فصلنامه پژوهشنامه بازرگانی، شماره ۷۳، زمستان ۱۳۹۳، ۲۷-۱

ارائه یک سیستم خبره فازی جهت اعتبارسنجی مشتریان حقیقی بانک

دکتر علیرضا بافنده زنده*

رحیم رحیمی**

دریافت: ۹۱/۹/۲۷ پذیرش: ۹۲/۶/۱۳

سیستم خبره / ریاضیات فازی / اعتبارسنجی / ریسک اعتباری

چکیده

عدم بازپرداخت تسهیلات توسط مشتریان، بانک‌ها را دچار مشکلات بزرگی همچون ناتوانی در بازپرداخت وام‌های بانک مرکزی و افزایش معوقات بانکی می‌کند. اهمیت اعطای تسهیلات در صنعت بانکداری به توسعه مدل‌های گوناگون برای ارزیابی ریسک اعتباری مشتریان بانک‌ها منجر شده است. بسیاری از این مدل‌ها کلاسیک هستند و به‌طورکامل و بهینه نمی‌توانند اعتبار مشتریان را ارزیابی کنند. با توجه به محدودیت‌های مدل‌های کلاسیک، در این مقاله سعی شده است برای اعتبارسنجی مشتریان حقیقی بانک مدلی بر مبنای تئوری مجموعه‌های فازی ارائه شود. از این‌رو سیستم خبره‌ای در شش مرحله طراحی شده است. در مرحله اول، ورودی‌های سیستم خبره (معیارهای تعیین ریسک اعتباری) براساس ادبیات نظری، سپس براساس دیدگاه افراد خبره و با استفاده از تحلیل عاملی تعیین شدند. ورودی‌های سیستم خبره شامل ظرفیت مالی، پشتیبانی، قابلیت اطمینان و سابقه بازپرداخت است. خروجی سیستم خبره نیز سطح اعتبار مشتری تعریف شد. در مرحله دوم، ورودی‌ها و خروجی‌ها

*. گروه مدیریت، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران.
Bafandeh@iaut.ac.ir

**. بانک مسکن، استان آذربایجان شرقی، ایران.
rahim_rahimi70@yahoo.com

■ رحیم رحیمی، مسئول مکاتبات.

افرازبندی شدند. ورودی‌ها و خروجی‌های افرازبندی‌شده در مرحله سوم به اعداد فازی تبدیل شده و قوانین استنتاج (موتور استنتاج) نیز در مرحله چهارم تبیین شدند. در مرحله پنجم فازی‌زدائی انجام گرفته و در نهایت مدل طراحی‌شده در مرحله ششم آزمون شد.

طبقه‌بندی JEL: G21, C67, C36

مقدمه

یکی از اطلاعات مهم برای بانک‌ها، اطمینان از بازپرداخت انواع تسهیلات اعطائی به مشتریان است. به‌عبارت دیگر، شناسائی ریسک اعتباری مشتریان از ضرورت‌های تصمیم‌گیری درباره تعیین سطح اعطای تسهیلات به مشتریان محسوب می‌شود. امروزه بانک‌ها به‌طور گسترده از مدل‌های سنجش ریسک اعتباری برای تصویب و پرداخت تسهیلات اعطایی استفاده کرده و با به‌کارگیری معیارهای عینی و اطلاعات حال و گذشته مشتری به اعتبارسنجی وی می‌پردازند. در مورد تسهیلات کلان با توجه به تعداد اندک آن‌ها، ارزیابی دقیق متقاضی آسان‌تر است؛ اما در مورد تسهیلات متوسط و کوچک، به علت کثرت متقاضی، ارزیابی دقیق تک‌تک آن‌ها پرهزینه بوده و باید مدلی ایجاد شود که براساس آن بتوان ریسک اعتباری مشتریان را تعیین کرد. همچنین، شناسائی ریسک اعتباری مشتریان باعث کاهش ریسک معاملات شده و اعتبارسنجی نیز نقش مهمی در پیش‌بینی‌های مالی، کشف کلاهبرداری‌ها، تعیین استراتژی‌های بازاریابی و... دارد[1]. در ابتدا اعتبارسنجی با استفاده از روش‌های کیفی مبتنی بر تجارب مدیران و به‌صورت قضاوتی انجام می‌شد. روش‌های قضاوتی در اعتبارسنجی به‌دلیل خطای زیاد به‌تدریج جای خود را به روش‌های پارامتریک و ناپارامتریک داده است[2].

روش‌های آماری‌ای نظیر رگرسیون، مدل‌های تحلیل تفکیک خطی[3] و غیرخطی[4] کاربرد گسترده‌ای در سنجش اعتبار مشتری دارند. به‌ویژه در سال‌های اخیر مدل‌های رگرسیون لاجستیک[5] و تحلیل تفکیکی[6] کاربردهای زیادی داشته‌اند. بیش‌تر تکنیک‌های آماری بر مبنای پیش‌فرض خطی بودنِ رابطه میان متغیرها طراحی شده و استفاده می‌شوند؛ درحالی‌که معمولاً این رابطه غیرخطی و پیچیده است. بدیهی است به‌کارگیری تکنیک‌های خطی برای مدل‌سازی مسائل غیرخطی، خالی از خطا نخواهند بود. همچنین، مدل‌های اخیر معمولاً ایستا بوده و هنگامی که محیط در حال تغییر است، کارایی ندارند؛ از این‌رو، ممکن است

1. Chen and Han (1996); pp. 866-883. Drucker (1993); pp. 704-419. Murphy (2005).
2. Thomas (2000); pp. 149-172.
3. Reichert and Wagner (1983); 101-114
4. Baesens (2003); 312-329 - West (2005); 1131-1152
5. Frydman and Altman (1985)
6. Desai (1996); 24-37

نیاز به ایجاد و طراحی دوباره باشند[1]. همچنین، با توجه به این‌که برخی معیارهای سنجش اعتبار مشتری، متغیرهای کلامی‌ای هستند که برخلاف متغیرهای کمّی، نادقیق و مبهم‌اند، وجود این متغیرها بر پیچیدگی مفاهیم افزوده و مدل‌سازی را بیش از پیش دشوار می‌کند. هرکدام از محدودیت‌های اشاره‌شده با استفاده از تکنیک‌های جدید به‌نوعی رفع می‌شود. ابزارهای متاهیوریستیک چون شبکه‌های عصبی مصنوعی برای کنترل و مدیریت غیرخطی مناسب‌اند، سیستم داینامیک در مواردی کاربرد دارد که مدل پویا است و ریاضیات فازی نیز ابزار مناسبی برای مدل‌سازی متغیرهای زبانی محسوب می‌شود.

سیستم خبره فازی این امکان را فراهم می‌کند که علاوه بر این‌که متغیرهای کلامی عددپذیرشده و امکان تحلیل می‌یابند، روابط غیرخطی بین معیارها (ورودی‌ها) نیز انتخاب و گزینه‌های انتخاب‌شده نیز لحاظ شود. سیستم‌های خبره در شرایطی برای مدل‌سازی استفاده می‌شوند که پایگاه دانش برمبنای ادبیات تحقیق یا نظر افراد خبره درباره رابطه ورودی‌ها و خروجی‌ها وجود داشته باشد. همچنین، سیستم خبره فازی وقتی مناسب خواهد بود که داده‌ها برای مدل‌سازی کافی نباشند. به همین دلیل، مقاله حاضر می‌کوشد مدلی بر مبنای سیستم خبره فازی برای ارزیابی ریسک اعتباری مشتریان حقیقی ارائه دهد.

۱. مبانی نظری

وجود ریسک در عملیات بانکی، قدرت سودآوری بانک را در معرض تهدید قرار می‌دهد. مهم‌ترین ریسک‌هایی که سیستم‌های بانکی با آن مواجه‌اند عبارت است از: ریسک بازار[2]، ریسک عملیاتی[3]، ریسک قانونی[4]، ریسک کفایت سرمایه[5]، ریسک نرخ بازده[6]، ریسک نقدینگی[7]، ریسک پول یا نرخ ارز[8] و ریسک اعتباری[9]. ریسک اعتباری

1. Yang (2007); pp. 1521-1536.
2. Market Risk.
3. Operational Risk.
4. Legal Risk.
5. Capital Adequacy Risk.
6. Downside Risk.
7. Liquidity Risk.
8. Currency Risk.
۹. ذاکری (۱۳۸۸).

