پژوهش‌های نوین در تصمیم‌گیری
دوره 1، شماره 3، پاییز 1395

رویکردی نوین از کاربرد مدل‌های تصمیم‌گیری چند معیاره در طبقه‌بندی مشتریان اعتباری بانک

نرجس قاسم نیا عربی[1]، عبدالحمید صفایی قادیکلایی[2*]

1- کارشناسی ارشد گروه مدیریت صنعتی، دانشکده علوم اقتصادی و اداری، دانشگاه مازندران، مازندران، ایران
2-دانشیار گروه مدیریت صنعتی، دانشکده علوم اقتصادی و اداری، دانشگاه مازندران، مازندران، ایران

دریافت: 1395/01/08 پذیرش: 1395/05/18

چکیده

همواره مهم‌ترین عامل در تعیین وضعیت اعتباری مشتریان، بررسی ریسک اعتباری آنها بوده است. در گذشته ریسک اعتباری اغلب با قضاوت شهودی تعیین می‌شد که در مقایسه با روش‌های آماری و هوش مصنوعی که اخیراً مورد توجه قرار گرفته‌اند، ازکارایی کمتری برخوردار بوده است. این در حالی است که به‌کارگیری روش‌های آماری، مستلزم توزیع مشخص داده‌ها می‌باشد و از طرف دیگر استفاده از روش‌های هوش مصنوعی نیز مستلزم محاسبات پیچیده، هزینه‌بر بوده و مدل‌های به‌دست آمده از آن نیز غیرقابل تفسیر و تحلیل است.از این رو مقاله حاضر سعی دارد تا با استفاده از رویکرد جدیدی از کاربرد مدل‌های تصمیم‌گیری چند معیاره، ضمن کاهش پیچیدگی محاسبات و عدم نیاز به فرض خاصی برای داده‌ها، به طبقه‌بندی مشتریان اعتباری بپردازد. در تحقیق حاضررویکرد C-TOPSIS که بر پایه روشTOPSISمی‌باشد، به‌عنوان رویکردی جدید از کاربرد فنون تصمیم‌گیری چندمعیاره برای طبقه‌بندی مشتریان اعتباری بانک به کارگرفته شد.

برای سنجش اعتبار رویکرد جدید C-TOPSIS، عملکرد این مدل با عملکرد مدل کلاسیک رگرسیون لجستیک در تشخیص وضعیت اعتباری مشتریان شعب بانک سینا در فاصله زمانی سال 1388-1392 مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج نشان داد که مدل C-TOPSIS با دقت

* نویسنده مسئول مقاله: E-mail: ab.safaei@umz.ac.ir

کل 58/8 درصد عملکرد بهتری در مقایسه با رگرسیون لجستیک با دقت 54/4%داشته است و خطای نوع اول و دوم در C-TOPSIS نیز به میزان قابل‌ملاحظه‌ای نسبت به روش دیگرکاهش یافته است.

واژه‌های کلیدی:مدل‌های تصمیم‌گیری چند معیاره، رگرسیون لجستیک، ارزیابی ریسک اعتباری، روشC-TOPSIS.

1-مقدمه

از علل عمده مشکلات بانکی در دنیا، ضعف در مدیریت ریسک پرتفوی یا عدم توجه به تغییر در شرایط اقتصادی و منطقه‌ای است و از آنجایی که وام‌های اعتباری اساس سیستم بانکداری را تشکیل می‌دهند، در نتیجه وجود چنین شرایطی به انحطاط پورتفوهای اعتباری بانک منجر می‌شود. از این رو پیامدهای ناشی از ریسک اعتباری، بانک‌ها را ملزم به شناسایی، اندازه‌گیری، مدیریت و کنترل ریسک و همچنین تعیین سطح سرمایه کافی در برابر اعتبار می‌نماید[1] .بنابراین عملکرد مناسب واحدهای اعتباری، سودآوری و ثبات یک بانک را تضمین می‌کند که بررسی پیشینه مالی مشتری یک عامل بسیار مهم قبل از هرگونه تصمیم‌گیری اعتباری و عامل اصلی در کاهش ریسک اعتباری است [2].

از سال 1909 که جان موری رتبه‌بندی ریسک اعتباری را بر روی اوراق قرضه انجام داد، برخی از محققان متوجه شباهت زیاد اوراق قرضه و وام‌های پرداختی(تسهیلات اعطایی) شدند و اندازه‌گیری ریسک عدم پرداخت اصل و بهره (سود) وام‌ها را تحت بررسی قراردادند [3].

ارزیابی وضعیت اعتباری درخواست‌کنندگان تسهیلات، پیش نیاز مدیریت ریسک در مؤسسات مالی و بانکها می‌باشد و از طرفی طراحی روش علمی و مناسب برای جلوگیری از اعمال سلیقه‌های مختلف فردی در رتبه‌بندی مشتریان می‌توانند گامی مؤثر در جهت افزایش کارایی نظام بانکی در ارزیابی اعتباری متقاضیان باشد. بنابراین با پیاده‌سازی سیستم رتبه‌بندی اعتباری مشتریان یکی از مهم‌ترین دغدغه‌های سیستم بانکی که تخصیص بهینه وجوه جمع‌آوری‌شده و کاهش مطالبات معوق است، برطرف خواهد شد [4]. درواقع، ارزیابی ریسک اعتباری متقاضیان وام

برای اعطای تسهیلات در شرایط کنونی یک فرایند با ماهیت ذهنی است، بدین معنی که درخواست وام هر مشتری به‌صورت دستی و با نظر کارشناسان مورد بررسی قرار می‌گیرد که این مسئله دیدگاه شخصی و تعصبات فردی مدیر اعتباری را بر تصمیم‌های اعتباری تحمیل می‌کند. خطای انسانی ناشی از تصمیم‌های اعتباری ذهنی همواره موجب بحران‌های مالی در بانک‌ها و مؤسسات مالی شده است، بنابراین مدیران اعتباری بانک‌ها در ایران نیازمند توسعه روش‌های کاراتر جهت بهبود دقت طبقه‌بندی در تصمیم‌گیری‌های اعتباری هستند. ازاین‌رو مقاله حاضر با هدف تعیین مدل مناسب برای اعتبارسنجی متقاضیان وام بااستفاده از روش نوینC-TOPSIS به طبقه‌بندی اعتباری مشتریان شعب بانک سینا پرداخته و برای ارزیابی دقت طبقه‌بندی این مدل، نتایج آن را با مدل کلاسیک رگرسیون لجستیک مقایسه کرده است. با توجه به هدف مذکور سؤال‌های تحقیق را می‌توان به شرح زیر فهرست نمود:

