حاصل از روش مرتب‌سازی می‌شود. به طور خاص، در حالی که مجموعه‌های فازی بیانگر قضاوت‌های نامشخص تصمیم‌گیرندگان درباره گزینه‌ها و

وزن معیارها هستند، باید اثرات تعاملات میان معیارها در نظر گرفته شوند. در روش تصمیم‌گیری چندمعیاره پیشنهادی، وزن معیارهای محلی حاصل با استفاده از روش بهترین-بدترین فازی و با استفاده از وزن معیارهای نقشه شناخت فازی تنظیم می‌شوند. به طور دقیق‌تر، اگر معیاری تأثیر زیادی بر سایر معیارها داشته باشد، وزن محلی معیار افزایش می‌یابد و بالعکس.

مشخص شد که روش‌های مرتب‌سازی می‌توانند بر مشکلات وارونگی رتبه روش ترجیح ترتیب بر اساس شباهت به راه‌حل ایده‌آل با گنجاندن و حذف گزینه‌ها غلبه کنند (دی لیما سیلوا و همکاران، ۲۰۲۰). علاوه بر این، روش مرتب‌سازی سنتی روش ترجیح ترتیب بر اساس شباهت به راه‌حل ایده‌آل نمی‌تواند با عدم قطعیت در تصمیمات متخصصان رتبه‌بندی مقابله کند. بنابراین، بنا بر روی و شاو (۲۰۲۳b)، این مطالعه از روش TOPSIS-SORT-C فازی برای طبقه‌بندی شرکت‌ها به صورت کلاس‌های رتبه‌بندی در محیط فازی استفاده می‌کند.

در شکل ۱، چارچوب مفهومی روش پیشنهادی نشان داده شده است.



شکل ۱. چارچوب مفهومی روش تصمیم‌گیری چندمعیاره پیشنهادی برای پیش‌بینی رتبه‌بندی اعتباری

روش پیشنهادی در ادامه به تفصیل شرح داده می‌شود.

مرحله ۱: داده‌ها را به زیرمجموعه‌های آموزشی و آزمایشی تقسیم کرده و برای داده‌های آموزشی، از روش انتخاب ویژگی

فیلتر برای بدست آوردن مجموعه‌ای از معیارها استفاده می‌کنیم.

وقتی روش تصمیم‌گیری چندمعیاره برای مسأله پیش‌بینی رتبه‌بندی اعتباری مورد استفاده قرار می‌گیرد، انتخاب ویژگی

مبتنی بر فیلتر مزایای متعددی را ارائه می‌دهد (هاجک و میچالاک^۱، ۲۰۱۳؛ وانگ و کو، ۲۰۲۱). اولاً، با حذف

ویژگی‌های نامرتبط یا زائد، روش‌های مبتنی بر فیلتر به کاهش ریسک بیش‌برازش کمک می‌کنند. دوماً، با تمرکز بر

مرتبط‌ترین ویژگی‌ها، انتخاب ویژگی مبتنی بر فیلتر، عملکرد پیش‌بینی مدل را بهبود می‌بخشد. علاوه بر این، در مقایسه

با روش‌های پوششی یا تعبیه شده، روش‌های فیلتر به طور کلی از نظر محاسباتی ارزان‌تر هستند.

^۱ . Michalak

اگر مدل صرفاً با انتخاب مهم‌ترین ویژگی‌ها ساده‌سازی شود، تفسیر آن نیز آسان‌تر می‌شود. در واقع، شناسایی چنین ویژگی‌هایی می‌تواند بینشی نسبت به عوامل اساسی رتبه‌بندی اعتباری ارائه دهد. در نهایت، برخلاف روش‌های پوششی، انتخاب ویژگی مبتنی بر فیلتر مستقل از مدل پیش‌بینی است که امکان انتخاب ویژگی بی‌طرفانه را بر حسب انواع مختلف مدل فراهم می‌کند. در این مطالعه، بنا بر وانگ و کو (۲۰۲۱)، روش انتخاب ویژگی مبتنی بر همبستگی را اتخاذ کردیم زیرا نه تنها ظرفیت پیش‌بینی ویژگی‌های منحصر به فرد، بلکه افزونگی بین ویژگی‌ها را نیز در نظر می‌گیرد. در انتخاب ویژگی مبتنی بر همبستگی، تابع هدف $f(S)$ با استفاده از ضریب همبستگی پیرسون نشان داده می‌شود:

$$f(S) = \frac{k \times \bar{r}_{cf}}{\sqrt{k + k \times (k - 1) \times \bar{r}_{ff}}}, \quad (23)$$

که k معرف تعداد ویژگی‌های انتخاب شده در زیرمجموعه ویژگی کاندید S است و $\bar{r}_{cf}$ و $\bar{r}_{ff}$ به ترتیب بیانگر میانگین همبستگی‌های کلاس-ویژگی و ویژگی-ویژگی هستند. به عبارت دیگر، $\bar{r}_{cf}$ نشان‌دهنده ارتباط ویژگی است، در حالی که $\bar{r}_{ff}$ نشان‌دهنده افزونگی ویژگی است. پس از بدست آوردن ضرایب همبستگی، از استراتژی جستجوی اکتشافی برای شناسایی زیرمجموعه بهینه ویژگی استفاده می‌شود. روش‌های فراابتکاری برای جلوگیری از بهینه محلی و تلاش برای بهینه‌سازی سراسری طراحی شده‌اند که طور به ویژه در انتخاب ویژگی مفید است، زیرا مجموعه ویژگی بهینه ممکن است با استفاده از روش‌های جستجوی محلی آشکار نشود. آزمون‌های گسترده با روش‌های جستجوی فراابتکاری انجام شده توسط فانگ^۱ و همکاران (۲۰۱۸) نشان می‌دهند که الگوریتم گرده افشانی گل که برگرفته از فرآیند گرده افشانی طبیعی گل‌ها است، از نظر زمان اجرا و دقت، برای این نوع انتخاب ویژگی فیلتر، بهترین عملکرد را دارد. بنابراین، در اینجا از نسخه دودویی الگوریتم گرده افشانی گل استفاده کردیم که به طور خاص برای جستجوی فضای ویژگی ارائه شده است (رودریگز^۲ و همکاران، ۲۰۱۵). این روش، الگوریتم فرآیندهای گرده افشانی سراسری و محلی را برای کاوش فضاهای جستجوی سراسری و محلی ترکیب کرده و در عین حال از $f(S)$ به عنوان تابع برازش استفاده می‌کند.

^۱ . Fong

^۲ . Rodrigues

مرحله ۲: ایجاد ماتریس تصمیم کامل $\tilde{X}$ که شامل ماتریس تصمیم $\tilde{A} = [a_{ij}]_{m \times n}$ ، ماتریس پروفایل‌های مشخصه $\tilde{P} = [P_{kj}]_{p \times n}$ ، و ماتریس FNIS و FPIS $\tilde{D}$ است.

مرحله ۲a: ماتریس تصمیم‌گیری $\tilde{A} = [a_{ij}]_{m \times n}$ با تخصیص مجموعه فازی به ازای هر گزینه بنا بر هر معیار ساخته می‌شود. در این مرحله از رویکرد داده‌محور برای هدایت تصمیمات رتبه‌بندی اعتباری استفاده می‌شود. به طور خاص، الگوریتم فازی c-means برای تعیین پارامترهای اعداد فازی مثلثاتی مورد استفاده قرار می‌گیرد (معادله ۱ را ببینید). این در تضاد با مطالعات قبلی است که به قضاوت‌های تصمیم‌گیرندگان متکی بودند یا $\tilde{U}$ کلی، گفتمان را به فواصل مساوی تقسیم می‌کردند. با توجه به اندازه مجموعه داده خاص شرکت‌ها برای پیش‌بینی رتبه‌بندی اعتباری، اجرای نظرات کارشناسی دشوار است. علاوه بر این، الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی اساساً برای انطباق با ساختار واقعی داده‌ها طراحی شده‌اند و سوگیری ذهنی که هنگام تعیین مجموعه‌های فازی توسط متخصصان حوزه رخ دهد را کاهش می‌دهند. برخلاف مجموعه‌های فازی با توزیع یکنواخت که ساختار یکنواختی را تحمیل می‌کنند که ممکن است منعکس‌کننده ماهیت واقعی داده‌ها نباشد، همچنین آنها توزیع خاصی از نقاط داده را در خوشه در نظر نمی‌گیرند. بنا بر مطالعات قبلی (کورنت و همکاران، ۲۰۱۷؛ ایگناتیوس و همکاران، ۲۰۱۸؛ روی و همکاران، ۲۰۲۳)، در این مطالعه از پنج اصطلاح زبانی (بسیار ضعیف - VP، ضعیف - P، متوسط - M، خوب - G، بسیار خوب - VG) برای تولید ماتریس تصمیم‌گیری $\tilde{A}$ استفاده شد.

برای ساخت مجموعه‌های فازی، از رویکرد داده‌محور استفاده می‌شود. ابتدا، مقادیر همه ویژگی‌ها به بازه $[0,1]$ نرمال‌سازی می‌شوند تا تأثیر داده‌های پرت و تفاوت‌های مقیاس کاهش یابند. سپس، از الگوریتم فازی c-means برای خوشه‌بندی داده‌ها به پنج گروه مربوط به اصطلاحات زبانی از بسیار ضعیف تا بسیار خوب استفاده می‌شود. در نهایت، پارامترهای اعداد فازی مثلثاتی معادله (۱) بنا بر نتایج خوشه‌بندی به شرح زیر تعیین می‌شوند: b با استفاده از مرکز خوشه نشان داده می‌شود و کران‌های پایین و بالای a و c به عنوان شعاع خوشه در نظر گرفته می‌شوند. این اعداد فازی مثلثاتی نشان‌دهنده مجموعه‌های فازی بکار رفته برای ارزیابی معیارها هستند. برای اعتبارسنجی مجموعه‌های فازی ساخته‌شده، از گروهی از متخصصان با پیشینه‌های متنوع استفاده شد (برای جزئیات به بخش ۵-۲ مراجعه کنید).

