

پیش‌بینی رتبه اعتباری مشتریان بانک‌ها با رویکرد هوش مصنوعی

مهدیه اخباری^۱

محمد اخباری^۲

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۸۹/۹/۸

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۸۹/۸/۳

چکیده

در مقاله حاضر به منظور پیش‌بینی عملکرد مالی مشتریان حقوقی بانک‌ها یک مدل رتبه‌بندی اعتباری، با استفاده از الگوریتم حل چندهدفه - که ترکیبی از قوانین چیرگی فازی، الگوریتم ژنتیک و الگوریتم سیمپلکس است - ارائه می‌شود. سپس کارآیی مدل بر اساس توانایی آن در تشخیص دقیق نکول مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. با استفاده از داده‌های بانک کشاورزی در سال‌های ۱۳۸۰-۱۳۸۵، مدل مفهومی رتبه‌بندی اعتباری، تعیین و نسبت بدهی، نسبت فعالیت و نسبت ارزش ویژه به مجموع دارایی‌ها به عنوان متغیرهای توضیحی مدل انتخاب شده‌اند. از سوی دیگر نکول یا عدم نکول به صورت یک متغیر موهومی به

* دانشجوی دکتری مهندسی صنایع - واحد علوم و تحقیقات دانشگاه آزاد اسلامی.

** رئیس دایره طراحی الگوهای اقتصادی - اداره بررسی‌ها و سیاست‌های اقتصادی بانک مرکزی ج.ا.ا.

عنوان متغیر وابسته مدل در نظر گرفته شده است. جهت آموزش و اعتبارسنجی مدل، داده‌ها به دو مجموعه مدل و شاهد تقسیم شده‌اند. پس از اجرای الگوریتم، علاوه بر مقادیر درجه تشخیص و درجه حساسیت، به عنوان دو معیار کارآیی مدل، متغیر کلیدی نیز تعیین می‌گردد.

واژه‌های کلیدی: سیستم استدلال فازی، چیرگی فازی، الگوریتم سیمپلکس، الگوریتم ژنتیک، رتبه‌بندی اعتباری.

طبقه‌بندی JEL: Z0، G17، C31.

۱. مقدمه

یکی از موضوعات مهمی که بایستی همواره در صنعت بانکداری مدنظر سیاستگذاران اعتباری قرار گیرد، مبحث مدیریت ریسک اعتباری است. وجود سیستم‌های رتبه‌بندی اعتباری مشتریان جهت مدیریت و کنترل ریسک مذکور، ضرورتی انکارناپذیر است. چنین سیستمی، بر اساس سوابق و اطلاعات موجود، درجه اعتباری مشتریان را تعیین نموده و آنان را بر اساس میزان ریسکی که متوجه بانک خواهند نمود، رتبه‌بندی می‌کند. بدیهی است بهره‌گیری از چنین سیستمی بانک را در گزینش مطلوب مشتریان خود یاری نموده و ضمن کنترل و کاهش ریسک اعتباری، سطح بهره‌وری فرآیند اعطای تسهیلات بانکی را ارتقا می‌دهد.

علی‌رغم اهمیت این موضوع، در اقتصاد ایران در زمینه اعطای تسهیلات اعتباری به مشتریان، روند منسجم و منظمی به منظور تعیین ریسک اعتباری، امتیازدهی، درجه‌بندی و همچنین تعیین سقف‌های اعتباری بر اساس شاخص‌های ریسک ملاحظه نمی‌شود و شاخص‌ها عمدتاً بر اساس تشخیص کارشناسی و کمیته اعتباری انتخاب می‌شوند. در مطالعات گذشته اغلب از روش‌های آماری مانند مدل‌های رگرسیونی لاجیت و پروبیت و روش تحلیل ممیزی برای امتیازدهی و رتبه‌بندی مشتریان استفاده می‌شد، ولی در سال‌های اخیر، با توسعه مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی و روش‌های ابتکاری، مطالعات بسیاری در کاربرد این روش‌ها در مدل‌های امتیازدهی و رتبه‌بندی اعتباری صورت گرفته است.