1- متغیرهای مؤثر در اعتبارسنجی مشتریان بانک مورد مطالعه کدامند؟

2- دقت مدل C-TOPSIS در سنجش اعتبار مشتریان بانک به چه میزان است؟

3- دقت عملکرد مدل رگرسیون لجستیک در سنجش اعتبار مشتریان بانک به چه میزان است؟

4- مدل مناسب از نظر دقت، خطای نوع اول و دوم جهت اعتبارسنجی مشتریان وام کدام است؟

2-ادبیات موضوع

در بانکداری متعارف، مدیریت ریسک اعتباری از قسمت‌هایی ازجمله نحوه تصویب تسهیلات، نحوه نظارت و پیگیری تسهیلات، روش مدیریتی تغییر به‌موقع در ترکیب تسهیلات، بازنگری دوره‌ای تسهیلات و ارزش‌گذاری مالی پرتفوی تسهیلات توسط مدیران ارشد و هیأت‌مدیره بانک تشکیل می‌شود. در بانکداری اسلامی با توجه به ویژگی‌های این سیستم بانکی، موضوع بررسی اولیه و نحوه تصویب تسهیلات بسیار بااهمیت است و بانک‌ها فقط حداقل ریسک را می‌پذیرند؛ به‌عبارت‌دیگر فقط کسانی می‌توانند از تسهیلات بانکی استفاده کنند که سابقه موردنظر بانک را داشته و نسبت به حال و آینده طرح موردنظر اطلاعات کافی داخلی و خارجی داشته باشند، همچنین از سایر شرایط لازم برای استفاده از تسهیلات نیز برخوردار باشند. درواقع مدیریت

ریسک مؤثر و کارآمد در بانکداری اسلامی نیازمند چارچوب مقرراتی مناسب و همچنین گسترش مطلوب نهادها، بازارها، زیرساخت‌های بازار و ابزار مالی مناسب است [5].

اگرچه یک تعریف جهانی پذیرفته از اعتبارسنجی وجود ندارد، بااین‌حال بسیاری از تعاریف، اعتبارسنجی را به‌عنوان ابزاری ضروری تعریف می‌کنند که با استفاده از روش‌های پارامتریک و ناپارامتریک در مورد وضعیت اعتباری مشتریان و خوش‌حساب و بدحساب بودنشان قضاوت می‌کنند [6].

اغلب بانک‌ها و مؤسسات مالی و اعتباری که به‌نوعی درگیر اعطای وام هستند، معمولاً یکی از روش‌های موجوداعتبارسنجی را براساس شرایط خود و جامعه پیرامون مورداستفاده قرارمی‌دهند. روش‌های امتیازدهی اعتباری به دو صورت کمی و کیفی انجام می‌شوند. تحلیل کیفی امتیازدهی اعتباری بستگی به توانایی و تجربه افراد مسئول اعطای اعتبار دارد [7]. امروزه در اغلب بانک‌های تجاری دنیا از روش قضاوتی(کیفی) برای تعیین ریسک استفاده می‌شود، لکن استفاده از این روش با توجه به توان محدود انسان‌ها در تحلیل هم‌زمان فاکتورهای مختلف مؤثر بر ریسک در مقایسه با روش‌های آماری و همچنین روش‌های هوش‌مصنوعی از کارایی کمتری برخوردار است. درواقع رویکرد قضاوتی به‌شدت به تجارب گذشته و حال تحلیل‌گران اعتباری بستگی دارد و معیارهای ذهنی، تناقض‌ها و اولویت‌های فردی نتایج تصمیم‌ها را تحت تأثیر قرار می‌دهند [8] ولی در روش‌های کمّی امتیازدهی، پیش‌بینی عدم بازپرداخت اصل و سود تسهیلات اعتباری بستگی به تابع توزیع برآورد شده به وسیله این روش‌هادارد[7، ص636؛ 9].

از کاربردی‌ترین رویکردهای کمّی در امتیازدهی اعتباری به‌کارگیری روش‌های آماری نظیر تحلیل تمایزی، رگرسیون لجستیک و خطی،روشMARS[1]، درخت رگرسیون و طبقه‌بندی، هموارسازی ناپارامتریک[2]، تحلیل بقا[3]و مدل‌های تحقیق در عملیات نظیر برنامه‌ریزی خطی، برنامه‌ریزی درجه دوم، برنامه‌ریزی عدد صحیح، برنامه‌ریزی چند معیاره، برنامه‌ریزی پویا است، اما به‌تازگی می‌توان روش‌های پیچیده‌تری مربوط به حوزه هوش محاسباتی یافت که اغلب به محاسبات نرم یا داده‌کاوی، نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبانی، سیستم ایمنی مصنوعی[4]، الگوریتم ژنتیک[5] و دیگر الگوریتم‌های تکاملی اشاره دارد[9، ص3؛10]. با

توجه به تعداد قابل‌ملاحظه مطالعات درزمینهٔ الگوریتم‌های هوش مصنوعی، دو ضعف عمده در این روش‌ها وجود دارد؛ اجرای این فنون مستلزم محاسبات مهم و پیچیده‌ای است و این روش‌ها در میان تحلیلگران مالی و کسب‌وکاربه‌ندرت شناخته‌شده است [11]. شبکه‌عصبی مصنوعی رویکردی است که در مجموعه داده‌های واقعی موفق عمل کرده است اما بااین‌حال یک جعبه سیاهی است که نمی‌توان دلیل رسیدن به تصمیم‌های آن را تفسیر نمود و همچنین مدت‌زمان یادگیری آن در مقایسه با روش‌های آماری طولانی‌تر است. روش ماشین بردار که اخیراً بسیار موردتوجه قرارگرفته است، دقت عملکرد بالایی دارد اما بااین‌حال گزینش پارامترها در این روش نیز زمان‌بر و فرایند طبقه‌بندی آن جعبه سیاهی است که قابلیت تفسیر ندارد. علاوه بر این، روش‌هایی نظیر الگوریتم ژنتیک، سیستم ایمنی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبانی حداقل مربعات[6]ودیگر روش‌های هوش مصنوعی که اخیراً موردتوجه قرارگرفته‌اند، اگرچه دقت عملکرد بالایی دارند اما زمان‌بر هستند و نتایج و فرایند تصمیم‌گیری آنها قابل تفسیر نیست [12]. به همین منظور در مقاله حاضر از رویکرد نوین C-TOPSIS برای طبقه‌بندی متقاضیان وام استفاده‌شده است. روشTOPSIS[7] با نتایج ارزیابی معتبر، فرایند محاسبات سریع و قابلیت درک و استفاده آسان به‌عنوان یکی از پرکاربردترین رویکردهای تصمیم‌گیری چند معیاره برای مسائل رتبه‌بندی شناخته‌شده است واین در حالی است که تحقیق حاضر با منطق موجود در این رویکرد، از این روش برای حل مسئله طبقه‌بندی استفاده کرده است. درواقع C-TOPSIS شکل تغییریافته TOPSIS است که با نتایج طبقه‌بندی قابل‌اعتماد، کارایی محاسباتی بالا و سهولت استفاده، مزایای TOPSISرا حفظ کرده است.