مرحله b۲. تعیین ماتریس پروفایل‌های مشخصه $\tilde{P}$ توسط تصمیم‌گیرندگان با استفاده از اصطلاحات زبانی مرحله a۲.

مرحله c۲. بدست آوردن ماتریس FNIS و $\tilde{D}^{FPIS}$ با استفاده از معادله (۱۱).

مرحله ۳. ایجاد ماتریس تصمیم‌گیری وزن‌دار.

مرحله a۳. محاسبه وزن معیارهای محلی $\tilde{w}_i^*$ بنا بر مقایسه ترجیح فازی ارائه شده توسط تصمیم‌گیرندگان (با استفاده از اصطلاحات زبانی جدول ۲) با یافتن وزن‌های فازی بهینه با استفاده از معادله (۷) و تبدیل آنها به وزن‌های قطعی با استفاده از معادله (۸).

مرحله b۳. محاسبه وزن‌های تعاملی بنا بر نقشه شناخت فازی بهینه. در این مرحله، تصمیم‌گیرندگان ابتدا مرزهایی برای وزن‌های نقشه شناخت فازی (تعاملات بین معیارها) $w_{ji}^{min} \leq w_{ji} \leq w_{ji}^{max}$ و مقادیر اولیه آنها w_{ji}^{init} ارائه می‌دهند تا مفهوم مالی نقشه شناخت فازی حفظ شود. مقادیر اولیه معیارهای $c_i(0)$ با استفاده از ماتریس تصمیم‌گیری $\tilde{A}$ نشان داده می‌شوند و برای رسیدن به حالتی که مقادیر معیارها به مقادیر مطلوب همگرا شوند، معیارهای هدف برای هر کلاس با استفاده از ماتریس پروفایل‌های مشخصه $\tilde{P}$ تعیین می‌شوند.

هدف بهینه‌سازی نقشه شناخت فازی، یافتن ماتریسی است که نقشه شناخت فازی را به حالت پایدار هدایت کند. متذکر می‌شویم که تعداد مفاهیم در نقشه شناخت فازی برابر با $N = n + 1$ است که شامل n معیار (مفاهیم ورودی) و یک کلاس رتبه‌بندی هدف C_{ik} برای شرکت i ام متناظر (مفهوم خروجی) است. در حالت پایدار، تعاملات بین معیارها در محدوده ارائه شده توسط تصمیم‌گیرندگان قرار دارد. در عین حال، مفهوم خروجی نیز باید در محدوده $C_{ik}^{min} \leq C_{ik} \leq C_{ik}^{max}$ قرار گیرد. برای تعیین کران‌ها، با الهام از مطالعات بنیادی قبلی (هوانگ و همکاران، ۲۰۰۴)، اجازه دادیم طبقه‌بندی مفهوم خروجی در یک کلاس دورتر از رتبه‌بندی اعتباری واقعی باشد. یعنی، کران‌ها به صورت $C_{ik}^{min} = C_{ik-1}$ و $C_{ik}^{max} = C_{ik+1}$ تعریف می‌شوند. بنابراین، تابع هدف $f(W)$ می‌تواند بر اساس تابع هوی‌ساید H باشد (پاپاجورجیو^۱ و همکاران، ۲۰۰۵):

$$f(W) = \sum_{i=1}^m H(C_{ik-1} - C_{ik})|C_{ik-1} - C_{ik}| + \sum_{i=1}^m H(C_{ik} - C_{ik+1})|C_{ik} - C_{ik+1}|, \quad (24)$$

¹. Papageorgiou

که H به صورت $H(x) = 0$ به ازای $x > 0$ و $H(x) = 1$ به ازای $x \leq 0$ تعریف می‌شود. مشکل این است که تابع هدف $f(W)$ مشتق‌پذیر نیست، بنابراین الگوریتم‌های گرادیان برای کمینه‌سازی آن مناسب نیستند. بنابراین، بنا بر (هاجک و فرولیچ، ۲۰۱۹)، از الگوریتم ABC (کلونی زنبور مصنوعی) استفاده می‌کنیم که برای بهینه‌سازی وزن‌ها در نقشه‌های شناخت فازی بسیار مناسب است (سالمرن^۱ و فرولیچ، ۲۰۱۶).

سپس از نقشه شناخت فازی بهینه برای بدست آوردن وزن‌های تعاملی معیارهای w'_i بنا بر عملگر جمع (معادله ۲)

$$w'_i = \sum_{j=1}^N w_{ji}.$$

فرآیند ساخت نقشه شناخت فازی را می‌توان به شرح زیر خلاصه کرد:

۱. تعریف مفاهیم و روابط. هر معیار به عنوان یک مفهوم در نقشه شناخت فازی بکار برده می‌شود و وزن‌های علی بین مفاهیم، تعاملات منفی یا مثبت را نشان می‌دهند.

۲. بهینه‌سازی وزن‌های نقشه شناخت فازی. از قضاوت کارشناسی برای ارائه مقادیر اولیه و کران‌هایی برای وزن‌ها جهت حفظ مفهوم مالی استفاده می‌شود. از الگوریتم کلونی زنبور مصنوعی برای بهینه‌سازی وزن‌های نقشه شناخت فازی استفاده می‌شود که به دستیابی به حالت پایداری که در آن مقادیر معیارها به مقادیر مطلوب همگرا می‌شوند، کمک می‌کند.

¹ . Salmeron

۳. اعتبارسنجی نقشه شناخت فازی. مرزهای ارائه شده توسط هیئت متخصصان، وزنهای علی نقشه شناخت فازی را تأیید می‌کنند. علاوه بر این، آزمون استحکام برای اطمینان از انسجام داخلی مدل با استفاده از تحلیل چگونگی تأثیر تغییرات در وزن معیارها بر عملکرد کلی انجام می‌شود.

مرحله ۳c. وزنهای کلی معیارهای W_i با استفاده از عملگرهای موجود در معادلات (۲) و (۴) به عنوان ترکیبی از وزنهای محلی $\tilde{W}_i^*$ و وزنهای تعاملی W'_i به شرح زیر بدست می‌آیند (شیائو^۱ و همکاران، ۲۰۱۲):

$$w_i = \tilde{w}_i^* \oplus (w'_i \otimes \tilde{w}_i^*). \quad (25)$$

مرحله ۴. ساخت ماتریس تصمیم‌گیری وزن دار $\tilde{V}$ با استفاده از معادله (۱۳).

مرحله ۵. ساخت راه حل ایده‌آل منفی فازی و راه حل ایده‌آل مثبت فازی با استفاده از معادلات (۱۴) و (۱۵).

مرحله ۶. محاسبه معیارهای تفکیک S^*_{pk} و S^*_{ai} با استفاده از فواصل اقلیدسی پروفایل‌های ریسک مشخصه و شرکت‌ها بنا بر راه حل ایده‌آل منفی فازی و راه حل ایده‌آل مثبت فازی به ترتیب با استفاده از معادلات (۱۶) و (۱۷).

مرحله ۷. بدست آوردن شاخص نزدیکی نسبی به راه حل ایده‌آل C^*_{pk} و C^*_{ai} به ترتیب برای پروفایل‌های ریسک و شرکت‌ها با استفاده از معادلات (۱۸) و (۱۹).

مرحله ۸. تخصیص شرکت‌ها به کلاس رتبه‌بندی C_k بر اساس مقایسه شاخص نزدیکی C^*_{ai} آنها و پروفایل‌های ریسک C^*_{pk} با استفاده از معادلات (۲۰)، (۲۱) و (۲۲).

مدل تصمیم‌گیری چندمعیاره پیشنهادی برای پیش‌بینی رتبه‌بندی اعتباری، چندین روش پیشرفته را برای افزایش دقت و قابلیت تفسیر پیش‌بینی‌ها ادغام می‌کند. در اینجا برای ساده‌سازی این روش، توضیح مفصلی از سهم و اعتبارسنجی هر روش ارائه می‌شود:

- نرمال‌سازی و پیش‌پردازش داده‌ها. پیش از هرگونه تبدیل، داده‌ها باید به درستی نرمال‌سازی و پیش‌پردازش شوند. این شامل بررسی داده‌های پرت، مقادیر از دست رفته و اطمینان از سازگاری داده‌ها است. از نرمال‌سازی استاندارد برای مقیاس‌بندی داده‌ها بین ۰ و ۱ استفاده می‌شود. این مرحله تضمین می‌کند که داده‌های ورودی در قالب مناسبی برای تحلیل بعدی قرار دارند و ریسک ایجاد سوگیری یا خطا در طول پیش‌پردازش را به حداقل می‌رسانند.