در مقاله حاضر پس از مقدمه، در بخش دوم مروری بر تاریخچه روش‌های مبتنی بر منطق فازی صورت می‌گیرد، سپس در بخش سوم جامعه و نمونه آماری و متغیرهای کلیدی بررسی می‌شوند. بخش چهارم، به معرفی معیارهای ارزیابی مدل رتبه‌بندی اعتباری اختصاص دارد. در بخش پنجم، مفاهیم سیستم‌های استدلال فازی تشریح می‌شود و در بخش ششم طراحی و بهینه‌سازی یک سیستم استدلال فازی، با استفاده از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، صورت می‌گیرد. کاربرد این مدل در رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقوقی بانک‌ها در بخش هفتم مورد مطالعه قرار گرفته و کارایی آن در پیشگویی نکول داده‌های مدل و شاهد با محاسبه درجه حساسیت و درجه تشخیص ارزیابی می‌شود. در بخش انتهایی، جمع‌بندی از نتایج مطالعه ارائه می‌شود.

۲. مروری بر سابقه کاربرد روش‌های مبتنی بر منطق فازی در رتبه‌بندی اعتباری

امروزه نظریه مجموعه‌های فازی به صورت گسترده‌ای در مدیریت سبد^۱ اعتباری و پیش‌بینی قیمت سهام، مدیریت بانکداری، مدیریت مالی و رتبه‌بندی اعتباری مؤسسات مالی مورد استفاده قرار می‌گیرد.

چنگ و لی^۲ سیستم استدلال فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی را در یک تحلیل رگرسیون فازی ترکیب نمودند. بوسابین و وانوس^۳ نیز به کارآیی روش‌های عصبی - فازی نسبت به روش‌های سنتی موجود، در پیش‌بینی ورشکستگی تجاری شرکت‌ها اشاره می‌نمایند. کاستیلو و ملین^۴ از یک سیستم خبره با ترکیب شبکه عصبی مصنوعی^۵ و منطق فازی به منظور پیش‌بینی قیمت استفاده نمودند. آنها مدل‌های ممدانی^۶ و سوگنو^۷ را با یکدیگر مقایسه نموده و کارآیی بهتر سیستم‌های استدلال سوگنو را گزارش کردند. آنها با استفاده از روش سیستم‌های استدلال عصبی - فازی سازگار^۸ یک مدل سوگنو ساختند و از آن به منظور پیش‌بینی نرخ مبادلات ارزی (دلار/پسو) استفاده کردند و نشان دادند که شبکه عصبی مصنوعی به روش‌های رگرسیونی مرسوم برتری داشته و کاربرد این روش را به جای روش‌های آماری در پیش‌بینی پیشنهاد کردند. آنها همچنین نشان دادند که شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی‌های با افق زمانی کوتاه (کمتر از ده هفته) نسبت به سیستم‌های استدلال فازی کارآیی بهتری دارد، ولی در افق‌های زمانی بلند (بیش از ده هفته) سیستم‌های استدلال فازی بهتر عمل می‌کنند.

مالوترا و مالوترا^۹ کارآیی سیستم‌های استدلال عصبی - فازی سازگار را با تحلیل ممیزی چندگانه^{۱۰} مقایسه نمودند. آنها در مطالعه خود از یک مجموعه داده ۵۰۰ تایی (۲۵۰ مشتری خوش حساب و ۲۵۰ مشتری بدحساب) استفاده کردند. نتایج مطالعات آنها

1- Portfolio.

2- Cheng and Lee (1999).

3- Bousabaine and Wanoous (2000).

4-Castillo and Melin (2002).

5- Artificial Neural Networks (ANN).

6- Mamdani

7- Sugeno

8-Adaptive Network Based Fuzzy Inference System or Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS).

9- Malhotra and Malhotra (2002).

10- Multiple Discriminate Analysis (MDA).