3- روش C-TOPSIS

فرایند رتبه‌بندی در TOPSISهمانند فرایند امتیازدهی اعتباری است. در TOPSISبا توجه به شاخصه‌ها، هر گزینه امتیازی به‌دست می‌آورد که ضریب نزدیکی نام دارد. گزینه‌ها براساس ضریب نزدیکی رتبه‌بندی می‌شوند و بزرگ‌ترین ضریب نزدیکی، گزینه مرجح است. امتیازدهی اعتباری (اعتبارسنجی)، با استفاده از شاخصه‌هایی نظیر درآمد، شغل و سن می‌تواند امتیاز اعتباری برای هر متقاضی وام را محاسبه کند. امتیاز اعتباری بیشتر، نشان‌دهنده وضعیت اعتباری بهتری از مشتری است [13].

در تغییر روشTOPSIS به یک روش طبقه‌بندی، سه چالش وجود دارد: مشخص کردن جهت شاخصه‌ها، تعیین درست وزن‌ها و تعیین حد آستانه منطقی. برای رویارویی با هریک از این چالش‌ها راه‌حلی ارائه‌شده است [14].

- مشخص کردن جهت شاخصه‌ها: تعیین جهت افزایشی و کاهشی شاخصه‌ها در روش TOPSIS اغلب به‌صورت شهودی و با نظرات خبرگان انجام می‌شود، درحالی‌که در حوزه اعتبارسنجی جهت بعضی شاخصه‌ها را نمی‌توان به‌طور ذهنی تعیین نمود. ازاین‌رو در مقاله حاضر برای تعیین جهت شاخصه‌ها از رگرسیون لجستیک که روشی عینی است، استفاده شد.

- تعیین وزن شاخصه‌ها: در روش TOPSIS وزن‌ها همیشه به‌صورت ذهنی و توسط خبرگان تعیین می‌شوند که معمولاً تحت تأثیر تجربه و قضاوت افراد قرار می‌گیرد و به همین دلیل استفاده از روش‌های عینی در تعیین وزن، دقت طبقه‌بندی در این‌گونه مسائل را تا حد موردنیاز بهبود می‌بخشند. منطق تعیین وزن در این تحقیق بر این فرض استوار است که مشتریان خوب تا حد ممکن به مشتری عالی و مشتریان بد تا حد ممکن به مشتری بسیار بد نزدیک باشند. با تبدیل این مفهوم به یک تابع ریاضی با هدف حداقل‌سازی مجموع میانگین فاصله مشتریان خوب از مشتری ایده‌آل مثبت و میانگین فاصله مشتریان بد از مشتری ایده‌آل منفی، وزن شاخصه‌ها محاسبه می‌شود؛ در واقع ایده اصلی تحقیق حاضر که آن را از تمام تحققیقاتی که از TOPSIS استفاده می کنند، متمایز می‌سازد در همین است.

- تعیین حد آستانه: پس‌ازاینکه امتیاز اعتباری هر مشتری به دست آمد، حد آستانه‌ای موردنیاز است تامشتریان را در دو گروه خوش‌حساب و بدحساب طبقه‌بندی کند. متقاضیان وام با امتیاز اعتباری بالاتر از حد آستانه پذیرفته و پایین‌تر از آن رد خواهند شد. هرچه یک متقاضی وضعیت اعتباری بهتری داشته باشد، امتیاز اعتباری بالاتری کسب می‌کند، بنابراین فرض می‌شود مشتریان خوب امتیاز بالاتری نسبت به مشتریان بد به‌دست آورند. فرض می‌شود تعداد n_g مشتری خوب و تعداد n_b مشتری بد در داده‌های آموزش وجود دارد. n_g اُمین مشتری در مشتریان رتبه‌بندی شده براساس امتیاز اعتباری به‌عنوان حد آستانه درنظر گرفته می‌شود. طبقه‌بندی مشتریان رتبه‌بندی شده درداده‌های آزمون نیز به همین ترتیب می‌باشد.

3-1- مراحل اجرای C-TOPSIS

یک مجموعه داده شامل n مشتری با m شاخصه ارزیابی وجود دارد. x_{ij} مقدارشاخصه jاُم را برای مشتری iاُم نشان می‌دهد. yi طبقه اعتباری مشتری iاُم را نشان می‌دهد که {1 و 0}می‌باشد، عدد 1 مشتری خوش حساب و عدد صفر مشتری بد حساب را نشان می‌دهد و w_j وزن شاخصه jاُم را بیان می‌کند. داده‌های اعتباری به‌صورت تصادفی به داده‌های آموزش و آزمایش به‌ترتیب به نسبت 80 و 20 درصد تقسیم می‌شوند. تعداد داده‌های آموزش (n_{train}) شامل n_g مشتری خوش‌حساب و n_b مشتری بدحساب است [14، ص 261]. روش مذکور به منظور طبقه‌بندی مشتریان بانک در قالب سه گام تبیین می‌شود که در ادامه به توضیح آن خواهیم پرداخت.

گام اول: پردازش داده‌ها

1-1- تعیین شاخصه‌های افزایش و کاهشی:

همان‌طورکه پیش از این اشاره شد، در این بخش از رگرسیون لجستیک برای تمایز جهت افزایشی و کاهشی شاخصه‌ها استفاده می‌شود.

2-1- نرمال‌سازیداده‌ها

داده‌های افزایشی

$$r_{ij} = \frac{x_{ij} - x_j^{min}}{x_j^{max} - x_j^{min}} \quad , \quad i = 1, \dots, n, \qquad j = 1, \dots, m \tag{1}$$

داده‌های کاهشی

$$r_{ij} = \frac{x_j^{max} - x_{ij}}{x_j^{max} - x_j^{min}} \quad , \quad i = 1, \dots, n, \qquad j = 1, \dots, m \tag{2}$$

$x_j^{max} = max\{x_{ij} | i = 1, \dots, n\}$ بیشینه مقدار شاخصه j را نشان می‌دهد و $x_j^{min} = min\{x_{ij} | i = 1, \dots, n\}$ کمینه مقدار شاخصه j و r_{ij} داده‌های بی‌مقیاس را نشان می‌دهد. با استفاده از فرمول (2) شاخصه‌های کاهشی به شاخصه‌های افزایشی تبدیل می‌شوند و کل شاخصه‌ها در این مرحله افزایشی می‌شوند و در بازه [0و1] قرار می‌گیرند.