¹. Xiao

- انتخاب ویژگی مبتنی بر همبستگی و خوشه‌بندی c-means فازی. این مدل از انتخاب ویژگی مبتنی بر همبستگی برای شناسایی مرتبط‌ترین و غیر تکراری‌ترین معیارها بنا بر مجموعه کلان داده استفاده می‌کند. این مرحله ابعاد داده‌ها را کاهش داده و کارایی مدل را بهبود می‌بخشد. سپس از خوشه‌بندی c-means فازی برای ساخت ماتریس تصمیم‌گیری با استفاده از تخصیص مجموعه‌های فازی به هر گزینه بر اساس معیارهای انتخابی استفاده می‌شود. این روش مبتنی بر داده، سوگیری ذهنی را به حداقل رسانده و تضمین می‌کند که مجموعه‌های فازی به طور دقیق توزیع داده‌های اساسی را نشان می‌دهند. اعتبارسنجی تخصصی تضمین می‌کند که مجموعه‌های فازی واقع‌بینانه و معنادار هستند و همسو با دانش متخصص مالی می‌باشند.
- روش بهترین- بدترین فازی. روش بهترین- بدترین فازی برای تعیین وزن‌های محلی اولیه معیارها بکار گرفته می‌شود. این روش شامل متخصصانی است که مهم‌ترین و کم‌اهمیت‌ترین معیارها را شناسایی می‌کنند و سپس جفت مقایسه‌ها را برای ارزیابی اهمیت نسبی همه معیارها انجام می‌دهند. این فرآیند به گنجاندن قضاوت کارشناسی و مدیریت عدم قطعیت‌های ذاتی در ارزیابی‌های رتبه‌بندی اعتباری کمک می‌کند. روش بهترین- بدترین فازی تضمین می‌کند که وزن معیارها هم داده‌های کمی و هم بینش کارشناسی را منعکس می‌کند و در نتیجه قابلیت اطمینان مدل را افزایش می‌دهد.
- ارائه نقشه‌های شناخت فازی. نقشه شناخت فازی برای مدل‌سازی پویای تعاملات بین معیارها مورد استفاده قرار می‌گیرد. برخلاف مدل‌های ایستا، نقشه شناخت فازی امکان نمایش روابط پیچیده و دوطرفه میان معیارها را فراهم ساخته و چگونگی تأثیر تغییرات در یک معیار بر سایر معیارها را نشان می‌دهد. این مدل‌سازی پویا برای انعکاس دقیق وابستگی‌های متقابل در داده‌های مالی که اغلب در روش‌های سنتی نادیده گرفته می‌شوند، بسیار مهم است. روابط علی اولیه در نقشه شناخت فازی بر پایه دانش دامنه و ورودی متخصص تعریف می‌شوند. سپس روابط با استفاده از الگوریتم کلونی زنبور مصنوعی بهینه می‌شوند که از طریق بررسی تخصصی و آزمون‌های استحکام اعتبارسنجی می‌شود. اعتبارسنجی تخصصی تضمین می‌کند که روابط علی در نقشه شناخت فازی به طور دقیق تعاملات مالی دنیای واقعی را منعکس می‌کنند و آزمون‌های استحکام، پایداری مدل را تأیید می‌کنند.

- روش TOPSIS-Sort-C فازی. این روش برای مرتب‌سازی شرکت‌ها در دسته‌های از پیش تعریف‌شده رتبه‌بندی اعتباری بر پایه نزدیکی نسبی آنها به راه‌حل ایده‌آل بکار گرفته می‌شود. روش TOPSIS-Sort-C فازی به مسأله معکوس رتبه‌بندی رایج در روش کلاسیک ترجیح ترتیب بر اساس شباهت به راه‌حل ایده‌آل می‌پردازد و منطق فازی را برای مدیریت عدم قطعیت در داده‌های مالی در نظر می‌گیرد. این روش تضمین می‌کند که رتبه‌بندی‌های اعتباری نهایی قوی و قابل تفسیر هستند و به خوبی با نیازهای آژانس‌های سنجش اعتبار و مؤسسات مالی همسو می‌شوند.
- ادغام و تجمیع در چارچوب تصمیم‌گیری چندمعیاره. ادغام روش‌های فوق در چارچوب تصمیم‌گیری چندمعیاره پیشنهادی از طریق آزمون خارج از نمونه تأیید می‌شود که به ارزیابی تعمیم‌پذیری مدل کمک کرده و تضمین می‌کند که نتایج نهایی به مجموعه داده خاصی بیش‌برازش نشده‌اند.

۵. ارزیابی تجربی

برای نشان دادن کارایی روش پیشنهادی، این مطالعه از مجموعه داده جامعی شامل شرکت‌های آمریکایی استفاده می‌کند. به طور خاص، از رتبه‌بندی اعتباری استاندارد و فقر (S&P) برای نشان دادن کلاس رتبه‌بندی هدف استفاده می‌کنیم. رتبه‌بندی‌های اعتباری چندین هدف را دنبال می‌کنند: آنها یک ارزیابی عینی و شخص ثالث از ثبات مالی شرکت و معیاری قابل اعتماد از قابلیت آن در انجام تعهدات مالی‌شان ارائه می‌دهند. ماهیت استاندارد آنها امکان مقایسه آسان میان صنایع و کشورها را فراهم می‌کند. علاوه بر این، رتبه‌های پایین می‌توانند باعث ایجاد بندهایی در قراردادهای بدهی شوند که ممکن است منجر به مذاکره مجدد شرایط یا تسریع بازپرداخت شود و سطح بیشتری از بررسی و پیامد را برای شرکت‌های مشکل‌دار اضافه کرده و در نتیجه کارایی آنها را به عنوان ابزار نظارتی افزایش می‌دهد. با این وجود، فرآیند رتبه‌بندی ممکن است زمان‌بر و پرمنبع باشد زیرا کارشناسان آژانس‌های رتبه‌بندی، تحلیل‌های جامعی را برای ارزیابی اعتبار یک شرکت انجام می‌دهند. برای غلبه بر این مشکل، روش پیشنهادی از داده‌های جمع‌آوری‌شده استفاده کرده است که در عین حال تخصص تصمیم‌گیرندگان را نیز در بر می‌گیرد.

علاوه بر این، مدل تصمیم‌گیری چندمعیاره پیشنهادی از طریق چندین مکانیسم به موضوع ذهنیت در ارزیابی‌های رتبه‌بندی اعتباری می‌پردازد. ابتدا، با استفاده از روش مبتنی بر داده مانند انتخاب ویژگی مبتنی بر همبستگی، مدل به

طور عینی معیارهای مرتبط و غیر اضافی را شناسایی می‌کند. این امر اتکا به قضاوت ذهنی در انتخاب اولیه معیارها را کاهش می‌دهد. سپس، روش بهترین- بدترین فازی با تجميع قضاوت‌های چندین متخصص، سوگیری‌های فردی را کاهش داده و به نمایش متعادل‌تری از وزن معیارها دست می‌یابد. سوم، متخصصان مقادیر اولیه و کران‌هایی را برای وزن تعاملات معیارها ارائه می‌دهند که در ادامه با استفاده از الگوریتم کلونی زنبور مصنوعی بهینه می‌شوند. این امر به انعکاس دقیق وابستگی‌های متقابل پیچیده در رتبه‌بندی‌های اعتباری کمک می‌کند.

۱-۵. داده‌ها

به منظور ارائه ارزیابی جامع از اعتبار شرکت‌ها، این مطالعه رویکردی را که در آخرین تحقیقات (روی و همکاران، ۲۰۲۳؛ اسلاپنیک^۱ و لون‌کارسکی^۲، ۲۰۲۳؛ لیو^۳ و همکاران، ۲۰۲۳) ارائه شده اتخاذ می‌کند و دو نوع شاخص مالی و غیرمالی را ترکیب می‌کند. همان‌طور که از مقالات موجود مشهود است، تعداد زیادی از شاخص‌های مالی با توجه به قدرت پیش‌بینی‌شان برای پیش‌بینی رتبه‌بندی‌های اعتباری شرکت‌ها بررسی شده‌اند، وانگ و کو (۲۰۲۱) و وانگ و همکاران (۲۰۲۳) را ببینید. بنابراین، این مطالعه از شاخص‌های مالی مورد استفاده در تحقیقات تجربی قبلی (هاجک، ۲۰۱۸؛ گلبیانی و همکاران، ۲۰۲۰؛ وانگ و کو، ۲۰۲۱؛ هیرک^۴ و همکاران، ۲۰۲۲) استفاده می‌کند.

¹ . Slapnik

² . Lončarski

³ . Liu

⁴ . Hirk

به طور خاص، شاخص‌های مالی را از دسته‌های زیر انتخاب کرده‌ایم تا با الگوهای غالب سازگار باشند: (۱) بزرگی شرکت، زیرا شرکت‌های بزرگتر اغلب درآمدهای متنوع‌تر و دسترسی بهتری به تأمین مالی دارند؛ (۲) شهرت، که به عنوان شاخصی از ثبات و پتانسیل بلندمدت در نظر گرفته می‌شود؛ (۳) عضویت در صنعت، زیرا صنایع مختلف دارای پروفایل‌های ریسک متفاوتی هستند؛ (۴) نسبت‌های سودآوری، که توانایی پوشش هزینه‌های عملیاتی، بدهی خدمات و سرمایه‌گذاری مجدد برای رشد را نشان می‌دهند؛ (۵) نسبت‌های فعالیت، که نشان‌دهنده کارایی عملیاتی و تبدیل سریع‌تر دارایی‌ها به پول نقد هستند؛ (۶) پتانسیل رشد، که می‌تواند رکودها را کاهش دهد اما در صورت عدم مدیریت خوب، ریسک‌هایی را به همراه دارد؛ (۷) ساختار دارایی، که بینش‌هایی نسبت به انعطاف‌پذیری عملیاتی و میزان مواجهه شرکت با ریسک ارائه می‌دهد، (۸) نسبت‌های نقدینگی، که تضمین می‌کند تعهدات کوتاه‌مدت برآورده می‌شوند؛ (۹) نسبت‌های اهرمی، که در آن سطوح بالای بدهی منجر به عدم انعطاف‌پذیری و کمبود نقدینگی می‌شوند؛ و (۱۰) نسبت‌های ارزش‌گذاری، که دیدگاه بازار نسبت به ارزش شرکت را بر اساس درآمد و قیمت سهام آن ارزیابی می‌کنند.