یکی از ریسک‌های عمده و مهمی است که بانک‌ها اگرچه روزانه با آن روبه‌رو هستند، اما می‌توانند آن را مدیریت کنند[۱]. از دیدگاه بانک، ریسک اعتباری به تغییر ارزش یک دارایی اعتباری گفته می‌شود که عمدتاً از تسهیلات پرداختی به مشتریان و یا اوراق قرضه منتشره در بازار، به‌دلیل وقوع یک پدیده اعتباری ایجاد شده است. در این خصوص عدم ایفای تعهدات از جمله اصل و سود تسهیلات دریافتی (که از آن به‌عنوان نکول یاد می‌شود) یکی از شایع‌ترین پدیده‌های اعتباری است. از این‌رو ریسک نکول نیز تقریباً مترادف ریسک اعتباری تلقی می‌شود. بر این اساس برخی صاحب‌نظران، ریسک اعتباری را ریسک عدم ایفای تعهدات اعتباری مشتری تعریف کرده‌اند[۲].

اعتبارسنجی مشتریان به مفهوم ارزیابی و سنجش توان بازپرداخت متقاضیان اعتبار و تسهیلات مالی و احتمال عدم بازپرداخت اعتبارات دریافتی از سوی آن‌ها، روشی برای تقلیل ریسک ناشی از تصمیمات است. برای این منظور، نظام‌هایی نظیر «امتیازدهی اعتباری[۳]» و «رتبه‌بندی مشتریان اعتباری[۴]» تدوین و توسعه یافته‌اند. امتیازدهی اعتباری، نظامی است که به وسیله آن بانک‌ها و مؤسسات اعتباری با استفاده از اطلاعات حال و گذشته متقاضی، احتمال عدم بازپرداخت وام توسط وی را ارزیابی می‌کنند[۵]. در کنار روش امتیازدهی اعتباری، روش رتبه‌بندی اعتباری قرار دارد. هدف رتبه‌بندی، اعلام کیفیت یک وام‌گیرنده و دورنمای بازپرداخت آن به بازار است. رتبه‌ها می‌توانند برای مشاهده‌گران خارجی مثل مقامات نظارتی و شرکت‌کنندگان در بازار نسبت به یک شرکت در بازار اعتبار ایجاد کنند.

روش‌های امتیازدهی اعتباری به دو صورت کمّی و کیفی انجام می‌شود. تحلیل کیفی اعتبارسنجی به توانایی و تجربه افراد مسئول اعطای اعتبار بستگی دارد، ولی در روش تحلیل کمّی، پیش‌بینی عدم بازپرداخت اصل و سود تسهیلات اعتباری به تابع توزیع برآوردی توسط روش‌های کمّی بستگی دارد. بیش‌تر الگوهای کمّی ریسک اعتباری چارچوب مفهومی مشابهی دارند؛ امّا اختلافات اجرایی این مدل‌ها ناشی از طریقه برآورد پارامترهای اصلی از اطلاعات در دسترس است. روش‌های کمّی به دو دسته غیرپارامتریک و پارامتریک

---

۱. خاوری (۱۳۸۳)؛ صص ۸-۱.

2. Christoph (2004).

3. Credit Scoring.

4. Credit Rating.

5. Yang Lui, (2001).

تقسیم می‌شوند. برخی الگوهای اعتبارسنجی غیرپارامتریک عبارتند از برنامه‌ریزی ریاضی[۱]، طبقه‌بندی درختی (الگوریتم‌های تقسیم‌بندی بازگشتی[۲]، الگوی نزدیک‌ترین همسایه[۳]، فرآیند تحلیل سلسله‌مراتبی[۴]، سیستم‌های خبره[۵]، شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)[۶] و الگوریتم ژنتیک (GAS)[۷]. الگوهای اعتبارسنجی پارامتریک نیز شامل مدل احتمال خطی[۸]، مدل تحلیل ممیز[۹]، مدل لوجیت[۱۰] و مدل پروبیت[۱۱] است.

علاوه بر انتخاب روش تحلیل، انتخاب معیار و نوع مدل مفهومی جهت ارزیابی ریسک اعتباری اهمیت زیادی دارد. بانک‌ها و دیگر مؤسسات اعتباردهنده باید با توجه به محیط اقتصادی و پیچیدگی فعالیت‌هایشان (و دیگر مؤلفه‌ها) معیار و مدل مناسب را انتخاب کنند[۱۲]. معیارها به‌عنوان غربالگر ورودی‌ها در پردازشگرِ روش امتیازدهی اعتباری نقش مهمی دارند. مهم‌ترین معیارهای مورد استفاده معیار 5S، 5C و LAPP است. مشهورترین و کاربردی‌ترین آن‌ها 5C بوده که بیش‌تر بانک‌ها و مؤسسات اعتباری برای ارزیابی مشتریان حقوقی و حقیقی از آن استفاده می‌کنند[۱۳]. معیار 5C دارای پنج مؤلفه به شرح زیر است:

- ویژگی[۱۴]: بررسی تعهدپذیری، شهرت اجتماعی، اعتبار متقاضی و بررسی صحت عمل متقاضی در عملیات مالی و فعالیت‌های گذشته.
- ظرفیت[۱۵]: بررسی توان متقاضی در هدایت و رهبری فعالیت، ظرفیت درآمدی شامل قدرت کسب سود و درآمدزایی، توان مدیریت و ظرفیت‌های تجاری متقاضی.

1. Mathematical Planning.
2. Classification Trees (Recursive Partitioning Algorithms).
3. Nearest Neighbours Model.
4. Analytical Hierarchy Process.
5. Expert System.
6. Artificial Neural Network.
7. Genetic Algorithm.
8. Liner Probability Model.
9. Discriminate Analysis Model.
10. Logit Model.
11. Probit Model.
12. Basel Committee on Banking Supervision, (2000).
13. Christoph (2004).
14. Character.
15. Capacity.

- سرمایه[۱]: بررسی سرمایه و صورت‌های مالی متقاضی.
- وثیقه[۲]: پیش‌بینی وثیقه‌ها یا ابزارهایی که می‌توان در زمان دریافت اعتبار یا تسهیلات، به‌عنوان پوشش در اختیار مؤسسه مالی یا بانک قرار داد.
- شرایط[۳]: بررسی شرایط سیاسی، اقتصادی، اجتماعی و عوامل بیرونی که بسته به نوع فعالیت شرکت از حیطه اختیار اعتبارگیرنده یا متقاضی خارج است و کنترلی بر آن ندارد؛ ولی درعین‌حال بر بازپرداخت وام‌ها یا تعهدات اعتبارگیرندگان مؤثر است.

از دیگر معیارهای ارزشیابی وضعیت اعتباری متقاضی، استفاده از معیار LAPP است که به‌طور خلاصه عبارت است از[۴]:

- نقدینگی[۵]: میزان نقدینگی مشتری در کوتاه‌مدت یعنی دسترسی وی به وجوه نقد یا توانایی او در تأمین این وجوه بررسی می‌شود.
- فعالیت[۶]: این معیار نوع و حجم فعالیت، دوره گردش عملیات و... را بررسی می‌کند.
- سودآوری[۷]: این معیار میزان سودآوری، سود ناویژه و سود خالص در مقایسه با فروش و قیمت تمام‌شده را بررسی می‌کند.
- توان بالقوه یا پتانسیل[۸]: استمرار فعالیت یک واحد اقتصادی در بازار بستگی مستقیم به توان بالقوه یا پتانسیل آن دارد. از این‌رو در این معیار مسائلی چون وضعیت و کارایی مدیریت، ترکیب نیروی انسانی، محصولات، منابع مالی، نفوذ در بازار و ارتباطات و... بررسی و تحلیل می‌شود.

همچنین، استفاده از معیار 6P یکی دیگر از معیارهای اعتبارسنجی است که به‌طور خلاصه موارد زیر را شامل می‌شود[۹]:

---

1. Capital.
2. Coverage or Collateral.
3. Conditions.

۴. جمشیدی (۱۳۸۳).

5. Liquidity.
6. Activity.
7. Profitability.
8. Potential

۹. عرب مازار (۱۳۸۵).