گام دوم: فرایند آموزش

2-1- تعیین اوزان

منطق تعیین وزن براساس این مفهوم است که مشتریان خوش‌حساب باید تاحد ممکن به مشتری عالی نزدیک شوند درحالی‌که مشتریان بدحساب باید تا حد ممکن به مشتری بسیار بد نزدیک شوند. این مفهوم در تابع هدف زیر نشان داده‌شده است:

$$\min\left[\frac{1}{n_g}\sum_{i=1}^{n_g}\left(\sum_{j=1}^{m}\left(w_j r_{ij}-r_j^{max}\right)^2\right)+\frac{1}{n_b}\sum_{i=1}^{n_b}\left(\sum_{j=1}^{m}\left(w_j r_{ij}-r_j^{min}\right)^2\right)\right] \quad (3)$$

که در آن $r_j^{max}=max\{r_{ij}|i=1,\dots,n_{train}\}$ و $r_j^{min}=min\{r_{ij}|i=1,\dots,n_{train}\}$ است. تابع هدف (3) یک مسئله برنامه‌ریزی درجه دوم محدب نامحدود است. مشتق تابع هدف بر مبنای w_j محاسبه و سپس وزن‌ها از طریق فرمول (4) به دست می‌آیند.

$$w_j=\frac{\frac{1}{n_g}\sum_{i=1}^{n_g}\sum_{j=1}^{m}r_{ij}r_j^{max}+\frac{1}{n_b}\sum_{i=1}^{n_b}\sum_{j=1}^{m}r_{ij}r_j^{min}}{\frac{1}{n_g}\sum_{i=1}^{n_g}\sum_{j=1}^{m}r_{ij}^2+\frac{1}{n_b}\sum_{i=1}^{n_b}\sum_{j=1}^{m}r_{ij}^2},\quad j=1,\dots,m \quad (4)$$

با استفاده از رابطه (5) کل داده‌های اعتباری موزون می‌شود:

$$v_{ij}=w_j r_{ij},\quad i=1,\dots,n,\quad j=1,\dots,m \quad (5)$$

v_{ij} مقدار شاخصه موزون jاُم مربوط به مشتری iاُم را ارائه می‌کند.

2-2- تعیین ایده‌آل مثبت و ایده‌آل منفی

$$v^{max}=\{v_j^{max},j=1,\dots,m\} \quad (6)$$

$$v^{min} = \{v_j^{min}, j = 1, \dots, m\} \quad (7)$$

$v_j^{max} = max\{v_{ij} | i = 1, \dots, n_{train}\}$ و $v_j^{min} = min\{v_{ij} | i = 1, \dots, n_{train}\}$ می‌باشد. v^{max} ایده‌آل مثبت (بهترین مشتری) و v^{min} ایده آل منفی(بدترین مشتری) را نشان می‌دهد.

3-2- محاسبه امتیاز اعتباری داده‌های آموزش

S_i^+ و S_i^- به ترتیب فاصله میان iاُمین مشتری در داده‌های آموزش و بهترین مشتری و فاصله میان iاُمین مشتری در داده‌های آموزش با بدترین مشتری را نشان می‌دهد.

$$S_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^{m} \left(v_{ij} - v_j^{max}\right)^2}, i = 1, \dots, n_{train} \quad (8)$$

$$S_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^{m} \left(v_{ij} - v_j^{min}\right)^2}, \quad i = 1, \dots, n_{train} \quad (9)$$

C_i رتبه اعتباری iاُمین مشتری است که از رابطه (10) به دست می‌آید:

$$C_i = \frac{S_i^-}{S_i^- + S_i^+} \quad , i = 1, \dots, n_{train} \quad (10)$$

4-2-تعیین حد آستانه

امتیازهای اعتباری را از بیشترین به کمترین مرتب می‌کنیم، n_gاُمین امتیاز اعتباری بالا به‌عنوان حد آستانه (C_0) در نظر گرفته می‌شود.

گام سوم: پردازش داده‌های آزمون

3-1- امتیاز اعتباری داده‌های آزمون تعیین می‌شود:

S_i^+ فاصله میان i اُمین مشتری در داده‌های آزمون و بهترین مشتری و S_i^- فاصله میان i اُمین مشتری در داده‌های آزمون با بدترین مشتری را نشان می‌دهد که به‌ترتیب از رابطه (8) و (9) به‌دست می‌آید. سپس C_i که رتبه اعتباری i اُمین مشتری است، از رابطه (10) محاسبه می‌شود. در محاسبه ایده‌آل مثبت و منفی و امتیاز اعتباری در داده‌های آزمون $i = 1, \dots, n_{test}$ می‌باشد.

3-2- طبقه‌بندی داده‌های آزمون

اگر $Ci>C_0$ باشد، آنگاه iاُمین مشتری درداده‌های آزمون به‌عنوان مشتری خوب پیش‌بینی می‌شود، اگر $Ci<C_0$ باشد، آنگاه iاُمین مشتری در داده‌های آزمون به‌عنوان مشتری بد پیش‌بینی می‌شود[14، صص 262-263].

4- رگرسیون لجستیک

رگرسیون لجستیک شکل دیگری از رگرسیون خطی است.درصورتیکه متغیر وابسته به شکل 0 یا 1 باشد، پیشنهاد می‌شود از مدل رگرسیون لجستیک استفاده شود[15]. در این روش محدودیت‌های کمتری در فرضیه‌ها وجود دارد و می‌تواند با شاخص‌های کیفی نیز کار کند. روش تحلیل تمایزی خطی (LDA)[7]نشان می‌دهد که آیاویژگی‌های مشتری باهم مرتبط هستند یا خیر، درحالی‌که رگرسیون لجستیک این قابلیت را دارد که احتمال عدم نکول از سوی متقاضی را پیش‌بینی کند و متغیرهای مرتبط با رفتار مشتری را شناسایی می‌کند. معادله رگرسیون لجستیک به‌این‌ترتیب می‌باشد[8، ص 182]:

$$\ln\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_n x_n \qquad (11)$$

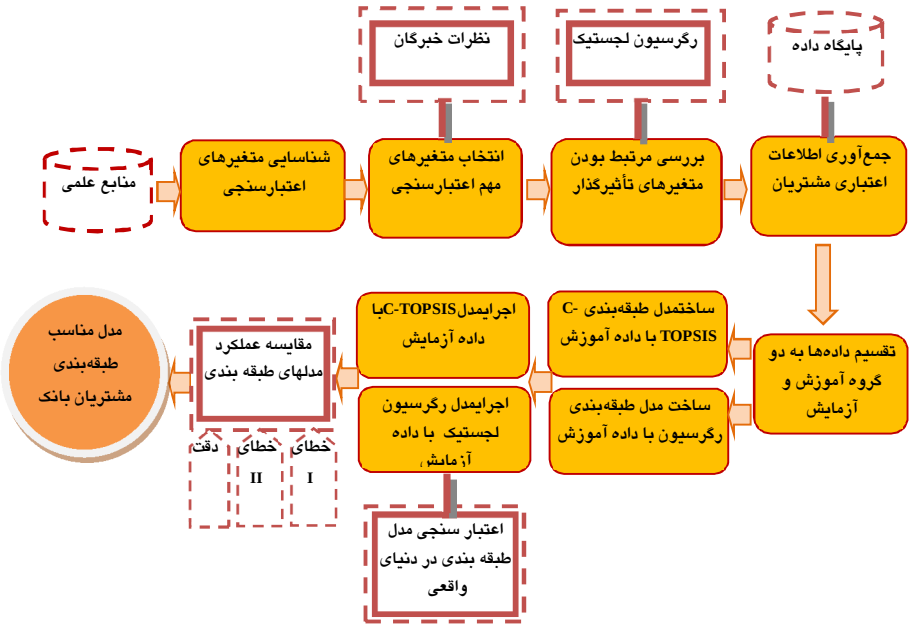
احتمال p_i که از معادله بالا به دست می‌آید، حد طبقه‌بندی است. زمانی که p_i احتمال عدم نکول را نشان می‌دهد، هرچه این احتمال بزرگ‌تر از 0/5 باشد و نزدیک به 1 باشد، مشتری خوش‌حساب یا مشتری که احتمال عدم نکول دارد. اگر کمتر از 0/5 باشد، مشتری بدحساب تلقی می‌شود [8، ص 182؛15، ص8].

5- روش‌شناسی تحقیق

در این پژوهش به‌منظور ارزیابی اعتباری مشتریان بانک مطابق نمودار مراحل تحقیق که در زیر آمده است(شکل1)،نخست متغیرهای (شاخصه‌ها)تأثیرگذار بر ریسک اعتباری مشتریان با مطالعه ادبیات پژوهش، شناسایی وسپس متغیرهای نهایی طی دو مرحله انتخاب شدند. در مرحله اول با نظرسنجی از خبرگان و ارائه پرسشنامه به آنها و تحلیل پرسشنامه، متغیرهای تأثیرگذار انتخاب شد. ازآنجایی‌که عملکرد مدل‌های پیش‌بینی به‌خصوص در حوزه اعتباری بانک‌ها بسیار حایز اهمیت است، درنتیجه باید ارتباط متغیرهای گزینش‌شده در مدل اعتبارسنجی مورد ارزیابی قرار گیرد. ازاین‌رو در مرحله دوم با استفاده از روش رگرسیون لجستیک مرتبط بودن متغیرها سنجیده شد و متغیرهایی که در سطح معنی‌داری 5 درصد هستند در مدل باقی می‌مانند و بقیه حذف می‌شوند، زیرا رابطه معناداری با مدل برآورد شده ندارند[7، ص369]. ضرایب منفی در مدل لجستیک بیانگر رابطه منفی آنها با خوش‌حسابی و ضرایب مثبت رابطه مثبت متغیرهای مستقل را بر متغیر وابسته خوش‌حسابی نشان می‌دهند. متغیر وابسته پژوهش حاضر، وضعیت اعتباری مشتری است که در دو گروه «خوش‌حساب» و «بدحساب» قرار می‌گیرد.

به این منظور 334 نفر از مشتریان بانک به‌صورت تصادفی انتخاب و بررسی شدند که پس از بررسی‌های اولیه، اطلاعات مربوط به وضعیت اعتباری آنان مورداستفاده قرارگرفته است. از بین مشتریان انتخاب‌شده 96 مشتری بدحساب و 238 مشتری خوش‌حساب می‌باشند. پس از تعیین شاخصه‌های نهایی، در آغاز مجموعه داده‌ها به دو گروه آموزش و آزمایش(آزمون) تقسیم شد. از 80 درصد داده‌ها برای آموزش مدلC-TOPSIS و مدل لجستیک برای طبقه‌بندی اعتباری مشتریان و از20 درصد مابقی برای آزمایش نهایی کارآمدی مدل استفاده شد. به‌این‌ترتیب پس‌ازآنکه جهت افزایشی و کاهشی شاخصه‌ها با رگرسیون لجستیک تعیین شد، از اطلاعات اعتباری مشتریان در ارتباط بااین 8 شاخصه نهایی در داده‌های آموزش برای ساخت مدل C-TOPSIS و همچنین از همین داده‌های آموزش برای ساخت مدل لجستیک استفاده گردید. درنهایت برای اعتبارسنجی مدل‌های طبقه‌بندی در دنیای واقعی و همچنین مقایسه عملکرد پیش‌بینی دو مدل ارائه‌شده از

داده‌های آزمایش جهت برازش دقت آنها استفاده و براساس دقت کل و خطای نوع اول و دوم مورد مقایسه قرار گرفتند.



شکل1 فلوچارت مراحل کلی پژوهش در ساخت مدل طبقه‌بندی

6-یافته‌ها

در این مقاله برای برآورد پارامترها و اجرای مدلC-TOPSIS از نرم‌افزار Excel 2010 و برای برآورد پارامترهای مدل کلاسیک از نرم‌افزار SPSS استفاده شده است. ساختار مدل رگرسیون لجستیک وC-TOPSIS با استفاده از 80 درصد داده‌ها (داده‌های آموزش) برآورد شد و با استفاده از 20 درصد مابقی (داده‌های آزمایش) مورد آزمایش قرار گرفت.

با استفاده از نظر خبرگان دانشگاهی و مدیران و سرپرستان بانک مورد مطالعه، متغیرهای اعتبارسنجی با اهمیت تعیین شدند که نتایج این ارزیابی در جدول 1 ارائه شده است.

جدول 1 متغیرهای ارزیابی وضعیت اعتباری مشتریان

متغیر	عنوان	نوع متغیر	توضیحات
X_1	جنسیت	اسمی	x_{1-1}(مرد)،x_{1-2}(زن)
X_2	تحصیلات	ترتیبی	x_{2-1}(بی‌سواد)،x_{2-2} (زیر دیپلم)،x_{2-3}(دیپلم)،x_{2-4} (لیسانس)،x_{2-5}(فوق‌لیسانس)
X_3	سکونت	اسمی	x_{3-1}(شخصی)، x_{3-2} (استیجاری)، x_{3-3} (منزل والدین)، x_{3-4} (سازمانی)
X_4	شغل	اسمی	x_{4-1}(کارمند دولتی)، x_{4-2}(کارمند خصوصی)، x_{4-3}(آزاد)
X_5	سابقه اعتباری	ترتیبی	x_{5-1}(تسویه شده)، x_{5-2}(فعال)، x_{5-3}(ندارد)، x_{5-4}(سررسید گذشته)، x_{5-5}(معوق)، x_{5-6}(مشکوک الوصول)
X_6	وضعیت چک	ترتیبی	x_{6-1}(چک برگشتی ندارد)، x_{6-2}،(رفع سوء اثر شده)، x_{6-3}(دسته‌چک ندارد)، x_{6-4}(عدم رفع سوء اثر)
X_7	نرخ سود	نسبی	
X_8	نوع وثیقه	اسمی	x_{8-1}(سند ملکی)، x_{8-2}(سفته)، x_{8-3}(سپرده)، x_{8-4}(چک تضمینی)،x_{8-5}(سهام)، x_{8-6}(چک عادی)