در پیش‌بینی عملکرد مالی شرکت‌ها، شاخص‌های غیرمالی زبانی به طور فزاینده‌ای بکار گرفته می‌شوند که با استفاده از روش‌های مبتنی بر فرهنگ لغت (هاجک و همکاران، ۲۰۱۴؛ چن و همکاران، ۲۰۲۳) یا روش‌های یادگیری ماشین (مای^۱ و همکاران، ۲۰۱۹؛ هاجک و مانک، ۲۰۲۳) استخراج می‌شوند. روش‌های مبتنی بر فرهنگ لغت از واژگان تخصصی طراحی شده برای دسته‌های خاص احساسات استفاده می‌کنند، در حالی که یادگیری ماشین برای آموزش به مجموعه بزرگی از متون حاشیه‌نویسی شده متکی است. با این وجود، هر دو روش با اصطلاحات منحصر به فرد و تفاوت‌های ظریف خاص زبان مالی در رابطه هستند. این امر باعث می‌شود فرهنگ لغات عمومی و مدل‌های یادگیری ماشینی که روی مجموعه داده‌های عمومی آموزش داده می‌شوند، برای تحلیل مالی کمتر مؤثر باشند. برای رفع این کاستی‌ها، واژگان تخصصی احساسات مالی ارائه شده‌اند تا تحلیل احساسات دقیق‌تر و متناسب‌تری را در بخش مالی ارائه دهند. بنابراین، بنا بر مطالعات مرتبط (هاجک و همکاران، ۲۰۱۴؛ چن و همکاران، ۲۰۲۳)، این مطالعه روش مبتنی بر فرهنگ لغت ویژه امور مالی ارائه شده توسط لوگران^۲ و مک‌دونالد^۳ (۲۰۱۱) را اتخاذ می‌کند. این روش از شش فهرست از

^۱ . Mai

^۲ . Loughran

از پیش تعریف شده از کلمات استفاده می‌کند که در دسته‌های زبانی زیر سازماندهی شده‌اند: (۱) مثبت (به عنوان مثال، قابلیت، فراوانی، انجام دادن، دستیابی، فایده بردن)؛ (۲) منفی (به عنوان مثال، رها کردن، انحراف، غیرعادی، ناگهانی، غیبت)؛ (۳) دعوی (به عنوان مثال، لغو کردن، حکم دادن، ذکر شده، ادعا کردن، اصلاح کردن)؛ (۴) عدم قطعیت (به عنوان مثال، تقریباً، مبهم، خلاف قاعده، انتظار داشتن، به نظر رسیدن)؛ و (۵) مودال (به عنوان مثال، ظاهراً، قابل تصور، می‌توانست، بستگی دارد، ممکن است).

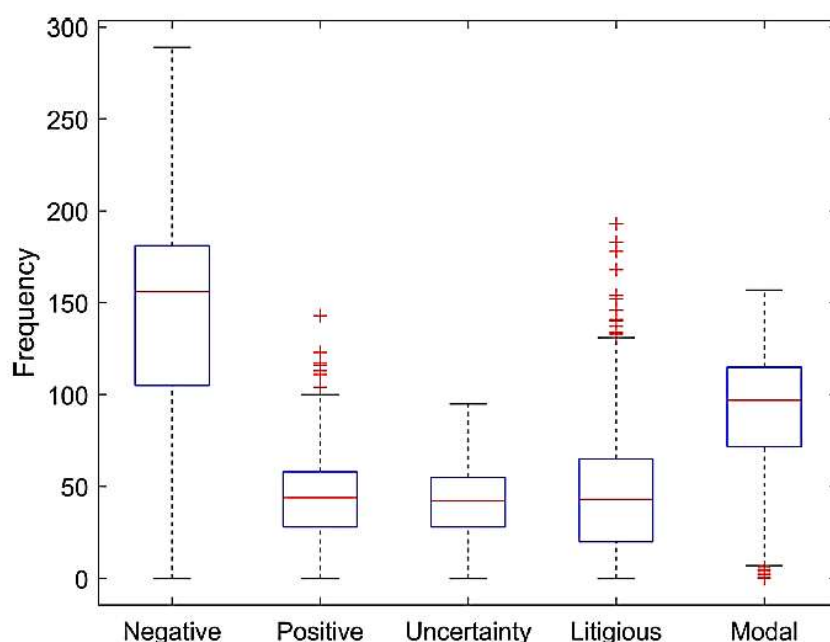
کمپبل^۱ و همکاران (۲۰۱۴) ارزش عوامل ریسک ارائه شده در گزارش‌های سالانه شرکت‌ها (10-K filings) را به عنوان شاخصی مهم از عملکرد مالی شرکت تشخیص دادند. شایان ذکر است که درک داده‌های موجود در افشای عوامل ریسک برای سرمایه‌گذاران نهادی، نهادهای نظارتی و محققان دانشگاهی از اهمیت بالایی برخوردار است. علاوه بر این، تحقیقات کمپبل و همکاران (۲۰۱۴) شواهدی ارائه می‌دهند که چنین افشاهایی تأثیر فزاینده‌ای بر قیمت‌گذاری ریسک مشتق شده توسط بازار دارند. بنا بر کمپبل و همکاران (۲۰۱۴)، از بخش‌های مرتبط با ریسک، آیتم 1A از 10-K filings (برای شرکت‌های سهامی عام در آمریکا) استفاده کردیم. فراوانی دسته‌های زبانی در شکل ۲ نشان می‌دهد که احساسات منفی و مودال در بخش‌های مرتبط با ریسک غالب هستند.

لیست ۴۰ شاخص مالی و غیرمالی مورد استفاده برای پیش‌بینی رتبه‌بندی اعتباری در جدول ۳ ارائه شده است. شاخص‌های مالی این مطالعه از پایگاه داده Compustat سال ۲۰۲۱ جمع‌آوری شده‌اند و شاخص‌های زبانی از پرونده‌های جمع‌آوری شده از پایگاه داده SEC EDGAR استخراج شده‌اند. از ابزار parsing پایتون^۲ برای استخراج بخش‌های مرتبط با ریسک مجموعه پرونده‌ها استفاده شد. در مجموع ۱۱۳۸ شرکت آمریکایی در مجموعه داده‌ها گنجانده شدند. فراوانی کلاس‌های رتبه‌بندی، همان‌طور که توسط آژانس رتبه‌بندی S&P تعیین شده در شکل ۳ ارائه شده است. متذکر می‌شویم که کلاس رتبه‌بندی «AAA» بهترین کیفیت اعتباری را نشان می‌دهد، در حالی که کلاس رتبه‌بندی «D» نشان‌دهنده پیش‌فرض است.

³ . McDonald

¹ . Campbell

² . <https://gist.github.com/anshoomehra/ead8925ea291e233a5aa2dcaa2dc61b2>



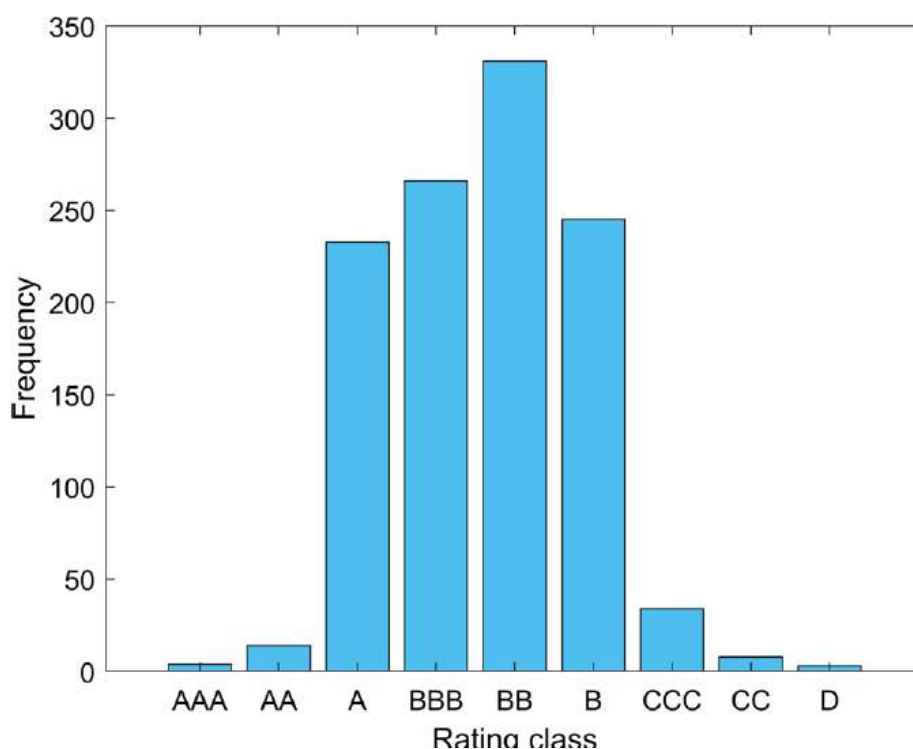
شکل ۲. فراوانی دسته‌بندی‌های زبانی در بخش مربوط به ریسک 10-K filings

جدول ۳. شاخص‌های مالی و غیرمالی مورد استفاده برای پیش‌بینی رتبه‌بندی اعتباری

شاخص‌ها	دسته
X1: کل دارایی‌ها، X2: ارزش شرکت، X3: جریان نقدی، X4: درآمدها	بزرگی شرکت
X5: سهام در اختیار افراد داخلی، X6: سهام در اختیار مؤسسات	اعتبار شرکت
X7: کد SIC	صنعت
X8: بازده دارایی‌ها، X9: بازده حقوق صاحبان سهام، X10: حاشیه سود خالص، X11: حاشیه سود عملیاتی، X12: بازده سرمایه، X13: ارزش شرکت / EBITDA	سودآوری
X14: کل دارایی‌ها به درآمدها، X15: تغییر در سرمایه در گردش غیرنقدی، X16: کل دارایی‌ها به درآمد عملیاتی	فعالیت
X17: رشد درآمدها (۳ سال گذشته)	توانایی رشد
X18: دارایی‌های نامشهود به کل دارایی‌ها، X19: دارایی‌های ثابت به کل دارایی‌ها، X20: سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها، X21: سرمایه در گردش غیرنقدی	ساختار دارایی‌ها
X22: نسبت وجه نقد، X23: نسبت جاری	نقدینگی
X24: بدهی بازار به کل دارایی‌ها، X25: بدهی دفتری به کل دارایی‌ها، X26: ارزش بازار به کل دارایی‌ها، X27: نسبت خالص	اهرم مالی
X28: نسبت پرداخت، X29: بقاء، X30: قیمت به ارزش دفتری، X31: بازده سود سهام، X32: قیمت سهام به سود، X33: قیمت سهام به فروش، X34: تغییر قیمت سهام ۳ ساله، X35: قیمت سهام از بالا به پایین	ارزش‌گذاری
X36: فراوانی کلمات مثبت (در بخش مربوط به ریسک 10-K یا 20-F)، X37: فراوانی کلمات منفی، X38: فراوانی کلمات دادخواهی، X39: فراوانی کلمات عدم قطعیت، X40: فراوانی عبارات مودال کلمات	غیرمالی

۵-۲. نتایج تجربی

گام اولیه، گردآوری تیمی از متخصصان به نمایندگی از تصمیم‌گیرندگان است. در این مطالعه، هیئت تصمیم‌گیرندگان شامل سه متخصص، یک با تجربه از آژانس رتبه‌بندی اعتباری، یک با سابقه بانکداری و یک متخصص دانشگاهی در تحلیل مالی، است. هدف آنها دستیابی به اجماع در ارزیابی تصمیم‌گیری چندمعیاره است. نتایج روش تصمیم‌گیری چندمعیاره پیشنهادی در ادامه به تفصیل ارائه شده‌اند.