- مردم[1]: بررسی و ارزشیابی نظرات مردم درباره واحد اقتصادی شامل: کارآیی در امر تولید، تجارت و سن مدیران، پوشش‌های بیمه‌ای، سود حاصل از سرمایه و دارایی‌ها.
- محصول[2]: در این مبحث سودآوری، کمیت و کیفیت، ارزش، در دسترس بودن، اهداف بازاریابی، پوشش‌های بیمه‌ای و... بررسی و ارزیابی می‌شود.
- حمایت[3]: بررسی این مطلب که آیا حمایت مالی داخلی براساس صورت‌های مالی وجود دارد یا خیر.
- پرداخت‌ها[4]: در این قسمت مواردی مانند وجود اعتبارات پرداخت‌نشده بررسی می‌شود.
- شمای کلی آینده[5]: بررسی این‌که آیا شرکت برای آینده راهبرد و برنامه خاصی دارد یا در این زمینه مبتدی است؟ همچنین، سود ناشی از فروش در قبال احتمالات بازار درمورد نوسانات قیمت نیز بررسی می‌شود.

۲. پیشینه تحقیق

تاریخچه اعتبارسنجی مشتریان به عصر ابداع و ایجاد پول برمی‌گردد. در گذشته نیز افراد هنگام قرض‌دادن به گروه‌ها و افراد مختلف سعی می‌کردند توانایی‌های مالی آن‌ها را در نظر بگیرند، به دلیل این‌که در آن زمان متغیرهای اثرگذار بر توان مالی افراد بسیار محدود بود، مؤسسات وام‌دهنده با توجه به شناخت قبلی به افراد وام می‌دادند. با این حال، همواره توان مالی و قدرت پرداخت وام‌گیرنده به‌عنوان یکی از عوامل مؤثر در قرض دادن مورد توجه قرار می‌گرفت. از سال ۱۹۰۹ که جان موری درجه‌بندی و رتبه‌بندی ریسک اعتباری اوراق قرضه را انجام داد، برخی محققان متوجه شباهت زیاد اوراق قرضه و تسهیلات اعطایی شده و اندازه‌گیری ریسک عدم پرداخت اصل و سود وام‌ها را بررسی کردند. در این میان

1. People.
2. Product.
3. Protection.
4. Payment.
5. Perspective.

می‌توان به مطالعه فیشر[۱] به‌عنوان اولین سیستم ارزیابی تقاضای اعتبار، و مطالعه دوراند[۲] که با استفاده از تحلیل ممیزی[۳] و با تکیه بر نتایج فیشر انجام گرفت، به‌عنوان بنیان‌گذار سیستم‌های اعتبارسنجی در زمان حاضر اشاره کرد.

وظیفه اصلی مسئول اعتبارات بانک‌ها و موسسه‌های مالی، تخصیص اعتبار و مقدار آن است. ماهیت این وظیفه تکراری ولی غیرساختاریافته است. برای بهبود و دقت این فرآیند می‌توان از سیستم‌های خبره استفاده کرد. برای مثال سیستم خبره American Express's Authorizer's Assistant از جمله این سیستم‌ها است. این سیستم برای ارزیابی درخواست‌های اعتباری غیرمعمول مشتریان صاحب کارت‌های اعتباری به‌صورت Real time طراحی شده است. این سیستم‌ها قبلاً به‌صورت دستی و با ۱۵ درصد اشتباه ارزیابی می‌شدند اما با استفاده از این سیستم درصد خطا به چهار درصد رسید. ایواسیزکو و همکاران[۴] در سال ۱۹۸۶ با استفاده از زبان LISP سیستم خبره‌ای طراحی کردند که برای ارزیابی اعتبار مشتریان به‌کار می‌رفت.

علاوه بر این، مدل‌های کلاسیکی هوش مصنوعی نیز در رتبه‌بندی اعتباری استفاده شدند که شامل شبکه‌های عصبی[۵]، برنامه‌نویسی ژنتیک[۶]، مدل‌های درختان تصمیم[۷]، و ماشین بردار پشتیبان[۸] است. البته پژوهش‌های امیدوارکننده‌ای درباره روش‌های داده‌کاوی هیبرید در سال‌های گذشته انجام شده[۹] ولی مشکل عمده این‌گونه تحقیقات، تقسیم مشتریان به دو گروه خوب و بد بود. بنابراین، در این تحقیق سعی شده است اعتبار مشتری به‌صورت درصدی بین ۰ و ۱ داده شود.

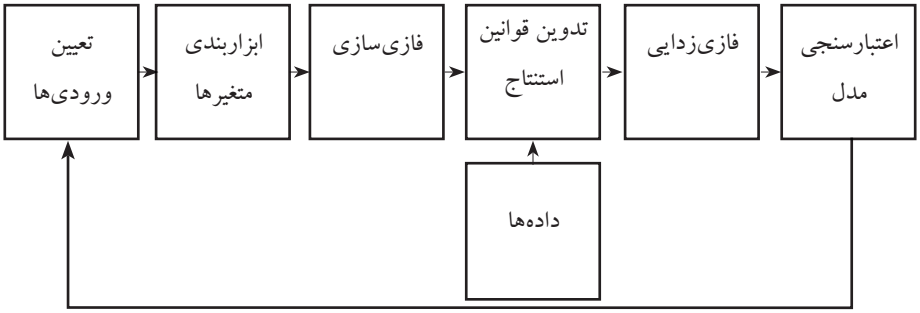
همچنین در سال‌های اخیر مطالعات بسیاری در این زمینه انجام شده که از میان آن‌ها می‌توان به مطالعات: دفو و همکاران[۱۰]، بیوا و همکاران[۱۱]، لیگنگ و همکاران[۱۲]، فرانسیسکو

1. Fisher (1936).
2. Durand (1941).
3. Certification Analysis .
4. Iwasieczko (1986); pp.113 -120.
5. Malhotra (2005); pp.190-211.
6. Ong (2005); pp.41-47.
7. Davis and Edelman (1992); pp.43-51.
8. Schebesch (2005); pp. 1082-1088.
9. Lee and Chiu (2005); pp. 743-752.
10. Defu (2010); pp. 7838-7843.
11. Bee Wah (2011); pp. 13274-13283.
12. Ligang (2010); pp. 127-133.

و همکاران[۱]، نانی[۲]، ابدو[۳]، ویمین چن و همکاران[۴]، ماندالا و همکاران[۵]، دیکوسکا[۶]، مارک گرتلر و همکاران[۷]، محسن مهرآرا و همکاران[۸]، دکتر حمید محمودآبادی[۹]، محمود البرزی و همکاران[۱۰]، مهدیه اخباری[۱۱]، دکتر غلامرضا کشاورز[۱۲] و عباس موسویان[۱۳] اشاره کرد. در بیش‌تر این پژوهش‌ها نشان می‌دهند که کارایی روش‌های ناپارامتریک و داده‌کاوی از جمله شبکه‌های عصبی به‌مراتب بالاتر از روش‌های سنتی آماری است.

۳. الگوریتم مدل‌سازی

با توجه به مفاهیم طراحی سیستم‌های خبره، الگوریتم مدل‌سازی به‌صورت نمودار (۱) تدوین شد. همچنان‌که در این شکل دیده می‌شود، الگوریتم مدلسازی از شش مرحله اصلی تشکیل شده است.



نمودار ۱ـ الگوریتم مدلسازی

1. Francisco (2011); pp. 12717-12720.
2. Nanni (2009); pp. 3028-3033
3. Abdou, (2008); pp. 1275-1292
4. Weimin Chen (2012); pp. 194-200
5. Narindra Mandala (2012); pp. 406-412
6. dicevska (2012); pp. 460-469
7. Mark Gertler (2012); pp. 17-34

۸. محسن مهرآرا (۱۳۹۰)؛ صص ۱۵۰-۱۲۱.
۹. دکتر حمید محمودآبادی (۱۳۸۹)؛ صص ۱۴۵-۱۲۵.
۱۰. محمود البرزی (۱۳۸۹)؛ صص ۳۸-۲۳.
۱۱. مهدیه اخباری (۱۳۸۹)؛ صص ۲۱-۱ .
۱۲. دکتر غلامرضا کشاورز (۱۳۸۶)؛ صص ۹۷-۷۱ .
۱۳. عباس موسویان (۱۳۸۸)؛ صص ۱۲۵-۹۵.

روش گردآوری اطلاعات کتابخانه‌ای و میدانی است، به این‌گونه‌که تعیین مدل، اطلاعات مربوط به متغیرهای ورودی و خروجی و روابط بین آن‌ها به‌صورت کتابخانه‌ای از منابع مختلف گردآوری شده و برای اطمینان از صحت اطلاعات گردآوری‌شده از نظرات افراد خبره استفاده شده است.