نشان‌دهنده برتری روش استدلال عصبی - فازی سازگار بر تحلیل ممیزی چندگانه بود. از مطالعات اخیر در زمینه استفاده از روش‌های مبتنی بر منطق فازی می‌توان به مقاله جیاو و همکاران^۱ اشاره نمود. آنها روشی ترکیبی تحت عنوان شبکه سازگار فازی^۲ را در رتبه‌بندی اعتباری شرکت‌های کوچک ارائه نموده‌اند. در این مدل، ابتدا متغیرها به سه گروه متغیرهای مالی، مدیریتی و خصوصیات و چشم‌اندازهای رقابتی تقسیم می‌کردند و در هر گروه برای هر یک از متغیرها مجموعه‌های فازی یا عبارات‌های زبانی و اعداد فازی متناظر با آنها تعریف می‌شوند. سپس مقادیر صریح متغیرها فازی می‌گردند. از سوی دیگر، بر اساس نظر کارشناسان به هر یک از متغیرها وزنی که نشان‌دهنده اهمیت آن است، اختصاص می‌یابد. امتیاز هر گروه با ضرب دو بردار مقادیر فازی متغیرها و وزن‌ها، و سپس عملیات فازی‌زدایی به دست می‌آید. نتایج به دست آمده از هر یک از سه گروه وارد یک شبکه سازگار فازی می‌شود. این شبکه دارای یک سیستم استدلال فازی از نوع سوگنو با سه متغیر ورودی است، پس از آموزش سیستم بر اساس منطق شبکه، برای هر یک مشاهدات، امتیازی به دست می‌آید.

از دیگر کاربردهای سیستم‌های استدلال فازی می‌توان به مدل رتبه‌بندی مبتنی بر پایگاه قواعد فازی هافمن و همکاران^۳ اشاره نمود که با استفاده از ترکیب سیستم استدلال فازی تقریبی و توصیفی با الگوریتم ژنتیک، موفق به رتبه‌بندی اعتباری شرکت‌ها با دقت ۸۰٪ گردیدند.

۳. جامعه و نمونه آماری

جامعه آماری مورد بررسی در مقاله حاضر، مشتریان حقوقی در سطح شعب بانک کشاورزی در شهر تهران هستند که تسهیلات اعتباری دریافت نموده‌اند. نمونه مورد بررسی شامل اطلاعات ۲۷۲ مشتری حقوقی است که در سال‌های ۸۰ تا ۸۵ از بانک اعتبار دریافت نموده‌اند. از این مجموعه، به طور تصادفی اطلاعات ۲۳۵ مشتری حقوقی، برای طراحی مدل و شناسایی متغیرهای مؤثر استفاده شد. اطلاعات ۳۷ مشتری نیز به منظور بررسی کارایی و قدرت پیش‌بینی به عنوان داده‌های شاهد مورد استفاده قرار گرفت. از این نمونه ۲۳۵-تایی، ۱۶۵ مورد جزء مشتریان خوش حساب و ۷۰ مورد جزء مشتریان بدحساب بودند.

1- Jiao et al. (2007).

2- Fuzzy Adaptive Network (FAN).

3- Hoffmann et al. (2007).

۳-۱. تشریح متغیرهای مدل

شکل کلی مدل پیشنهادی به صورت زیر است:

$$Y=F(X_1, X_2, \dots, X_n)$$

که در آن Y متغیر پاسخ و تعیین کننده وضعیت متقاضی اعتبار است که از خصوصیت گسسته برخوردار است، زیرا مشتریان بانک از منظر اعتباری به دو دسته تقسیم می‌شوند: گروه اول «مشتریان خوش حساب» یعنی گروهی از مشتریان بانک که نسبت به تسویه به موقع تعهدات خود قبل از سررسید اقساط اقدام می‌نمایند. گروه دوم «مشتریان بدحساب» یعنی گروهی که تعهدات تسهیلات دریافتی را به موقع انجام نمی‌دهند. در این صورت متغیر Y مقدار صفر را برای مشتریان خوش حساب، و یک را برای مشتریان بدحساب اختیار می‌کند.

در مقاله حاضر مجموعه‌ای از نسبت‌های مالی - شامل: نسبت جاری، نسبت آنی، نسبت بدهی، نسبت سرمایه‌گذاری، نسبت فعالیت، نسبت دوره وصول مطالبات، نسبت بازده ارزش ویژه، نسبت بازده دارایی‌ها، نسبت گردش دارایی، حاشیه سود، نسبت گردش موجودی کالا و نسبت ارزش ویژه به مجموع دارایی‌ها - برای هر یک از مشتریان حقوقی محاسبه گردیدند. با توجه به تعداد متغیرها و نیز محدودیت‌های روش‌های کاربردی در رابطه با تعداد متغیرهای توضیحی، لازم است برای بالا بردن دقت مدل، متغیرهای بااهمیت بیشتر انتخاب شوند و در مدل قرار گیرند و متغیرهایی که تأثیر قابل توجهی در خروجی سیستم ندارند حذف شوند. از سوی دیگر، از آنجا که بسیاری از متغیرها از صورت‌های اصلی مالی و اطلاعات پایه‌ای آن استخراج می‌شوند ممکن است به صورت دوجه‌دو با همدیگر همبستگی داشته باشند. بنابراین تعدادی از این متغیرهای به هم وابسته نیز باید حذف گردند. از این رو متغیرهای شناخته شده در بدو امر متغیرهای کاندید تلقی گردیده و به عنوان ورودی در یک آزمون همبستگی به کار گرفته شدند.