شکل ۳. فراوانی کلاس‌های رتبه‌بندی در مجموعه داده‌ها

جدول ۴. مقادیر میانگین و انحراف معیار معیارهای انتخاب شده

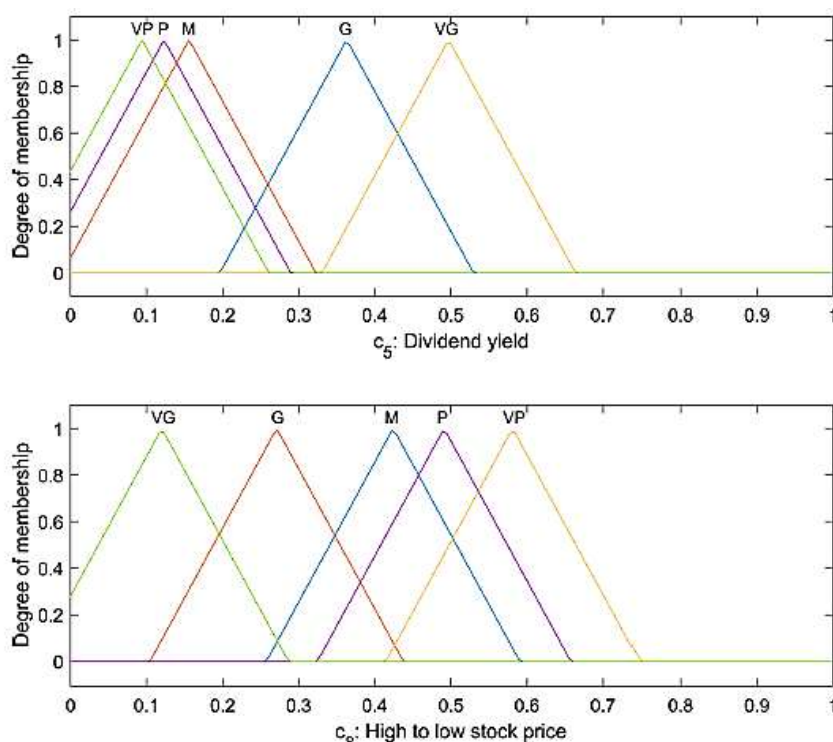
معیار	میانگین	انحراف استاندارد
c1: ارزش شرکت	39720.1	36714.8
c2: درآمدها	13083.0	30811.9
c3: بازده حقوق صاحبان سهام	0.066	0.380
c4: بدهی بازار به کل دارایی‌ها	0.423	0.247
c5: بازده سود سهام	0.028	0.049
c6: تغییرات قیمت سهام	0.248	0.203
c7: قیمت سهام به سود	0.066	0.380
c8: قیمت سهام از حداکثر به حداقل	49.3	415.8

مرحله ۱

در مرحله اول، داده‌ها ابتدا با استفاده از نسبت آموزش-آزمایش 4:1 به زیرمجموعه‌های آموزش و آزمایش تقسیم شدند.

از نمونه‌گیری طبقه‌بندی شده برای حفظ نسبت کلاس‌های رتبه‌بندی در داده‌های آموزش و آزمایش استفاده شد.

سپس، با استفاده از داده‌های آموزشی، از روش فیلتر مبتنی بر همبستگی برای انتخاب مجموعه‌ای از معیارهای مرتبط و غیر تکراری استفاده شد. بدین منظور، از کار فونگ و همکاران (۲۰۱۸) پیروی شد و پارامترهای الگوریتم گرده افشانی گل را به شرح زیر تنظیم کردیم: اندازه جمعیت = ۲۰، گرده افشانی = ۰/۳۳، تعداد تکرار = ۲۰، ضریب آشوب = ۴/۰ و احتمال جهش = ۰/۰۱. با استفاده از فیلتر مبتنی بر همبستگی، از میان ۴۰ شاخص جدول ۳، هشت شاخص انتخاب شدند. آمار توصیفی آنها در جدول ۴ ارائه شده است. شاخص‌های ارزش‌گذاری و شاخص‌های اندازه شرکت به صورت قویاً نمایش داده شدند، در حالی که شاخص‌های زبانی با قدرت پیش‌بینی کمتر، تکراری بودند. این زیرمجموعه هشت شاخصی در مراحل بعدی روش تصمیم‌گیری چندمعیاره پیشنهادی بکار گرفته می‌شود.



شکل ۴. نمایش توابع عضویت مثلثاتی تولید شده با استفاده از الگوریتم c-means فازی به ازای معیارهای مثبت (c5) و منفی (c8)

مرحله ۲

در مرحله a2، الگوریتم c-means فازی برای تعیین پارامترهای اعداد فازی مثلثاتی در ماتریس تصمیم‌گیری مورد استفاده قرار می‌گیرد. برای دستیابی به نتایج خوشه‌بندی قابل اعتماد و کارا، مقادیر همه متغیرها در بازه $[0, 1]$ نرمال‌سازی می‌شوند. بنابراین، تأثیر داده‌های پرت و تفاوت‌های مقیاس کاهش می‌یابد. همان‌طور که در بالا بیان شد، پنج خوشه تولید شدند که متناظر پنج اصطلاح زبانی (از VP برای عملکرد بسیار ضعیف تا VG برای عملکرد بسیار خوب) هستند. برای اهداف توضیحی، شکل ۴ توابع عضویت مثلثاتی را نشان می‌دهد که پارامترهای اعداد فازی مثلثاتی مورد استفاده را نشان می‌دهند. به طور خاص، شکل ۴ دو نوع معیار را نشان می‌دهد، یکی مثبت (c5: بازده سود سهام) و دیگری منفی (c8: قیمت سهام از حداکثر به حداقل).

در مرحله b2، تصمیم‌گیرندگان، ماتریس پروفایل‌های ریسک مشخصه را با استفاده از پنج اصطلاح زبانی تعیین کردند (جدول ۳). متذکر می‌شویم که پروفایل‌های ریسک مشخصه P_1 و P_9 به ترتیب نشان‌دهنده راه‌حل ایده‌آل منفی فازی و راه‌حل ایده‌آل مثبت فازی نیز هستند (مرحله c2).

مرحله ۳

در مرحله ۳a، وزن معیارهای محلی با استفاده از روش بهترین-بدترین فازی تعیین شدند. تصمیم‌گیرندگان ابتدا بهترین و بدترین معیارها را انتخاب کرده و سپس با استفاده از اصطلاحات زبانی جدول ۲، جفت مقایسه‌ها را انجام دادند. جداول ۶ و ۷ به ترتیب بردارهای حاصل از ترجیحات بهترین نسبت به بقیه و ترجیحات بدترین نسبت به بقیه را نشان می‌دهند.

جدول ۵. پروفایل‌های ریسک

Risk profile	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6	c_7	c_8
P_9 (FPIS)	VG	VG	VG	VG	VG	VG	VG	VG
P_8	VG	VG	VG	G	G	G	VG	G
P_7	G	G	VG	G	G	G	G	G
P_6	M	M	G	M	M	M	G	M
P_5	M	M	M	M	M	M	M	M
P_4	P	M	M	M	M	M	M	P
P_3	VP	P	P	P	P	P	P	P
P_2	VP	VP	P	VP	P	VP	P	VP
P_1 (FNIS)	VP	VP	VP	VP	P	VP	VP	VP

جدول ۶. بردار ترجیحات بهترین نسبت به بقیه

Best to others c_4	c_1 (3/2,2,5/2)	c_2 (3/2,2,5/2)	c_3 (5/2,3,7/2)	c_4 (1,1,1)
Best to others c_4	c_5 (2/3,1,3/2)	c_6 (2/3,1,3/2)	c_7 (3/2,2,5/2)	c_8 (2/3,1,3/2)

جدول ۷. بردار ترجیحات بدترین نسبت به بقیه

Others to the worst	c_3
c_1	(3/2,2,5/2)
c_2	(2/3,1,3/2)
c_3	(1,1,1)
c_4	(5/2,3,7/2)
c_5	(2/3,1,3/2)
c_6	(3/2,2,5/2)
c_7	(3/2,2,5/2)
c_8	(5/2,3,7/2)

کتابخانه پایتون pyDecision برای شناسایی وزن‌های فازی بهینه با استفاده از جواب مسأله بهینه‌سازی با قیود

غیرخطی در معادله (۷) بکار گرفته شد. در مجموع، نسبت سازگاری قابل قبول ۰/۱۲۵ و مقدار اپسیلون ۰/۸۳۵ بدست

آمد. در نهایت، وزن‌های فازی با استفاده از نمایش ادغام میانگین درجه‌بندی شده به وزن‌های قطعی تبدیل می‌شوند. همان‌طور که در جدول ۱۱ مشاهده می‌شود، مهمترین معیار C4: بدهی بازار به کل دارایی‌ها است در حالی که C3: بازده حقوق صاحبان سهام، کمترین اهمیت را دارد.

برای بدست آوردن وزن‌های تعاملی، ابتدا کران‌های وزن‌های نقشه شناخت فازی توسط تصمیم‌گیرندگان در شکل ۵ با استفاده از اصطلاحات زبانی جدول ۹ ارائه می‌شوند. ۱۷ تعامل، همان‌طور که توسط تصمیم‌گیرندگان شناسایی شده‌اند، با استفاده از الگوریتم کلونی زنبور مصنوعی با اندازه کلونی ۱۰۰ (۵۰ زنبور کارگر، ۵۰ زنبور ناظر و یک زنبور دیده‌بان در هر تکرار) تنظیم شدند. بنابراین، وزن‌های تعاملی معیارها را می‌توان محاسبه و با وزن‌های محلی ترکیب کرد. جدول ۱۰ وزن‌های محلی، تعاملی و سراسری نرمال شده معیارها را نشان می‌دهد.