نتایج نظرات اندیشمندان مختلف و افراد خبره درباره موضوع مقاله با استفاده از فیش‌برداری و مصاحبه جمع‌آوری شدند. جهت تعیین و گروه‌بندی معیارهای اعتبارسنجی از پرسشنامه استفاده شده و در مرحله تدوین مدل نیز عمدتاً از جدول‌ها، نمودارها و ماتریس‌ها استفاده شده است که درنهایت در قالب قوانین استنتاج خلاصه شده‌اند. برای به‌کارگیری مدل در عمل نیازمند ابزارها است و برای اندازه‌گیری متغیرهای ورودی مدل نیز پرسشنامه‌هایی طراحی شده است.

پس از تعیین و طیف‌بندی متغیرهای ورودی و خروجی به‌وسیله تحلیل عاملی، مدل ساختاریافته‌ای برای استفاده در سیستم به‌دست‌آمده است. برای فازی‌سازی متغیرها از اعداد مثلثی استفاده شده و برای استنتاج فازی روش ممدانی نیز روش گرانیگاه برای غیرفازی کردن به‌کار رفته است. درنهایت، از نرم‌افزار مطلب MATLAB برای انجام محاسبات و تدوین سیستم خبره استفاده شده است.

۱ـ۳. مرحله اول: تعیین متغیرهای ورودی و خروجی

در این قسمت نخست با استفاده از تکنیک تحلیل عاملی مجموعه ۳۱ متغیر مرتبط با اعتبار مشتری عامل‌بندی می‌شوند. در حقیقت با استفاده از تحلیل عاملی اکتشافی رابطه میان متغیرها شناسایی شده و عامل‌بندی لازم انجام خواهد شد. خروجی این قسمت قابل استفاده در مدل پیشنهادی خواهد بود. سپس، مدل پیشنهادی طی تحلیل عاملی تأییدی به‌صورت مدل ساختاریافته‌ای تأیید یا رد می‌شود.

برای آزمون روایی سؤالات، از اعتبار محتوا، و برای سنجش اعتبار محتوای پرسشنامه از آرای متخصصان، استادان دانشگاه و کارشناسان خبره استفاده شده است. در این مرحله پس از انجام مصاحبه‌ها، اصلاحات لازم به‌عمل آمد و اطمینان حاصل شد که پرسشنامه، همان خصیصه مورد نظر پژوهشگران را می‌سنجد. آزمون اعتبار پرسشنامه نیز با کمک تحلیل

عاملی تأییدی انجام گرفت. در تحلیل عاملی اکتشافی میزان KMO ۰/۷۹۵ و عدد معناداری صفر بود. این امر بیانگر کفایت نمونه‌گیری و مناسب بودن تحلیل عاملی برای شناسایی ساختار است. بعد از انجام تحلیل عاملی سؤال‌های ۶، ۱۰، ۱۲، ۱۳، ۱۴، ۱۶، ۱۷، ۲۳، ۲۶، ۳۱ به دلیل بار عاملی کم و با توجه به نظر کارشناسان خبره حذف شدند. طبق نتایج ماتریس چرخش یافته عاملی وجابه‌جایی چند مورد از متغیرها، سؤال‌های ۱، ۳، ۴، ۷، ۲۷ و ۲۸ به عامل اول، سؤال‌های ۱۵، ۱۹، ۲۰ و ۲۵ به عامل دوم، سؤال‌های ۸، ۹، ۱۱، ۱۸، ۲۱، ۲۲، ۲۴ و ۳۰ به عامل سوم و سؤال‌های ۲، ۵ و ۲۹ به عامل چهارم اختصاص یافتند؛ و به‌ترتیب با اصطلاحات ظرفیت مالی، پشتیبانی، قابلیت اطمینان و سابقه بازپرداخت نام‌گذاری شدند. سپس، نتایج به‌دست‌آمده با کمک تحلیل عاملی تأییدی بررسی شدند.

جدول ۱ـ خروجی تحلیل عاملی

عامل ۱		عامل ۲		عامل ۳		عامل ۴	
وضعیت درآمدی	۰/۶۹۹	نوع وثیقه	۰/۹۱۱	عدم سوء پیشینه	۰/۵۱۵	عدم چک برگشتی	۰/۵۳۶
وضعیت حساب	۰/۵۸۹	میزان وثیقه	۰/۹۰۳	تحصیلات	۰/۵۳۱	عدم اقساط معوقه	۰/۹۹۹
دارائی مشتری	۰/۶۶۷	ضامن معتبر	۰/۴۸۰	دانش مشتری	۰/۴۵	بدهی متقاضی	۰/۴۰۵
موجودی کالا	۰/۵۳۴	هدف اعتبار	۰/۵۵۳	عنوان شغلی	۰/۷۴۹		
سرمایه در گردش	۰/۶۱۹			تسهیلات قبلی	۰/۵۳۶		
امکانات فیزیکی	۰/۶۰۴			حسن شهرت	۰/۴۷۶		
				زمینه فعالیت	۰/۶۹۸		
				مجوز کسب	۰/۵۳۶		
sig	۰/۱۹۷	sig	۰/۵۳۷	sig	۰/۴۵۹	**sig**	۰/۱۱۲

مأخذ: یافته‌های تحقیق.

همان‌طورکه در جدول (۱) مشاهده می‌شود، بارهای عاملی تمام متغیرها بیش‌تر از ۰/۴ است. یعنی تمام متغیرهای در عامل‌های فوق تأیید می‌شوند. همچنین، تمام sigها بیش‌تر از ۰/۰۵ است، به این معنا که داده‌های واقعی و مدل استخراجی تفاوت معناداری ندارند.

بنابراین، براساس خروجی تحلیل عاملی، محدودیت‌های تحقیق و نظرات افراد خبره، ورودی و خروجی به‌صورت زیر است.

ورودی‌های مدل که عوامل تعیین‌کننده سطح اعتبار هستند عبارتند از:

- ظرفیت مالی
- پشتیبانی
- قابلیت اطمینان
- سابقه بازپرداخت

و متغیر خروجی عبارت است از:

- سطح اعتبار مشتری

۲ـ۳. مرحله دوم: افرازبندی متغیرها

در این مرحله با توجه به محدودیت‌های تحقیق و نظرات افراد خبره، ورودی و خروجی‌ها به‌صورت جدول‌های (۲) و(۳) افرازبندی شده‌اند.

جدول ۲ـ افرازبندی متغیرهای ورودی

ظرفیت مالی		پشتیبانی		قابلیت اطمینان		سابقه بازپرداخت	
پایین	P1	پایین	S1	پایین	R1	بد	H1
متوسط	P2	متوسط	S2	متوسط	R2	متوسط	H2
بالا	P3	بالا	S3	بالا	R3	خوب	H3

مأخذ: یافته‌های تحقیق.

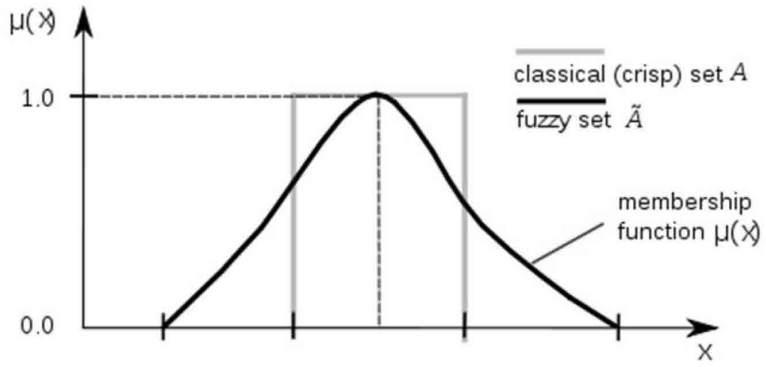
جدول ۳ـ افرازبندی متغیر خروج

سطح اعتبار	
پایین	C1
متوسط	C2
بالا	C3

مأخذ: یافته‌های تحقیق.

۳ـ۳. مرحله سوم: فازی‌سازی متغیر کلامی

در این مرحله متغیرهای کلامی فازی‌سازی می‌شوند. برای فازی‌سازی متغیرها از تابع مثلثی استفاده شده است. نمودار (۲) مشخصات این تابع را نشان می‌دهند.