در این تحقیق از مدل رگرسیون لجستیک برای تعین جهت شاخصه‌ها و نیزبرآورد ریسک اعتباری مشتریان مورداستفاده قرار گرفت. نخست در روش رگرسیون لجستیک تأثیر متغیرهای مستقل بر متغیر وابسته (وضعیت اعتباری مشتری) به طور همزمان مورد بررسی قرار گرفته است ودرنهایت بهترین ترکیب از متغیرها که در سطح $\alpha = 0.05$ معنادار است، به عنوان مدل نهایی برای ارزیابی وضعیت اعتباری مشتریان تعیین شده است. مطابق جدول2 مدل کلی رگرسیون با $x^2 = 99.48$ و df=10در سطح $\alpha = 0.05$ معنادار است.

جدول2 نتایج آزمون برازش کل مدل

مدل	x^2	df	Sig
	99/48	10	/000

مدل رگرسیون پس از آزمون ترکیب‌های مختلف از انواع متغیرهای تحقیق و حذف متغیرهایی که میزان خطای آن بیش از 0/05 بوده و تأثیر معناداری در مدل نداشتند،

درنهایت 8 متغیر را به‌عنوان متغیرهای تأثیرگذار و معنادار مشخص کرده است که ضرایب این متغیرها و سطح معناداری آنها در جدول3 آمده است.

جدول3 نتایج نهایی اجرای رگرسیون لجستیک در داده‌های آزمایش

متغیر	B	S.E	Wald	df	Sig	Exp(B)
x_{1-1}	-0/59	0/322	3/351	1	0/047	1/805
X_2	0/574	0/164	12/292	1	0/00	0/563
x_{3-2}	-0/969	0/305	10/129	1	0/001	2/636
x_{4-1}	0/698	0/356	3/833	1	0/050	0/498
X_5	-0/683	0/433	2/487	1	0/015	1/979
X_6	-0/627	0/393	2/545	1	0/011	1/872
X_7	-0/1	0/044	5/159	1	0/023	1/105
x_{8-4}	2/145	1/125	3/638	1	0/046	0/117
ثابت	3/906	2/414	2/619	1	0/006	0/020

طبق نتایج جدول3، تمام متغیرها در سطح $\alpha = 0.05$ معنادار هستند، بنابراین مدل رگرسیون لجستیک برای تعیین جهت شاخصه‌ها و نیزبرآورد ریسک اعتباری مشتریان به‌صورت زیر برازش شده است:

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = 3.906 - 0.59x_{1-1} + 0.574x_2 - 0.969x_{3-2} + 0.698x_{4-1} - 0.683x_5 - 0.627x_6 - 0.1x_7 + 2.145x_{8-4} \quad (12)$$

مطابق رابطه بالا هشت مورد از متغیرهای تأثیرگذار بر وضعیت اعتباری مشتریان در مدل رگرسیون نهایی باقی ماند که در جدول1 به‌صورت پررنگ مشخص شده‌اند. در این رابطه ضرایب منفی در مدل لجستیک بیانگر رابطه منفی آنها با خوش‌حسابی و ضرایب مثبت رابطه مثبت متغیرهای مستقل را بر متغیر وابسته خوش‌حسابی نشان می‌دهند.

پس از تعیین جهت متغیرها، از مدل رگرسیون برای ارزیابی وضعیت اعتباری مشتریان بانک بهره گرفته شد. مطابق رابطه مدل رگرسیون پیشنهادی درصورتیکه خروجی مدل رگرسیون ارائه شده مقدار مثبت باشد، به این معنا است که احتمال عدم

نکول(p) بیشتر از احتمال نکول($1-p$) است، بنابراین مشتری در گروه خوش حساب قرار می‌گیرد و اگر خروجی مدل مقدار منفی باشد، به این معنی است که احتمال نکول($1-p$) بیشتر از احتمال عدم نکول(p) است، بنابراین مشتری در گروه بد حساب قرار خواهد گرفت.

در جدول4 که نتایج طبقه‌بندی مدل رگرسیون لجستیک ارائه‌شده است، درصد پیش‌بینی درست داده‌های آموزش و آزمایش به‌طور مجزا در ستون آخر ارائه شده است. داده‌های آموزش شامل 266 مشتری است که از این میان، 196 مشتری خوش‌حساب و 70 مشتری بدحساب بوده است. مدل رگرسیون لجستیک در پیش‌بینی مشتریان بدحساب51/4 درصد و در پیش‌بینی مشتریان خوش‌حساب 88/7 درصد درست عمل کرده است و دقت کل مدل رگرسیون در طبقه‌بندی مشتریان خوش‌حساب و بدحساب 78/9 درصد بوده است. مدل رگرسیون - که با 80 درصد داده‌ها آموزش‌دیده است - با داده‌های جدیدی (20 درصد مابقی داده‌ها) مورد آزمایش قرارگرفت. مجموعه آزمایش در مجموع شامل68مشتری بوده است که از این تعداد، 42 نفر خوش‌حساب و 26 نفر بدحساب می‌باشند. مدل پیشنهادی در برآورد داده‌های آزمایش دقت 54/4 درصدی داشته است؛ به‌گونه‌ای که در پیش‌بینی مشتریان خوش‌حساب61/9 درصد و مشتریان بدحساب42/3درصد درست پیش‌بینی کرده است.

جدول 4نتایج طبقه‌بندی مدل رگرسیون لجستیک

داده‌ها	واقعی	پیش‌بینی		
		بدحساب	خوش‌حساب	درصد صحت
داده‌های آموزش	بدحساب	36	34	51/4
	خوش‌حساب	22	174	88/7
	% کل	21/8	78/2	78/9
داده‌های آزمایش	بدحساب	11	15	42/3
	خوش‌حساب	16	26	61/9
	% کل	39/7	60/3	54/4