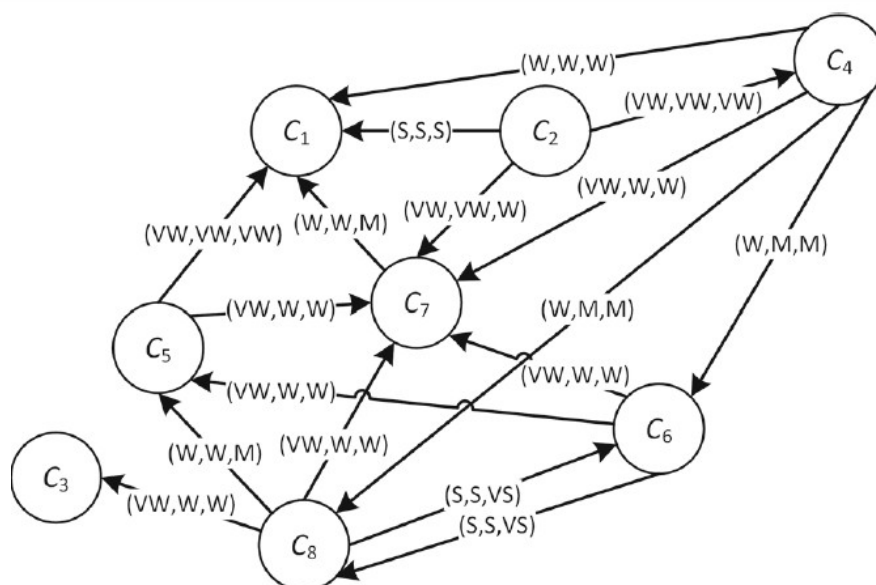
در پایان، شاخص‌های نزدیکی نسبی محاسبه شده و با شاخص‌های پروفایل‌های ریسک مشخصه مقایسه شدند. در نتیجه، همان‌طور که در شکل ۶ نشان داده شده، شرکت‌ها می‌توانند به صورت کلاس‌های رتبه‌بندی، طبقه‌بندی شوند.

جدول ۸. وزن‌های محلی معیارها

Criterion	Optimal fuzzy weight	Local crisp weight $\tilde{w}_i^*$
c_1	(0.022, 0.057, 0.356)	0.101
c_2	(0.042, 0.073, 0.341)	0.112
c_3	(0.004, 0.044, 0.163)	0.057
c_4	(0.173, 0.212, 0.647)	0.278
c_5	(0.001, 0.037, 0.509)	0.110
c_6	(0.032, 0.053, 0.414)	0.110
c_7	(0.055, 0.073, 0.520)	0.145
c_8	(0.029, 0.029, 0.380)	0.088

جدول ۹. اصطلاحات زبانی برای ارزیابی تعاملات معیارها

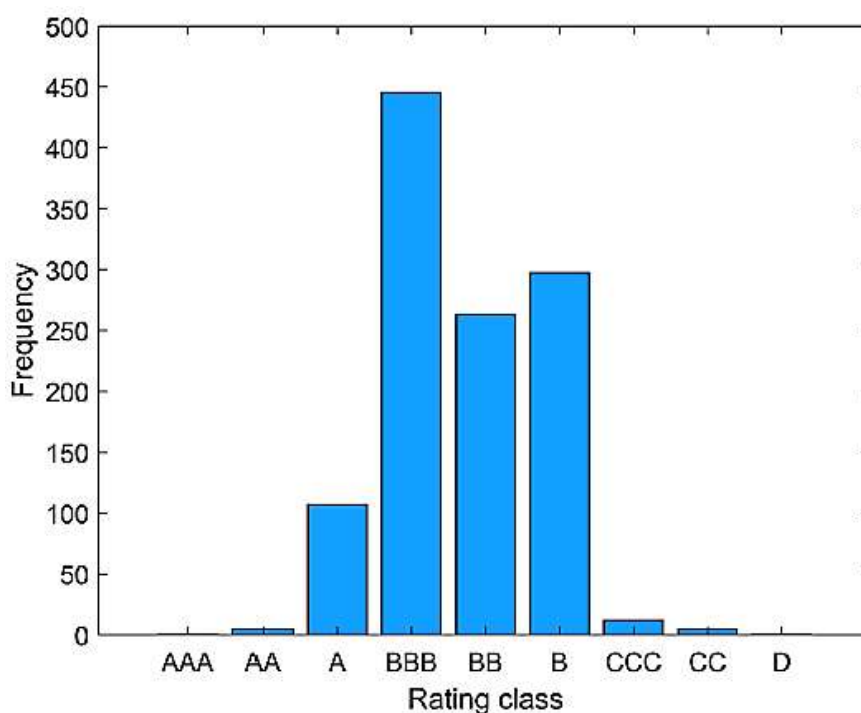
Linguistic term	TFN
Very strong (VS)	(0.7, 0.9, 1.0)
Strong (S)	(0.5, 0.7, 0.9)
Medium (M)	(0.3, 0.5, 0.7)
Weak (W)	(0.1, 0.3, 0.5)
Very weak (VW)	(0.0, 0.1, 0.3)



شکل ۵. کران‌های تأثیرات متقابل بین معیارها که توسط سه تصمیم‌گیرنده ارائه شده است

جدول ۱۰. وزن‌های محلی، تعاملی و سراسری نرمال‌شده معیارها

Criterion	Local weight $\tilde{w}_i^*$	Interaction weight w_i'	Global weight w_i
c_1	0.101	0.000	0.064
c_2	0.112	0.757	0.118
c_3	0.057	0.000	0.035
c_4	0.278	0.878	0.309
c_5	0.110	0.370	0.089
c_6	0.110	0.790	0.125
c_7	0.145	0.300	0.120
c_8	0.088	0.868	0.104



شکل ۶. فراوانی کلاس‌های رتبه‌بندی در مجموعه داده‌های حاصل از روش تصمیم‌گیری چندمعیاره فازی پیشنهادی برای اعتبارسنجی نتایج، کلاس رتبه‌بندی پیش‌بینی‌شده را با کلاس‌های حاصل از آژانس رتبه‌بندی اعتباری S&P مقایسه می‌کنیم. بدین ترتیب، رتبه‌بندی‌های اعتباری آژانس رتبه‌بندی S&P به عنوان کلاس‌های رتبه‌بندی هدف بکار گرفته می‌شوند. شایان ذکر است که این رتبه‌بندی‌های هدف در فرآیند انتخاب ویژگی مورد استفاده قرار می‌گیرند، بنابراین اگرچه وزن معیارهای مورد استفاده آژانس رتبه‌بندی اعتباری مشخص نیست، منطقی است که فرض کنیم کلاس‌های رتبه‌بندی پیش‌بینی‌شده ما با کلاس‌های S&P همپوشانی دارند. این روش اعتبارسنجی مطابق با مقالات قبلی (دومپوس و فیگوئرا، ۲۰۱۹) اتخاذ شده و از رتبه‌بندی‌های اعتباری S&P به عنوان معیارهای خارجی (نه لزوماً دقیق) استفاده می‌شود.

دقت کلی روش تصمیم‌گیری چندمعیاره پیشنهادی ۵۲/۲۰٪ است و طبقه‌بندی دقیق در ماتریس درهم‌ریختگی در شکل ۲ ارائه شده است. شایان ذکر است که دقت طبقه‌بندی به طور قابل توجهی در کلاس‌های رتبه‌بندی متفاوت است و از ۲۳٪/۵ (برای کلاس «CCC») تا ۷۳٪/۵ (برای کلاس «B») متغیر است. به طور کلی، دقت پایین‌تری برای کلاس‌هایی با کیفیت اعتباری عالی یا ضعیف مشاهده می‌شود، در حالی که برای کلاس‌هایی با کیفیت اعتباری متوسط، نرخ انطباق

بالایی بدست می‌آید. علاوه بر این، تقریباً ۹۳/۶٪ شرکت‌ها حداکثر یک انحراف کلاس رتبه‌بندی (یک کلاس فاصله) از کلاس رتبه‌بندی واقعی S&P را نشان می‌دهند. در نهایت، نتایج بدست‌آمده با استفاده از ضریب همبستگی رتبه‌ای Kendall، $\tau = 0.636$ ، نیز اعتبارسنجی می‌شوند که نشان‌دهنده سطح بالایی از اجماع بین طبقه‌بندی‌های بدست‌آمده و هدف است.

برای نشان دادن کارایی روش پیشنهادی، مقایسه‌ای با چندین روش، از جمله روش‌های سنتی مبتنی بر یادگیری ماشین و روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره مورد استفاده در مطالعات قبلی، انجام می‌دهیم.

ابتدا، مدل پایه با استفاده از روش بهترین-بدترین فازی برای تعیین وزن معیارها و fuzzy-TOPSIS-Sort-C برای مرتب‌سازی (روی و همکاران، ۲۰۲۳) در نظر گرفته می‌شود تا نقش روش نقشه شناخت فازی در تعیین وزن معیارها نشان داده شود. جدول ۱۱ نشان می‌دهد که تمام معیارهای عملکرد در نظر گرفته شده در روش پیشنهادی بهبود یافته‌اند. شایان ذکر است که روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره جایگزین، مانند PROMETHEE II فازی (چن و همکاران، ۲۰۲۳b) و ELECTRE TRI-NC (دومپوس و فیگوئرا، ۲۰۱۹) را نیز بررسی کردیم. برای روش ELECTRE TRI-NC، بنا بر (دومپوس و فیگوئرا، ۲۰۱۹)، از قانون اکثریت ضعیف برای تعیین آستانه معیارها استفاده شد و میانگین‌های کلاس رتبه‌بندی معیارها برای اقدامات مرجع (پروفایل‌های ریسک) بکار گرفته شد.