مأخذ: ویکی‌پدیای انگلیسی.

نمودار ۲ـ نمایش اعداد مثلثی

برای هر مجموعه X، تابع عضویت مجموعه X تابعی است از X نسبت به بازه [۱و۰]. توابع عضویت X بیانگر زیرمجموعه فازی X است. تابع عضویت مجموعه فازی Ã معمولاً به‌صورت μ_A نمایش داده می‌شود. برای هر عنصر x از X، مقدار $\mu_x(x)$ درجه عضویت X در مجموعه فازی Ã نامیده می‌شود. درجه عضویت $\mu_A(x)$ بیانگر میزان عضویت عنصر x به مجموعه فازی Ã است. اگر درجه عضویت یک عنصر از مجموعه صفر باشد، آن عضو کاملاً از مجموعه خارج است و اگر درجه عضویت آن یک باشد، آن عضو کاملاً در مجموعه قرار دارد. حال اگر درجه عضویت یک عضو بین صفر و یک باشد، این عدد بیانگر درجه عضویت تدریجی است.

مرحله فازی‌سازی از دو گام تشکیل شده است که در ادامه توضیح داده می‌شود.

الف) گام اول: فازی‌سازی متغیرهای ورودی

برای فازی‌سازی ورودی‌ها ابتدا هریک از آن‌ها با استفاده از متغیرهای کلامی افرازبندی شدند. افرازبندی ورودی‌ها و خروجی‌ها، همچنان‌که قبلاً نیز اشاره شد، با توجه به ادبیات

تحقیق و با رویکر اشاره‌شده در الگوریتم مدل‌سازی، انجام گرفته است. در ادامه، هریک از متغیرهای کلامی با استفاده از عدد مثلثی فازی به مجموعه فازی تبدیل شدند. جدول (۴) این متغیرهای کلامی و اعدادفازی معادل آن‌ها را نشان می‌دهد.

جدول ٤ـ اطلاعات مربوط به متغیرهای کلامی و اعداد فازی

ظرفیت مالی		پشتیبانی		قابلیت اطمینان		سابقه بازپرداخت	
متغیر	عدد فازی	متغیر	عدد فازی	متغیر	عدد فازی	متغیر	عدد فازی
پایین	(۰ ۰ ۰/۵)	پایین	(۰ ۰ ۰/۵)	پایین	(۰ ۰ ۰/۵)	بد	(۰ ۰ ۰/۵)
متوسط	(۰ ۰/۵ ۱)	متوسط	(۰ ۰/۵ ۱)	متوسط	(۰ ۰/۵ ۱)	متوسط	(۰ ۰/۵ ۱)
بالا	(۰/۵ ۱ ۱)	بالا	(۰/۵ ۱ ۱)	بالا	(۰/۵ ۱ ۱)	خوب	(۰/۵ ۱ ۱)

مأخذ: یافته‌های تحقیق.

ب) گام دوم: فازی‌سازی متغیر خروجی

متغیر خروجی به سه متغیر کلامی افرازبندی شد. جدول (۵) افرازبندی و عدد فازی معادل هریک از متغیرهای کلامی را نشان می‌دهد.

جدول ۵ـ اطلاعات مربوط به متغیرهای کلامی و اعداد فازی خروجی‌های سیستم خبره

ظرفیت مالی	
متغیر	عدد فازی
پایین	(۰ ۰ ۰/۵)
متوسط	(۰ ۰/۵ ۱)
بالا	(۰/۵ ۱ ۱)

مأخذ: یافته‌های تحقیق.

۴ـ۳. مرحله چهارم: تدوین قوانین استنتاج (موتور استنتاج)

سیستم خبره چهار متغیر ورودی دارد که هریک به سه مجموعه فازی افرازبندی

شده‌اند. بنابراین در حالت ایده‌آل به ۸۱ قانون نیاز است (۸۱=۳*۳*۳*۳). ولی در این مقاله قوانین استنتاج براساس پرسشنامه‌هایی تدوین شده است که به این منظور طراحی شده بود. همچنین، میانگین نظرات افراد خبره نسبت به هریک از قوانین با استفاده از نرم‌افزار spss محاسبه شده و سپس، میزان درستی هریک از قوانین به‌صورت درصد بین ۰ تا ۱ وارد سیستم شد. بنابراین، برای طراحی موتور استنتاج ۱۹۸ قانون به‌دست آمد. این قوانین به‌صورت اگر، آنگاه است که به‌عنوان مثال، قانون شماره دو در پرسشنامه به‌صورت دو قانون زیر درآمد.

- اگر: ظرفیت مالی بالا، پشتیبانی بالا، قابلیت اطمینان بالا و سابقه بازپرداخت متوسط باشد. آنگاه: سطح اعتبار بالا خواهد بود. (۰/۶۲۹)
- اگر: ظرفیت مالی بالا، پشتیبانی بالا، قابلیت اطمینان بالا و سابقه بازپرداخت متوسط باشد. آنگاه: سطح اعتبار متوسط خواهد بود. (۰/۳۷۱)

۵ـ۳. مرحله پنجم: فازی‌زدایی

ارزش خروجی‌هایی که در مرحله قبل به‌دست می‌آید، به شکل فازی هستند. برای ساده‌تر کردن تجزیه و تحلیل، اعداد فازی باید به اعداد معمولی تبدیل شوند. به‌عبارت دیگر، در این مرحله ارزش خروجی‌ها غیرفازی می‌شود. یکی از روش‌های مرسوم برای فازی‌زدایی روش گرانیگاه است.

۶ـ۳. مرحله ششم: اعتبارسنجی مدل

از آنجا که هدف این تحقیق ارائه مدلی کاربردی است لذا داشتن اعتبار کافی از آن در شرایط مختلف امری ضروری به نظر می‌رسد. بنابراین، به‌منظور سنجش اعتبار مدل از دو روش زیر استفاده می‌شود:

الف) روش اول

در این روش برای اعتبارسنجی مدل، از تحلیل حساسیت (تست رفتار) استفاده می‌شود. به این‌گونه که به‌ترتیب سه متغیر را ثابت فرض کرده و اندازه متغیر دیگر را افزایش می‌دهیم.

به‌ازای افزایش این متغیر، سطح اعتبار مشتری به‌دست می‌آید. در نهایت، نموداری رسم می‌شود که محور xهای آن را اندازه‌ی متغیر غیر ثابت و محور yها را سطح اعتبار مشتری تشکیل می‌دهد. این جزئیات در نمودار (۳) که با ادبیات تحقیق تطبیق داده شده، نشان داده شده است. روند تغییرات سطح اعتبار به ازای تغییرِ هر کدام از متغیرهای ورودی، با ادبیات تحقیق هم‌خوانی دارد. با وجود این نمودارها به تعدادی از افراد خبره نشان داده شد. این افراد در حالت کلی روند تغییرات را تأیید کردند.

الف ـ تغییرات اعتبار مشتری به‌ازای تغییرات سابقه بازپرداخت

ب ـ تغییرات اعتبار مشتری به‌ازای تغییرات قابلیت اطمینان

ج‌ـ تغییرات اعتبار مشتری به ازای تغییرات پشتیبانی

دـ تغییرات اعتبار مشتری به ازای تغییرات وضعیت مالی

مأخذ: یافته‌های تحقیق.

نمودار ۳ـ رفتار سطح اعتبار به ازای تغییرات هر کدام از متغیرها

تمام رفتارهای نشان داده‌شده براساس ادبیات تحقیق قابل‌توجیه است. علاوه بر تطبیق

رفتارها با ادبیات تحقیق، افراد خبره نیز آن‌ها را تأیید کردند.

ب) روش دوم

در این روش برای اعتبارسنجی مدل، داده‌های به‌دست‌آمده از پرسشنامه‌ها در مطالعه موردی به سیستم خبره وارد شده‌اند. عدد ۰/۷۰۴ به مشتری اول، عدد ۰/۵۰۸ به مشتری دوم و عدد ۰/۳۹۱ به مشتری سوم به‌دست آمد که عدد مشتری اول نزدیک به سطح اعتبار بالا، عدد مشتری دوم نزدیک به سطح اعتبار متوسط و عدد مشتری سوم نزدیک به سطح اعتبار پایین است. سپس، این داده‌ها در اختیار سه نفر از افراد خبره قرار داده شد و از آنان درخواست شد بر روی سطح اعتبار مناسب توافق کرده و پیشنهادی ارائه دهند. این افراد سطح اعتبار مشتری اول را بالا، مشتری دوم را متوسط و مشتری سوم را پایین پیشنهاد کردند. بنابراین، با توجه به یکسانی سطح اعتبار پیشنهادشده توسط افراد خبره و خروجی سیستم، مدل از اعتبار کافی برخوردار است.