در جدول 5 نتایج طبقه‌بندی مدل C-TOPSIS ارائه شده است، درصد پیش‌بینی درست داده‌های آموزش و آزمایش نیز به‌طور مجزا در ستون آخر نشان داده شده است. داده‌های آموزشدر اینجا نیز همان داده‌های آموزشی است که در مدل رگرسیون لجستیک به کار گرفته‌شده است که شامل 266 مشتری می‌باشد و از این میان، 196 مشتری خوش‌حساب و 70 مشتری بدحساب بوده است. در مدل C-TOPSIS با استفاده از داده‌های آموزش و رابطه (4) وزن بهینه برای شاخصه‌هابه‌دست آمد و سپس امتیاز اعتباری هریک از مشتریان محاسبه و درنهایت مشتریان براساس امتیاز اعتباری‌شان رتبه‌بندی شدند. حد آستانه برای تعیین دو طبقه خوش‌حساب و بدحساب با توجه به تعداد مشتری خوش‌حساب است که در اینجا 196 می‌باشد؛ یعنی 196 اُمین مشتری در میان مشتریان رتبه‌بندی شده به‌عنوان حد آستانه انتخاب شده و مشتریان با امتیاز اعتباری بیشتر از حد آستانه به‌عنوان خوش‌حساب و کمتر از آن به‌عنوان بدحساب تعیین شدند. بنابراین مدل پیشنهادی در پیش‌بینی مشتریان بدحساب45/71 درصد و در پیش‌بینی مشتریان خوش‌حساب80/61 درصد درست عمل کرده است و دقت کل مدل رگرسیون در طبقه‌بندی مشتریان خوش‌حساب و بدحساب71/43 درصد بوده است. مدلC-TOPSISکه با 80 درصد داده‌ها آموزش دیده است، به‌وسیله داده‌های جدیدی (20 درصد مابقی داده‌ها) مورد آزمایش قرار گرفت.در مجموعه آزمایش 68 مشتری وجود دارد که 42 نفر خوش‌حساب و 26 نفر بدحساب می‌باشند. مدل پیشنهادی در برآورد داده‌های آزمایش دقت 58/82 درصدی داشته است، به‌گونه‌ای که در پیش‌بینی مشتریان خوش‌حساب 66/66 درصد و مشتریان بدحساب46/15 درصد درست پیش‌بینی کرده است.

جدول5 نتایج طبقه‌بندی مدل C-TOPSIS

داده‌ها	واقعی	پیش‌بینی		
		بدحساب	خوش‌حساب	% صحت
داده‌های آموزش	بدحساب	32	38	45/71
	خوش‌حساب	38	158	80/61
	% کل	26/32	73/68	71/43
داده‌های آزمایش	بدحساب	12	14	46/15
	خوش‌حساب	14	28	66/66
	% کل	28/23	61/77	58/82

7- نتیجه‌گیری

در این پژوهش پس از ارائه مدل طبقه‌بندی C-TOPSISو رگرسیون لجستیک، اعتبار این دو مدل در شرایط دنیای واقعی برای 68 نمونه از مشتریان که اطلاعات آنها در فرایند یادگیری مدلC-TOPSISو رگرسیون لجستیک نقشی نداشته‌اند، اجرا شده است تا وضعیت اعتباری مشتریان مورد نظر را بررسی نماید (این داده‌ها همان داده‌های آزمون است که 20 درصد داده‌های کل را تشکیل می‌دهد). از آنجایی که دو مدل طبقه‌بندی مذکور الگوی رفتار اعتباری مشتریان را از طریق 80 درصد داده‌ها آموزش دیده و سپس آزمایش نموده است و درنهایت خطای خود را با همین داده‌ها بهبود داده است، بنابراین با ورود داده‌های جدید می‌توان دقت مدل ساخته شده در دنیای واقعی را تخمین زد. دقت طبقه‌بندی، خطای نوع اول و خطای نوع دوم در داده‌های آزمایش به‌عنوان معیارهای ارزیابی عملکرد دو مدل ارائه‌شده در این پژوهش مورداستفاده قرار گرفت که در جدول‌های 6 و 7 آمده است. میزان صحت طبقه‌بندی یکی از رایج‌ترین معیارهای کمی در برآورد دقت پیش‌بینی مدل‌های طبقه‌بندی است که درصد مشتریانی را که به‌درستی طبقه‌بندی شده‌اند، نشان می‌دهد [16]. در جدول 6 اشاره شده است که دقت مدل C-TOPSISو رگرسیون لجستیک به‌ترتیب 58/82 درصد و 54/4درصد می‌باشد و دقت مدل C-TOPSIS به میزان 4 درصد بهبود یافته است.

جدول6 مقایسه دقت طبقه‌بندی رگرسیون لجستیک و C-TOPSIS

واقعی		پیش‌بینی				
		لجستیک		C-TOPSIS		
	خوش‌حساب	بدحساب	% صحت	خوش‌حساب	بدحساب	% صحت
بدحساب	15	11	42/3	14	12	46/15
خوش‌حساب	26	16	61/9	28	14	66/66
% کل	60/3	39/7	54/4	61/77	38/23	58/82

در بخش دیگر عملکرد مدل‌های طبقه‌بندی براساس خطای نوع اول و دوم مقایسه می‌شود. خطای نوع اول زمانی رخ می‌دهد که یک مشتری خوش‌حساب به نادرستی به‌عنوان یک مشتری بدحساب طبقه‌بندی شود و در مقابل، خطای نوع دوم زمانی رخ

می‌دهد که یک مشتری بدحساب به‌اشتباه خوش‌حساب تلقی گردد. قابل‌ذکر است که خطای نوع دوم زیان بالقوه اعتباری را دربردارد و هزینه و تأثیرات منفی بیشتری درپی دارد [17؛ 18]. همان‌طور که در جدول 7 نشان داده‌شده است مدل طبقه‌بندی C-TOPSIS در داده‌های آزمایش دقت بالاتری نسبت به رگرسیون لجستیک داشته است و تقریباً4 درصد بهتر پیش‌بینی کرده است. خطای نوع اول در این مدل نسبت به رگرسیون لجستیک 5 درصد کاهش یافته است. خطای نوع دوم در مدل C-TOPSIS، 53/84 می‌باشد که نسبت به رگرسیون لجستیک با مقدار خطای57/69 درصد به میزان 4 درصد کاهش یافته و عملکرد بهتری داشته است.

جدول7 مقایسه نتایج طبقه‌بندی رگرسیون لجستیک و C-TOPSIS

مدل طبقه‌بندی	طبقه‌بندی درست %	خطای نوع اول٪	خطای نوع دوم %
C-TOPSIS	58/82	33/33	53/84
رگرسیون لجستیک	54/4	38/1	57/69