AAA	1	1	2	0	0	0	0	0	0
AA	0	4	7	2	0	1	0	0	0
A	0	0	84	119	24	6	0	0	0
BBB	0	0	14	185	55	12	0	0	0
BB	0	0	0	124	127	80	0	0	0
B	0	0	0	14	49	180	2	0	0
CCC	0	0	0	2	6	18	8	0	0
CC	0	0	0	0	2	1	1	4	0
D	0	0	0	0	0	0	1	1	1
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	CC	D

Predicted rating class

شکل ۷. ماتریس درهم‌ریختگی برای روش تصمیم‌گیری چندمعیاره فازی پیشنهادی

با این وجود، همان‌طور که در جدول ۱۱ مشاهده می‌شود، این روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره عملکرد نسبتاً ضعیفی دارند و به ترتیب دقت ۳۹/۷۲٪ و ۳۱/۷۵٪ را نشان دادند. این امر اعتبار روش fuzzy-TOPSIS-Sort-C مورد استفاده را تأیید می‌کند.

دوم، مدل‌های جنگل تصادفی و LightGBM به عنوان روش‌های معیار پیشرفته در پیش‌بینی رتبه‌بندی اعتباری بکار گرفته می‌شوند (رن^۱ و همکاران، ۲۰۲۳). علاوه بر این روش‌های یادگیری جمعی، چندین روش سنتی مبتنی بر یادگیری ماشین، از جمله درخت تصمیم (C5.0 (DT)، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)، با استفاده از لایه پنهان با تعداد متغیر نورون‌ها در محدوده [5,100]، رگرسیون لجستیک (LR) و ماشین بردار پشتیبان (با استفاده از هسته چندجمله‌ای با پیچیدگی C در محدوده [0.1,128]) بکار گرفته شدند. نتایج جدول ۱۱ نشان می‌دهند که مدل پیشنهادی در تمام معیارهای عملکردی در نظر گرفته شده است و علیرغم عملکرد بهتر از مدل‌های پیشرفته مبتنی بر یادگیری ماشین، به نتایج رضایت‌بخشی دست می‌یابد. با توجه به اینکه مدل به وزن معیارهای تصمیم‌گیرندگان متکی است، این می‌تواند یک دستاورد عالی تلقی شود.

^۱. Ren

در مجموعه‌ای از بررسی‌های بعدی، سهم هر روش در روش تصمیم‌گیری چندمعیاره پیشنهادی از نظر دقت کلی پیش‌بینی رتبه‌بندی اعتباری را با استفاده از وزن‌های معیار برابر به عنوان معیار، بررسی کردیم. نتایج جدول ۱۲ نقش محوری وزن‌های معیارهای محلی، آن‌گونه که توسط روش بهترین-بدترین فازی تعیین شده را در افزایش دقت روش TOPSIS-SORT-C فازی تأیید می‌کند. در عین حال، وزن‌های تعامل معیارها که از روش نقشه شناخت فازی بدست آمده‌اند، نتایج رقابتی را از نظر همبستگی Kendall، τ ، بدست می‌آورند. ادغام هر دو روش منجر به بهبود عملکرد کلی پیش‌بینی می‌شود. این نتایج نشان می‌دهند که روش بهترین-بدترین فازی، دقت پیش‌بینی‌ها را افزایش می‌دهد، در حالی که نقشه شناخت فازی ساختار ترتیبی داده‌ها را به طور مؤثری ثبت می‌کند. این امر، ترکیب این روش‌ها را در چارچوب تصمیم‌گیری چندمعیاره پیشنهادی توجیه می‌کند.

در نهایت، به منظور ارزیابی تاب‌آوری و انسجام درونی مدل تصمیم‌گیری چندمعیاره، تحلیل حساسیت از طریق تنظیم وزن معیارها انجام می‌شود (روی و همکاران، ۲۰۲۳). بدین منظور، وزن‌های محلی و تعاملی هر معیار به طور همزمان $\pm 20\%$ تغییر می‌کنند. بنابراین، تأثیر هر معیار بر کلاس رتبه‌بندی به صورت جداگانه بررسی می‌شود. با توجه به اندازه نمونه شرکت‌ها، تحلیل ما فقط تغییرات در دقت طبقه‌بندی حاصل را در نظر می‌گیرد.

جدول ۱۱. مقایسه عملکرد طبقه‌بندی با روش‌های موجود

Category	Method	Accuracy (%)	1-class-away accuracy (%)	Kendall τ
ML	DT	49.86	87.78	0.5837
	MLP	52.50	90.92	0.6446
	LR	52.57	91.87	0.6529
	SVM	55.01	92.73	0.6710
	Random forest	58.52	94.20	0.7099
	LightGBM	60.19	95.31	0.7278
MCDM	Fuzzy BWM+ELECTRE TRI-NC	31.78	75.31	0.3488
	Fuzzy BWM+fuzzy PROMETHEE II	39.72	76.54	0.4699
	Fuzzy BWM+fuzzy-TOPSIS–Sort-C	50.97	93.06	0.6231
	Proposed method	52.20	93.59	0.6361

جدول ۱۲. سهم روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره اعمال شده در عملکرد طبقه‌بندی TOPSISORT-C فازی

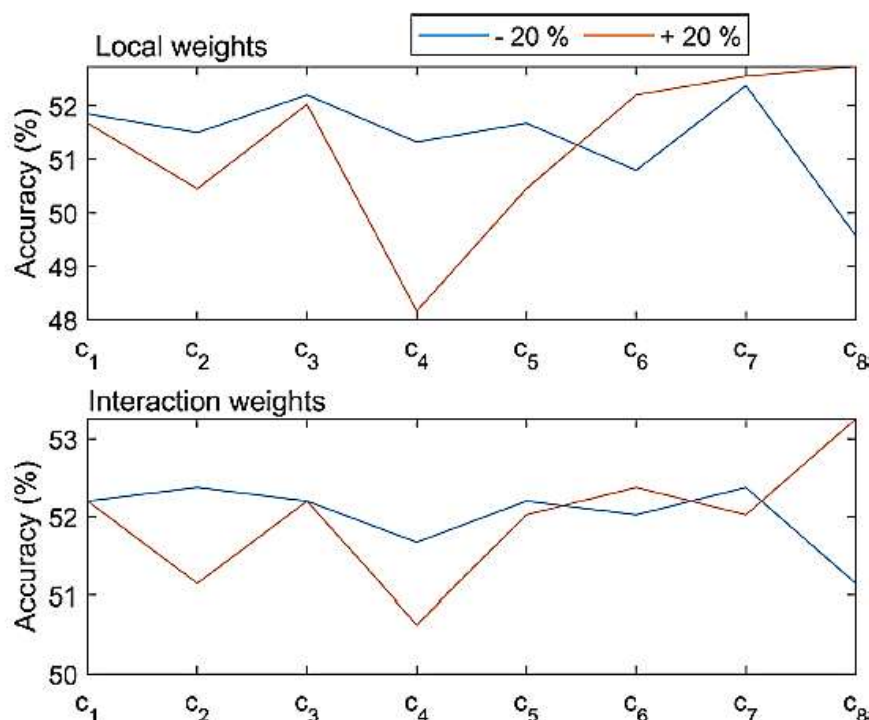
Combination of techniques	Accuracy (%)	1-class-away accuracy (%)	Kendall τ
fuzzy-TOPSIS–Sort-C with equal criteria weights	40.57	87.25	0.6271
fuzzy-TOPSIS–Sort-C with fuzzy BWM	50.97	93.06	0.6231
fuzzy-TOPSIS–Sort-C with FCM	43.27	89.05	0.6362
fuzzy-TOPSIS–Sort-C with fuzzy BWM and FCM	52.20	93.59	0.6361

نتایج نشان داده شده در شکل ۸ تغییر مشخصی را در دقت طبقه‌بندی به ازای وزن‌های محلی و تعاملی نشان می‌دهند، در نتیجه، عدم تطابق در دسته‌های رتبه‌بندی پس از اصلاح وزن معیارها را برجسته می‌کنند. به طور خاص، افزایش بیشتر وزن مهمترین معیار اهرمی یعنی C4 منجر به کاهش دقت طبقه‌بندی می‌شود، در حالی که با افزایش وزن معیارهای ارزیابی C7 و C8 می‌توان به همسویی بیشتری با رتبه‌بندی اعتباری هدف دست یافت.

۶. بحث

نتایج مطالعه نشان می‌دهند که می‌توان مدل تصمیم‌گیری چندمعیاره مبتنی بر داده ایجاد کرد تا رتبه‌بندی اعتباری شرکت‌ها را به طور مؤثری و با درجه بالایی از سازگاری با رتبه‌بندی آژانس‌های رتبه‌بندی بسیار معتبر پیش‌بینی کند. در مقایسه با مدل‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره قبلی که در جدول ۱ ذکر شده، روش ما از مجموعه داده نسبتاً بزرگ استفاده می‌کند. اگرچه چنین مجموعه داده بزرگی ممکن است هنگام ارزیابی معیارهای مالی و غیرمالی شرکت‌های منفرد بر اساس نظرات مدیران تصمیم‌گیری، چالش‌هایی ایجاد کند، اما شناسایی کارآمدتر پارامترهای عدد فازی مثلثاتی

تخصیص داده شده به اصطلاحات زبانی با استفاده از تحلیل خوشه‌ای فازی را نیز تسهیل می‌کند. بنابراین، نیازی نیست به مجموعه‌های فازی به طور یکنواخت توزیع شده ناکارآمد در جهان تکیه کنیم که به طور ویژه در تعیین طیف وسیعی از مقادیر (با وجود مقادیر زیاد) معیارهای ارزیابی فردی صدق می‌کنند که دقیقاً در ارزیابی ریسک اعتباری شرکت‌ها، طبق آمار توصیفی نمونه، نادرست هستند. برای دستیابی به دقت و قابلیت تفسیر اصطلاحات زبانی، اصلاح پارامترهای عدد فازی مثلثاتی با استفاده از قضاوت تصمیم‌گیرندگان در تحقیقات آتی پیشنهاد می‌شود.