۴. مطالعه موردی

در این قسمت برای نشان دادن کارائی مدل و همچنین برای بیان صریح‌تر و روشن‌تر مدل یک مثال موردی ارائه می‌شود، مطالعه موردی در این تحقیق بانک ملت شهرستان ورزقان است.

پرسشنامه‌هایی برای محاسبه متغیرهای تعیین‌کننده سطح اعتبار مشتری که عبارت است از الف) ظرفیت مالی؛ ب) پشتیبانی؛ پ) قابلیت اطمینان و ت) سابقه بازپرداخت طراحی شد. اطلاعات سه مشتری توسط مسئول اعتبارات بانک ملت شعبه ورزقان به این پرسشنامه‌ها وارد شد و پس از استخراج داده‌ها، هریک از پاسخ‌ها ابتدا با استفاده از تابع مثلثی به عدد فازی تبدیل شده و سپس میانگین مثلثی برای هر متغیر به‌دست آمد. برای به‌دست آوردن میانگین فازی، همچنین فازی‌زدایی از روش معرفی‌شده توسط بوجادزیف استفاده شده است. رابطه (۱) روش میانگین فازی را نشان می‌دهد.

رابطه ۱: روش میانگین فازی

$$A_{ave}=(m_1,m_2,m_3)=(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}a_1^{(i)},\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}a_m^{(i)},\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}a_2^{(i)})$$

جداول زیر نشان‌دهنده داده‌های مربوط به پرسشنامه است.

جدول ۶ـ فازی‌سازی داده‌های مربوط به مشتری اول

متغیرها	شماره پرسشنامه متغیر								میانگین فازی
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	
ظرفیت مالی	(۰/۵ ۱ ۱)	(۰ ۰/۵ ۱)	(۰/۵ ۱ ۱)	(۰/۵ ۱ ۱)	(۰/۵ ۱ ۱)	(۰/۵ ۱ ۱)	–	–	(۰/۵ ۱ ۱)
پشتیبانی	(۰/۵ ۱ ۱)	(۰ ۰/۵ ۱)	(۰/۵ ۱ ۱)	(۰/۵ ۱ ۱)	–	–	–	–	(۰/۵ ۱ ۱)
قابلیت اطمینان	(۰/۵ ۱ ۱)	(۰ ۰/۵ ۱)	(۰/۵ ۱ ۱)	(۰/۵ ۱ ۱)	(۰/۵ ۱ ۱)	(۰/۵ ۱ ۱)	(۰/۵ ۱ ۱)	(۰/۵ ۱ ۱)	(۰/۴۴ ۰/۹۴ ۱)
سابقه بازپرداخت	(۰/۵ ۱ ۱)	(۰/۵ ۱ ۱)	(۰/۵ ۱ ۱)	–	–	–	–	–	(۰/۵ ۱ ۱)

مأخذ: یافته‌های تحقیق.

جدول ۷ـ فازی‌سازی داده‌های مربوط به مشتری دوم

متغیرها	شماره پرسشنامه متغیر								میانگین فازی
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	
ظرفیت مالی	(۰/۵ ۱ ۱)	(۰ ۰/۵ ۱)	(۰/۵ ۱ ۱)	(۰ ۰/۵ ۱)	(۰/۵ ۱ ۱)	(۰ ۰/۵ ۱)	–	–	(۰/۲۵ ۰/۷۵ ۱)
پشتیبانی	(۰/۵ ۱ ۱)	(۰ ۰/۵ ۱)	(۰ ۰/۵ ۱)	(۰ ۰/۵ ۱)	–	–	–	–	(۰/۲۵ ۰/۷۵ ۱)
قابلیت اطمینان	(۰/۵ ۱ ۱)	(۰ ۰/۵ ۱)	(۰ ۰/۵ ۱)	(۰ ۰/۵ ۱)	(۰/۵ ۱ ۱)	(۰ ۰/۵ ۱)	(۰ ۰/۵ ۱)	(۰ ۰/۵ ۱)	(۰/۱۲۵ ۰/۶۲۵ ۱)
سابقه بازپرداخت	(۰ ۰/۵ ۱)	(۰ ۰/۵ ۱)	(۰/۵ ۱ ۱)	–	–	–	–	–	(۰/۱۶۶ ۰/۶۶۶ ۱)

مأخذ: یافته‌های تحقیق.

جدول ۸ـ فازی‌سازی داده‌های مربوط به مشتری سوم

متغیرها	شماره پرسشنامه متغیر								میانگین فازی
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	
ظرفیت مالی	(۰ ۰/۵)	(۰ ۰/۵)	(۰ ۱ ۰/۵)	(۰ ۰/۵)	(۰ ۰/۵)	(۰ ۰/۵)	–	–	(۰ ۰/۰۸۳ ۰/۵۸۳)
پشتیبانی	(۰ ۰/۵)	(۰ ۱ ۰/۵)	(۰ ۰/۵)	(۰ ۰/۵)	–	–	–	–	(۰ ۰/۱۲۵ ۰/۶۲۵)
قابلیت اطمینان	(۰ ۰/۵)	(۰ ۱ ۰/۵)	(۰ ۰/۵)	(۰ ۰/۵)	(۰ ۰/۵)	(۰ ۱ ۰/۵)	(۰ ۰/۵)	(۰ ۰/۵)	(۰ ۰/۱۲۵ ۰/۶۲۵)
سابقه بازپرداخت	(۰ ۰/۵)	(۰ ۰/۵)	(۰ ۰/۵)	–	–	–	–	–	(۰ ۰/۵)

مأخذ: یافته‌های تحقیق.

۱ـ۴. نتیجه بررسی سطح اعتبار برای نمونه مطالعاتی

حال در این مرحله باید میانگین‌های فازی به‌دست آمده را فازی‌زدایی کرد. که از روش معرفی شده توسط بوجادزیف استفاده می‌شود.

الف) مشتری اول:

ظرفیت مالی:

$$x^1_{\max}=\frac{0.5+1+1}{3}=0.833$$
$$x^2_{\max}=\frac{0.5+2(1)+1}{4}=0.875$$
$$x^3_{\max}=\frac{0.5+4(1)+1}{6}=0.92$$
$$z^*=\max\{0.833,\ 0.875, 0.92\}=0.92$$

پشتیبانی:

$$x^1_{\max}=\frac{0.5+1+1}{3}=0.833$$
$$x^2_{\max}=\frac{0.5+2(1)+1}{4}=0.875$$
$$x^3_{\max}=\frac{0.5+4(1)+1}{6}=0.92$$
$$z^*=\max\{0.833,\ 0.875, 0.92\}=0.92$$

قابلیت اطمینان:

$$x^1_{\max}=\frac{0.44+0.94+1}{3}=0.79$$
$$x^2_{\max}=\frac{0.44+2(0.94)+1}{4}=0.83$$
$$x^3_{\max}=\frac{0.44+4(0.94)+1}{6}=0.87$$
$$z^*=\max\{0.79,\ 0.83, 0.87\}=0.87$$

سابقه باز پرداخت:

$$x^1_{\max}=\frac{0.5+1+1}{3}=0.833$$
$$x^2_{\max}=\frac{0.5+2(1)+1}{4}=0.875$$
$$x^3_{\max}=\frac{0.5+4(1)+1}{6}=0.92$$
$$z^*=\max\{0.833,\ 0.875, 0.92\}=0.92$$

ب) مشتری دوم:

ظرفیت مالی:

$$x^1_{\max}=\frac{0.25+0.75+1}{3}=0.666$$
$$x^2_{\max}=\frac{0.25+2(0.75)+1}{4}=0.688$$
$$x^3_{\max}=\frac{0.25+4(0.75)+1}{6}=0.708$$
$$z^*=\max\{0.666,0.688,0.708\}=0.708$$