بانک‌ها برای تخصیص وام به مشتریان خود نیازمند بررسی پیشینه مالی و اعتباری و درنتیجه تصمیم‌گیری جهت واگذاری تسهیلات به آنها می‌باشند. به همین جهت به‌تازگی تحقیقات زیادی در حوزه اعتبارسنجی مشتریان بانک انجام‌شده و در بیشتر این مطالعات از ابزارهای هوش مصنوعی و داده‌کاوی برای ارائه مدل مناسب طبقه‌بندی استفاده‌شده است. اگرچه این روش‌ها دقت نسبتاًبالایی دارند اما محاسبات آن‌ها پیچیده و زمان‌بر است و نتایج تصمیم‌های آنها قابلیت تفسیر ندارد و همانند جعبه سیاه است. ازاین‌رو تصمیم‌های ناشی از رد یا پذیرش متقاضیان شفاف و واضح نمی‌باشد و زمانی که درخواست اعتبار یک مشتری رد می‌شود، دلیل این تصمیم به طور دقیق قابل بیان نیست ضمن اینکه میزان تأثیر شاخصه‌ها در اعتبار مشتریان نیز برای مدیران اعتباری بانک‌ها پنهان و نامشخص می‌ماند. به همین جهت در مقاله حاضر از روش C-TOPSISبا قابلیت استفاده آسان، محاسبات ساده و قابلیت تفسیر دقیق استفاده شد. ایده اصلی رویکرد طبقه‌بندی ارائه شده در این مقاله، هم‌جهت سازی شاخصه‌های افزایشی و کاهشی و همچنین محاسبه وزن شاخصه‌هابه گونه‌ای است که گزینه خوب به ایده‌آل مثبت و گزینه بد به ایده‌آل منفی نزدیک شوند. از این رو سایر مفروضات

روش TOPSISدر این رویکرد همچنان برقرار است. بـه منظـور تأییـد دقـت ایـن مـدل طبقه‌بندی در پژوهش حاضـر، از یکـی از متـداول‌تـرین مـدل‌هـای کلاسـیک در بحـث طبقه‌بندی-رگرسیون لجستیک- برای مقایسه استفاده شده است. نتایج مقایسات گویای دقت بالا و عملکرد مناسب روشC-TOPSIS در طبقه‌بندی مشـتریان خـوش حسـاب و بدحساب در سیستم موجود بانک است.

با توجه بـه اینکـه فراینـد امتیـازدهی اعتبـاری فراینـدی چالشـی اسـت و خطاهـای تصمیم‌گیری در ایـن حـوزه بانـک‌هـا را بـه سـوی طبقـه‌بنـدی نادرسـت و در نتیجـه زیان‌های اعتباری سوق می‌دهد، بنابراین درادامه توصیه‌هایی به مؤسسات مالی برای ارزیابی اعتباری متقاضیان وام در زمینه یافته‌های پژوهش حاضر ارائه می‌شود:

1- بررسی مدل پیشنهادی طبقه‌بنـدی متقاضـیان وام بـه منظـور کـاهش هزینـه و تبعات ناشی از پذیرش مشتریان بدحسـاب (خطـای نـوع دوم) و تخصـیص نادرسـت اعتبار به افراد فاقد صلاحیت؛ 2- طراحی و ساخت سیسـتم پشـتیبانی تصـمیم و یـک نرم‌افزار مناسب براساس مدل پیشنهادی برای اعتبارسنجی متقاضیان وام؛ 3- تعیـین و تدوین ضوابط و مکانیسم‌های لازم جهت سنجش و ارزیابی انـواع ریسـک و ایجـاد یک سیستم همگن سنجش اعتبار برای جلوگیری از هر گونه برخورد متفاوت از سوی کارشناسـان اعتبـاری کـه در قالـب آن کارشناسـان اعتبـاری موظـف بـه اجـرای ارزیابی«حداقلی اعتباری» باشند.

8- پی‌نوشت‌ها

1. Multivariate Adaptive Regression Splines
2. Nonparametric Smoothing
3. Survival Analysis
4. Artificial Immune System
5. Genetic Algorithms
6. Least square support vector machine
7. Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution

9-منابع

[1] İçY. T. (2012) "Development of a credit limit allocation model for banks using an integrated Fuzzy TOPSIS and linear programming", *Expert Systems with Applications*, 39(5): 5309-5316.

[2] BekhetH., EletterS.(2012)"Credit risk management for the Jordanian commercial banks: A business intelligence approach", *Aust. J. Basic Appl. Sci*. 6(9):188–195.

[3] BumacovV., AshtaA. (2011) "The conceptual framework of credit scoring from its origins to microfinance", *In Second European Research Conference on Microfinance*, Groningen, The Netherlands, June 2011.

[4] FogartyD. J. (2012) "Using genetic algorithms for credit scoring system maintenance Ffunctions", *International Journal of Artificial Intelligence & Applications*, 3(6).

[5] AbdouH. A., AlamS. T., MulkeenJ. (2014) "Would credit scoring work for Islamic finance? A neural network approach", *International Journal of Islamic and Middle Eastern Finance and Management*, 7(1): 112-125.

[6] NiculaI. (2013) "Some aspects concerning the measurement of credit risk", *Procedia Economics and Finance*, 6: 668-674.

[7] DimitriuM., Avramescu E.A., CaracotaR. C. (2010) "Credit scoring for individuals", *Economia. Seria Management*, 13(2): 361-377.

[8] LiX. L., ZhongY. (2012) "An overview of personal credit scoring: techniques and future work", *International Journal of Intelligence Science*, 2: 181-189.

[9] AzarA., AfsarA., AhmadiP. (2007) "Comparison of classical and artificial intelligence methods in predicting stock price index and designing hybrid model", *Journal of Management Researches in Iran* (Human Sciences MODARES), 10(4): 1-16, (in Persian).

[10] Marques A. I., García V., Sanchez J. S. (2012) "A literature review on the application of evolutionary computing to credit scoring", Journal of the Operational Research Society, 64(9): 1384-1399.

[11] Fensterstock A. L. B. E. R. T. (2005) "Credit scoring and the next step", Business Credit, 107(3): 46-49.

[12] Vukovic S., Delibasic B., Uzelac A., Suknovic M. (2012) "A case-based reasoning model that uses preference theory functions for credit scoring", Expert Systems with Applications, 39(9): 8389-8395.

[13] Thomas L. C., Edelman D. B., Crook J. N. (2002)*Credit scoring and its applications*, Siam.

[14] Zhu X., Li J., Wu D., Wang H., Liang C. (2013) "Balancing accuracy, complexity and interpretability in consumer credit decision making: A C-TOPSIS classification approach", *Knowledge-Based Systems*, 52: 258-267.

[15] Mansouri A., Azar A. (2002) "Designing and explanation of efficient model for banking facilities allocation by neural networks approach, logistic and linear regression", *Journal of Management Researches in Iran*, 6(3):125-146, (in Persian).

[16] Abdou H., El-Masry A., Pointon J., Abdou H., El-Masry A., Pointon J. (2007) "On the applicability of credit scoring models in Egyptian banks", Banks and Bank Systems, 2(1): 4-20.

[17] Kurum E., Yildirak K., Weber G. W. (2012) "A classification problem of credit risk rating investigated and solved by optimization of the ROC curve", *Central European Journal of Operations Research*, 20(3): 529-557.

[18] Yap B. W., Ong S. H., Husain N. H. M. (2011) "Using data mining to improve assessment of credit worthiness via credit scoring models", *Expert Systems with Applications*,38(10): 13274-13283.