شکل ۸. تحلیل حساسیت دقت طبقه‌بندی با تغییر وزن معیارهای محلی و تعاملی

روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره قبلی بر انتخاب معیارها توسط تصمیم‌گیرندگان یا سیستم‌های رتبه‌بندی موجود مانند CAMELS متکی هستند (وانک و همکاران، ۲۰۲۲) که پیچیدگی فرآیند رتبه‌بندی انجام شده توسط متخصصان رتبه‌بندی اعتباری را به طور کامل منعکس نمی‌کنند. آژانس‌های سنجش اعتبار، تمام معیارها و وزن‌های آنها را منتشر نمی‌کنند و شناسایی معیارهای مناسب را چالش برانگیز می‌کنند. در موارد روش‌های قبلی بیان می‌شد که از چندین عامل ارزیابی استفاده شده، بدون این که ارتباط یا افزونگی آنها را در فرآیند رتبه‌بندی در نظر بگیرند، تحقیقات قبلی صرفاً از روش‌های کاهش ویژگی آماری استفاده می‌کردند (چای و همکاران، ۲۰۱۹). بنابراین، ما روش جایگزینی اتخاذ کردیم و روش فیلتر مبتنی بر همبستگی را برای کاهش عوامل سنجش اعتبار به زیرمجموعه‌ای از معیارهای مرتبط و غیر افزونگی پیاده‌سازی کردیم. بهبودهای بیشتر در دقت طبقه‌بندی مدل تصمیم‌گیری چندمعیاره می‌تواند در تحقیقات آتی با استفاده از روش انتخاب ویژگی مبتنی بر پوشش محاسباتی فشرده حاصل شود، اما این به معنای تکیه بر الگوریتم‌های بهینه‌سازی مبتنی بر جمعیت در انتخاب معیارها و وزن‌های آنها در مدل تصمیم‌گیری چندمعیاره است. به

طور مشابه، بدست آوردن پروفایل‌های ریسک مشخصه مستقیماً از داده‌ها، به جای استفاده از تصمیم‌گیرندگان، قابلیت افزایش دقت طبقه‌بندی را دارد. با این وجود، باز هم، تفسیر مالی چنین پروفایل‌هایی باید در نظر گرفته شود. کمک اضافی ما اصلاح وزن‌های کلی معیارها بر اساس تعامل پویای آنها و در عین حال حفظ تفسیر مالی‌شان است. این کار با استفاده از محدودیت‌های اعمال شده بر وزن‌های نقشه‌های شناخت فازی برای شناسایی تأثیرگذارترین معیارها در رابطه با تعاملات با معیارهای باقیمانده انجام می‌شود. برخلاف روش‌های موجود که بر روابط ایستا در دسته‌های معیارها متمرکز هستند (ایگناتیوس و همکاران، ۲۰۱۸؛ روی و شاو، ۲۰۲۳)، استفاده از نقشه شناخت فازی به ما امکان می‌دهد تا تعاملات دو طرفه پویا را مدلسازی نماییم.

با توجه به نتایج انتخاب ویژگی، اهرم مالی و شاخص‌های ارزش‌گذاری بازار به عنوان معیارهای کلیدی ظاهر شدند که با نتایج مطالعات قبلی برای شرکت‌های آمریکایی (هاجک، ۲۰۱۸) سازگار هستند. با این وجود، تحقیقات قبلی نشان می‌دهند که باید معیارهای متفاوتی برای کشورها و مناطق مختلف در نظر گرفته شود (هاجک و میچالاک، ۲۰۱۳). به طرز شگفت‌آوری، عوامل غیرمالی در نظر گرفته شده، در ارزیابی ریسک اعتباری زائد تشخیص داده شدند و این را می‌توان به محدودیت‌های روش مبتنی بر فرهنگ لغت مورد استفاده در این تحقیق نسبت داد. در نتیجه، توصیه می‌شود از مدل‌های زبانی پیچیده‌تر و بزرگ برای بررسی دقیق گزارش‌های شرکت‌ها برای مطالعات آتی استفاده شود و بر محتوای آنها که مربوط به ریسک اعتباری است، متمرکز شد.

نتایج این مطالعه چندین پیامد مهم برای رویکردهای آتی دارند. اول، با گنجاندن طیف گسترده‌ای از شاخص‌های مالی و غیرمالی، مدل پیشنهادی به شناسایی دقیق‌تر عوامل ریسک بالقوه کمک می‌کند و به سیاست‌گذاران اجازه می‌دهد تا استراتژی‌های مدیریت ریسک هدفمندتری را اجرا کنند. دوم، مؤسسات مالی و تنظیم‌کنندگان می‌توانند از این پیش‌بینی‌ها برای بررسی پیشگیرانه مسائل مربوط به نهادهای پریسک استفاده کنند و در نتیجه احتمال نکول را کاهش دهند. سوم، مدل تصمیم‌گیری چندمعیاره امکان تنظیم پویای ارزیابی ریسک را با در دسترس قرار گرفتن داده‌های جدید فراهم می‌کند. سیاست‌گذاران می‌توانند از این قابلیت برای بروزرسانی مداوم پروفایل‌های ریسک و تصمیم‌گیری به موقع بر پایه آخرین اطلاعات استفاده کنند. چهارم، قابلیت مدل در مدیریت تعاملات معیارها را می‌توان برای تحلیل سناریو بکار برد که به سیاست‌گذاران کمک می‌کند تا تأثیر بالقوه شرایط اقتصادی مختلف بر ریسک اعتباری را درک کنند. در نهایت، استفاده از معیارهای مرتبط و وزن‌های متناظر آنها، شفافیت در فرآیند سنجش اعتبار را افزایش می‌دهد. سیاست‌گذاران می‌توانند از این شفافیت برای پاسخگو نگه داشتن مؤسسات مالی در قبال شیوه‌های مدیریت ریسک‌شان استفاده کنند.

در حالی که مدل تصمیم‌گیری چندمعیاره پیشنهادی، مزایای قابل توجهی را از نظر دقت و ارزیابی ریسک پویا ارائه می‌دهد، اجرای آن در سناریوهای دنیای واقعی چالش‌های متعددی را ایجاد می‌کند. پیچیدگی مدل، منابع محاسباتی و تخصص قابل توجهی را برای اجرای مؤثر الگوریتم‌های پیشرفته ضروری می‌سازد. برای رسیدگی به نیازهای گسترده

داده‌ها، مؤسسات مالی باید از دریافت مداوم داده‌ها و سیستم‌های مدیریت داده قوی برای حفظ دقت مدل اطمینان حاصل کنند. بنابراین، مؤسسات مالی باید این عوامل را به دقت در نظر گرفته و برنامه‌های اجرایی جامعی را برای ادغام موفقیت‌آمیز مدل در فرآیندهای مدیریت ریسک خود تدوین کنند.

۷. نتیجه‌گیری

این مطالعه یک روش تصمیم‌گیری چندمعیاره برای دسته‌بندی شرکت‌ها به دسته‌های رتبه‌بندی گسسته ارائه می‌کند. این روش نوآورانه، روش بهترین-بدترین فازی و نقشه‌های شناخت فازی را برای مدیریت عدم قطعیت‌ها در تعیین وزن معیارها ترکیب می‌کند. روش انتخاب ویژگی فیلتر برای شناسایی زیرمجموعه‌ای از معیارهای مرتبط و غیر اضافی بکار برده می‌شود که عملکرد پیش‌بینی مدل را افزایش می‌دهد. ادغام TOPSIS-SORT-C فازی برای طبقه‌بندی شرکت‌ها در محیط فازی، عدم قطعیت‌های تصمیمات کارشناسی را برطرف می‌کند. به طور کلی، روش تصمیم‌گیری چندمعیاره پیشنهادی، چارچوبی مؤثر و دقیق برای پیش‌بینی سنجش اعتبار شرکت‌ها، در نظر گرفتن تعاملات پیچیده عوامل ریسک اعتباری و بهره‌برداری داده‌های موجود و قضاوت‌های کارشناسی ارائه می‌دهد. در نتیجه، مدل پیشنهادی می‌تواند ابزاری ارزشمند برای تحلیلگران مالی و آژانس‌های سنجش اعتبار باشد و تحلیلی قوی و جامع از ریسک اعتباری شرکت‌ها ارائه دهد. در پایان، باید به چندین محدودیت برای این تحقیق اشاره کرد. مطالعه حاضر بر پایه مجموعه داده خاص آمریکا است و کاربردش در مناطق مختلف ممکن است متفاوت باشد. بنابراین، بررسی کاربرد مدل در صنایع، مناطق یا انواع شرکت‌های مختلف برای اعتبارسنجی کارایی آن مورد نیاز است.

بروزرسانی‌های مدل برای گنجاندن داده‌های جدید و شرایط متغیر بازار ضروری است. در واقع، دقت و قابلیت اطمینان مدل تصمیم‌گیری چندمعیاره به شدت به کیفیت داده‌های ورودی بستگی دارد. در مواردی که کسب چنین داده‌های جامعی دشوار است، کارایی مدل ممکن است به خطر بیفتد. علاوه بر این، پیچیدگی مدل، با ادغام چندین روش پیشرفته، چالش‌هایی را برای درک و پیاده‌سازی توسط برخی از متخصصان ایجاد می‌کند. همچنین پیچیدگی مدل ممکن است منجر به خروجی‌هایی شود که تفسیرشان برای افراد غیرمتخصص دشوار است. این ممکن است مانع از پذیرش و استفاده از آن از سوی تصمیم‌گیرندگان شود و مدل‌های ساده‌تر را ترجیح دهند. در تحقیقات آتی، گنجاندن درجه بالاتری از عدم قطعیت تصمیم‌گیرندگان با استفاده از بسط مجموعه‌های فازی، از جمله مجموعه‌های فازی با مقدار به صورت بازه یا مجموعه‌های فازی شهودی باید مورد بررسی قرار گیرد. علاوه بر این، در برخی موارد، دستیابی به اجماع میان تصمیم‌گیرندگان دشوار بود. برای پرداختن به این موضوع، تحقیقات آتی می‌تواند از مدل تصمیم‌گیری چندمعیاره گروهی استفاده کند. این امر امکان تخصیص وزن‌های متغیر به تصمیم‌گیرندگان را بر اساس سطح تخصص‌شان فراهم می‌کند.