پشتیبانی:

$$x^1_{\max}=\frac{0.25+0.75+1}{3}=0.666$$
$$x^2_{\max}=\frac{0.25+2(0.75)+1}{4}=0.688$$
$$x^3_{\max}=\frac{0.25+4(0.75)+1}{6}=0.708$$
$$z^*=\max\{0.666,0.688,0.708\}=0.708$$

قابلیت اطمینان:

$$x^1_{\max}=\frac{0.125+0.625+1}{3}=0.583$$
$$x^2_{\max}=\frac{0.125+2(0.625)+1}{4}=0.594$$
$$x^3_{\max}=\frac{0.125+4(0.625)+1}{6}=0.604$$
$$z^*=\max\{0.583,0.594,0.604\}=0.604$$

سابقه باز پرداخت:

$$x^1_{\max}=\frac{0.166+0.666+1}{3}=0.61$$
$$x^2_{\max}=\frac{0.166+2(0.666)+1}{4}=0.625$$
$$x^3_{\max}=\frac{0.166+4(0.666)+1}{6}=0.638$$
$$z^*=\max\{0.61,0.625,0.638\}=0.638$$

پ) مشتری سوم:

ظرفیت مالی:

$$x^1_{\max}=\frac{0+0.083+0.583}{3}=0.222$$
$$x^2_{\max}=\frac{0+2(0.083)+0.583}{4}=0.187$$
$$x^3_{\max}=\frac{0+4(0.083)+0.586}{6}=0.152$$
$$z^*=\max\{0.222,0.187,0.152\}=0.222$$

پشتیبانی:

$$x^1_{\max}=\frac{0+0.125+0.625}{3}=0.25$$
$$x^2_{\max}=\frac{0+2(0.125)+0.625}{4}=0.22$$
$$x^3_{\max}=\frac{0+4(0.125)+0.625}{6}=0.187$$
$$z^*=\max\{0.25,0.22,0.187\}=0.25$$

قابلیت اطمینان:

$$x^1_{\max}=\frac{0+0.125+0.625}{3}=0.25$$
$$x^2_{\max}=\frac{0+2(0.125)+0.625}{4}=0.22$$
$$x^3_{\max}=\frac{0+4(0.125)+0.625}{6}=0.187$$
$$z^*=\max\{0.25,0.22,0.187\}=0.25$$

سابقه باز پرداخت:

$$x^1_{\max}=\frac{0+0+0.5}{3}=0.166$$
$$x^2_{\max}=\frac{0+2(0)+0.5}{4}=0.125$$
$$x^3_{\max}=\frac{0+4(0)+0.5}{6}=0.083$$
$$z^*=\max\{0.166,0.125,0.083\}=0.166$$

بعد از وارد کردن این ورودی‌ها به سیستم، نتیجه ارائه‌شده توسط سیستم به‌صورت زیر است.

جدول ۹ـ نتیجه بررسی سطح اعتبار برای نمونه مطالعاتی

ورودی مشتری اول	ورودی مشتری دوم	ورودی مشتری سوم
ظرفیت مالی: ۰/۹۲	ظرفیت مالی: ۰/۷۰۸	ظرفیت مالی: ۰/۲۲۲
پشتیبانی: ۰/۹۲	پشتیبانی: ۰/۷۰۸	پشتیبانی: ۰/۲۵
قابلیت اطمینان: ۰/۸۷	قابلیت اطمینان: ۰/۶۰۴	قابلیت اطمینان: ۰/۲۵
سابقه باز پرداخت:۰/۹۲	سابقه باز پرداخت:۰/۶۲۵	سابقه باز پرداخت:۰/۱۶۶
خروجی: ۰/۷۰۴	خروجی: ۰/۵۰۸	خروجی: ۰/۳۹۱

جمع‌بندی و ملاحظات

اگر چه تئوری‌های زیادی درباره اعتبارسنجی مشتریان ارائه شده است، اما مدلی منسجمی وجود ندارد که یافته‌های این تئوری‌ها را به‌صورت یکجا برای اعتبارسنجی به‌کار گیرد. با استفاده از سیستم خبره فازی مدلی ارائه شد که نتایجی به مراتب بهتر از عملکرد کارشناسان اعتبارسنجی را حاصل کند. روش‌های قبلی در اعتبارسنجی از مدل‌هایی استفاده می‌کنند که هریک محدودیت‌های خاص خود را دارند. با توجه به این موضوع، سعی شد روشی ارائه شود که محدودیت غیرخطی بودن روابط میان مؤلفه‌ها تعیین اعتبار و ریسک اعتباری و همچنین محدودیت استفاده از متغیرهای کلامی را رفع کند. از سوی دیگر، مدل ارائه‌شده امکان مدل‌سازی دانش افراد خبره را نیز فراهم ساخت.

اگرچه استفاده از مدل‌های 5P، 5C و LAPP در اعتبارسنجی امری معمول است اما به‌کارگیری این معیارها در فضای فرهنگی ایران خالی از ایراد نیست. بنابراین با استفاده از تحلیل عاملی سعی شد نخست معیارهای اعتبارسنجی مشخص سپس مدل‌سازی شوند.

سیستم‌های خبره قابلیت خوداصلاحی ندارند و باید براساس توسعه ادبیات تحقیق توسعه یابند. پیشنهاد می‌شود در تحقیقات آتی برای رفع محدودیت هریک از ابزارها از روش‌های ترکیبی در مدل‌سازی استفاده شود. برای مثال ترکیب ریاضیات فازی با شبکه‌های عصبی مصنوعی درصورتی مناسب است که قوانین استنتاج به اندازه کافی باشند. روش ارائه‌شده در مقاله در اعتبارسنجی مشتریان حقیقی به‌کار می‌رود. بدیهی است برای اعتبار بخشی مشتریان حقوقی باید تحقیقات آتی مدل‌های مناسب دیگری طراحی کنند.

منابع

محسن مهرآرا، میثم موسایی، مهسا تصوری و آیت حسن‌زاده (۱۳۹۰)؛ «رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقوقی بانک پارسیان»، فصلنامه مدلسازی اقتصادی، سال سوم، ش. ۳، صص ۱۵۰-۱۲۱.

دکتر حمید محمودآبادی و علی غیوری‌مقدم، (۱۳۹۰)؛ «رتبه‌بندی اعتباری از لحاظ توان مالی پرداخت اصل و فرع بدهی‌ها با استفاده از شیوه تحلیل پوششی داده‌ها»، مجله دانش حسابداری، سال دوم، ش. ۴، صص ۱۴۵-۱۲۵.

محمود البرزی، محمد ابراهیم محمد پورزرندی و محمد خان‌بابایی (۱۳۸۹)؛ «به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک در بهینه‌سازی درختان تصمیم‌گیری برای اعتبارسنجی مشتریان بانک‌ها»، نشریه مدیریت فناوری اطلاعات، دوره ۲، ش. ۴، صص ۳۸-۲۳.

مهدیه اخباری و فریماه مخاطب رفیعی (۱۳۸۹)؛ «کاربرد سیستم‌های استدلال عصبی فازی در رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقوقی بانک‌ها»، مجله تحقیقات اقتصادی، ش. ۹۲، صص ۲۱ - ۱.

عباس موسویان و محمد مهدی موسوی (۱۳۸۸)؛ «مدیریت ریسک اعتباری در بانکداری اسلامی از طریق سوآپ نکول اعتباری»، فصلنامه علمی پژوهشی اقتصاد اسلامی، سال نهم، ش. ۳۳، صص ۱۲۵-۹۵.

دکتر غلامرضا کشاورز و حسین آیتی (۱۳۸۶)؛ «مقایسه کارکرد مدل لاجیت و روش درخت‌های طبقه‌بندی و رگرسیونی در فرآیند اعتبارسنجی متقاضیان حقیقی برای استفاده از تسهیلات بانکی»، فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی، سال هفتم، ش. ۴، صص ۹۷-۷۱.

دکتر عباس عرب مازار (۱۳۸۵)؛ «عوامل مؤثر بر ریسک اعتباری مشتریان بانکی، مطالعه موردی بانک کشاورزی»، فصلنامه علمی پژوهشی جستارهای اقتصادی، سال سوم، ش. ششم.

جمشیدی سعید، (۱۳۸۳)؛ شیوه‌های اعتبارسنجی مشتریان، پژوهشکده پولی و بانکی، بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران.

Abdou H., Pointon J. (2008); "Neural Nets Versus Conventional Techniques in Credit Scoring in Egyptian Banking", *Expert Systems with Applications*, vol. 35, Issue 3, pp.1275-1292.

Altman EI, (1968); "Financial Ratios Discriminate Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy", *The Journal of finance*.

Baesens, B., Setiono, R., Mues, C.; and Vanthienen, J (2003); "Using Neural Network Rule Extraction and Decision Tables for Creditrisk Evaluation". *Management Science*, vol.49 (3), pp.312-329.

Baesens, B., Van Gestel, T., Viaene, S.; Stepanova, M., Suykens, J., & Vanthienen, J (2003); "Benchmarking State-of-art Classification Algorithms for Credit Scoring", *Journal of the Operational Research Society*, no.54, pp.627-635.

Basel Committee on Banking Supervision (2000); "Credit Ratings & Complementary Sources of Credit Quality Information", *Working Paper*. no.3.

Beaver W.H., (1967); "Financial Ratios as Predictors of Failure", J*ournal of Accounting Research*, no.4.

Bee Wah Yap, Seng Huat Ong, Nor Huselina Mohamed Husain (2011); "Using Data Mining to Improve Assessment of Credit Worthiness Via Credit Scoring Models", *Expert Systems with Applications*, vol. 38, Issue 10, pp.13274-13283.

Che-Chern Lin, Shen-Chien Chen, Yao-Ming Chu (2011); "Automatic Price Negotiation on the Web: An Agent-Based Web Application Using Fuzzy Expert System", *Expert Systems with Applications*.

Chen, M. S., Han, J., Yu, P. S. (1996); "Data Mining: An Overview from A Database Perspective", *IEEE Trans. Knowledge Data Engineering*. no. 8 (6), pp. 866-883. doi:10.1109/69.553155.

Christoph j. (2004); "Express Credit And Bank Default Risk An Application Of Default Predictions Models To Banks From Emerging Market Economics", *International Conference On Emerging Market And Global Risk Management*, University Of Westminster, London, UK.

Davis, R. H., Edelman, D. B., & Gammerman A. J (1992); "Machine Learning Algorithms for Credit-Card Applications" , *Journal of Mathematics Applied in Business and Industry*, no.4, pp.43-51.

Deakin E.B., (1972); "A Discriminate Analysis of Predictors of Business Failure", *Journal of Accounting Research*, no.10 (1).

Deakin E.B., (1989); "Rational Economic Behavior and Lobbying on Accounting Issues: Evidence from the Oil and Gas Industry", *The Accounting Review*, no.66 (1).

Defu Zhang, Xiyue Zhou, Stephen C.H. Leung, Jiemin Zheng (2010); "Vertical Bagging Decision Trees Model for Credit Scoring", *Expert Systems with Applications*, vol. 37, Issue 12, pp.7838-7843.

Desai,V. S., Crook J. N., & Overstreet G. A. (1996); "A Comparison of Neural Networks and Linear Scoring Models in The Credit Union Environment", *European Journal of Operational Research*, no.95 (1), pp.24-37.

Drucker, H., Schapire, R., Simard P. (1993); "Boosting Performance in Neural Networks", *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, no.7 (4), pp.704-719.

Durand D., (1941); "Risk Element in Consumer Installment Lending", *National Bureau of Economic Research*, New York, vol. study # 8.

Fisher R.A. (1936); "The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problem", *Annals of Eugenics*.

Francisco Louzada, Osvaldo Anacleto Junior, Cecilia Candolo, Josimara Mazucheli (2011); "Poly-bagging Predictors for Classification Modelling for Credit Scoring", *Expert Systems with Applications*, vol. 38, Issue 10, pp.12717-12720.

Frydman H.E., Altman, E.I., and Kao D-L. (1985); "Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case Of Financial Distress", *Journal of Finance*, 269{91:40} (1).

Henley W. E., and Hand, D. J. (1996); "A K-Nearest Neighbor Classifier for Assessing Consumer Credit Risk", *Statistician*, no. 44 (1), pp. 77-95.

Iwasieczko. B, Korczak. J, Kwiecien. M, Muszynska. J. (1986); *Expert System in Financial Analysis*, pp. 113 -120.

Kiss France (2003); "Credit Scoring Process from A Knowledge Management Prospective, Budapest University of Technology And Economics", *Periodica Polytechnica Ser*. Soc, vol. 11, pp.95–110.

Lee, T. S., Chiu, C. C., Chou, Y. C., Lu, C. J. (2006); "Mining the Customer Credit Using Classification and Regression Tree and Multivariate Adaptive Regression Splines", *Computational Statistics and Data Analysis*, no. 50, pp.1113-1130. doi:10.1016/j.csda.2004.11.006.

Lee, T.-S., Chiu, C.-C., Lu, C.-J., & Chen, I.-F (2005); "Credit Scoring Using the Hybrid Neural Discriminant Technique", *Expert Systems with Applications*, no.23 (3), pp.245-254.

Lee, T.-S., & Chen, I.-F (2005); "A Two-Stage Hybrid Credit Scoring Model Using Artificial Neural Networks and Multivariate Adaptive Regression, Splines", *Expert Systems with Applications*, no.28 (4), pp.743-752.

Ligang Zhou, Kin Keung Lai, Lean Yu (2010); "Least Squares Support Vector Machines Ensemble Models for Credit Scoring", *Expert Systems with Applications*, vol. 37, Issue 1, pp.127-133.

Malhotra, R., & Malhotra, D. K. (2005); "Differentiating between Good Credits and Bad Credits Using Neuro-Fuzzy Systems", *European Journal of Operational Research*, no.136 (1), pp.190-211.

Mandala, Nawangpalupi and Praktikto (2012); "Assessing Credit Risk: An Application of Data Mining in a Rural Bank", *Procedia Economics and Finance*, no. 4, pp.406 – 412.

Mark Gertler, NobuhiroKiyotaki and Albert Queralto, "Financial Crises, Bank Risk Exposure and Government Financial Policy", *Journal of Monetary Economics*, S17–S34.

Morgan Guaranty, (1994); *Risk Metrics Technical Document*, 2nd Edition, and New York: Morgan Guaranty.

Murphy, P. M., & Aha, D. W. (2005); *UCI Repository of Machine Learning Databases, Department of Information and Computer Science*, University of California, Irvine, CA, ttp: //www.ics.uci.edu/ mlearn/LRepository.html.

Nanni L., Lumini A. (2009); "An Experimental Comparison of Ensemble of Classifiers for Bankruptcy Prediction and Credit Scoring", *Expert Systems with Applications*, vol. 36, Issue 2, Part 2, pp.3028-3033.

Ong, C.-S., Huang, J.-J., & Tzeng, G.-H (2005); "Building Credit Scoring Models Using Genetic Programming", *Expert Systems with Applications*, no.29 (1), pp.41-47.

Reichert, A. K., Cho, C. C., & Wagner, G. M. (1983); "An Examination of the Conceptual Issues Involved in Developing Credit-Scoring Models", *Journal of Business and Economic Statistics*, no.1 (2), pp.101-114.

Schebesch KB, Stecking R. (2005); "Support Vector Machines for Classifying and Describing Credit Applicants: Detecting Typical and Critical Regions", *Journal of the Operational Research Society*, 56 (8), pp.1082-1088.

Snezana Disevska (2012); "Credit Risk – Creating System of Credit Risk Management in Changing Econonomic Conditions in Macedonian Banks", *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, pp.460 – 469.

Thomas, L. C. (2000); "A Survey of Credit and Behavioural Scoring: Forecasting Financial Risk of Lending To Consumers", *International Journal of Forecasting*, no.16 (2), pp.149-172.

Thomas L. C. (1998); "Methodologies for Classifying Applicants for Credit", In D. J.Hand (Ed.), *Statistics in Finance*, London: Arnold.

Weimin Chen, Guocheng Xiang, Youjin Liu and Kexi Wang (2012); "Credit Risk Evaluation by Hybrid Data Mining Technique", *Systems Engineering Procedia*, pp.194 – 200.

West, D. (2005); "Neural Network Credit Scoring Models", *Computers and Operations Research*, no.27 (11-12); pp.1131-1152.

Yang Lui (2001); "New Issues in Credit Scoring Applications, George August, University Gottingen, Institute for Wirtschafts informatics".

Yang, Y. X. (2007); "Adaptive Credit Scoring with Kernel Learning Methods" *Adaptive, European Journal of Operational Research*, no.183 (3), pp.1521-1536.