پس از انجام آزمون، نسبت‌هایی که از همدیگر متأثر می‌شوند از مدل خارج شده و نسبت‌های مستقل، در مدل باقی می‌مانند. به دلیل ویژگی‌های مشترک بین نسبت‌ها، هدف از این آزمون، جلوگیری از احتساب مضاعف مشخصه‌ای خاص است. از طریق آزمون همبستگی، به منظور دسته‌بندی و تفکیک دو گروه مشتریان، با تکیه بر

نظرات کارشناسان امور اعتبارات، سه متغیر نسبت بدهی، نسبت فعالیت و نسبت ارزش ویژه به مجموع دارایی‌ها به عنوان متغیرهای توضیح‌دهنده انتخاب شدند که عبارتند از:

- **نسبت بدهی (x_1):** این نسبت عبارت است از جمع بدهی‌ها به جمع دارایی‌ها. تشخیص اینکه چه مبلغی از سرمایه یک مؤسسه باید از طریق حقوق صاحبان سرمایه و چه مبلغی از طریق وام‌های بلندمدت (سرمایه استقرایی) یا تسهیلات اعطایی بلندمدت بانک‌ها تأمین شود، یکی از مهمترین مسائلی است که در موفقیت یا شکست مؤسسات تأثیر بسزایی دارد. آنچه انتظار می‌رود این است که نسبت بدهی بالاتر، احتمال نکول بیشتری را به دنبال دارد.
- **نسبت فعالیت (x_2):** این نسبت یکی از مهمترین نسبت‌ها در هر مؤسسه صنعتی است، و نشان می‌دهد که دارایی‌های خالص با چه درجه کفایت و کارایی در عملیات مؤسسه مورد استفاده قرار گرفته‌اند. نسبت فعالیت برابر است با نسبت فروش خالص به دارایی‌های جاری منهای بدهی‌های جاری. آنچه انتظار می‌رود این است که نسبت فعالیت بالاتر، احتمال نکول پایین‌تری را به دنبال داشته باشد.
- **نسبت ارزش ویژه به مجموع دارایی‌ها (x_3):** تعیین این نسبت شاخصی برای اندازه‌گیری نتایج عملیات، ارزیابی و کنترل طرح‌های سرمایه‌گذاری است. آنچه انتظار می‌رود این است که هر چه این نسبت بالاتر باشد، احتمال نکول پایین‌تری را به دنبال خواهد داشت.

۳-۲. تخمین احتمال نکول

با توجه به تعریف متغیر پاسخ Y ، چنانچه P_i برابر با احتمال اینکه مشتری i ام با بردار متغیر مستقل (x_i) در بازپرداخت تعهدات خود دچار نکول گردد ($Y_i=1$)، یا مقدار $1-P_i$ برابر با احتمال اینکه مشتری i ام به تعهدات خود عمل نماید ($Y_i=0$) در نظر گرفته شوند، بنا بر تعریف امید ریاضی رابطه (۱) استنباط می‌گردد:

$$E(Y_i / x_i) = 0 * P(Y_i = 0 / x_i) + 1 * P(Y_i = 1 / x_i) = P(Y_i = 1 / x_i) = P_i \quad (1)$$

به عبارت دیگر میزان ارزش انتظاری متغیر وابسته Y_i برابر با میزان احتمال نکول مشتری i ام (P_i) است. بنابراین می‌توان با تخمین میزان احتمال نکول مشتریان در رابطه با عملکرد آتی آنها تصمیم‌گیری نمود.

۴. معیارهای ارزیابی مدل

کارآیی مدل‌های رتبه‌بندی اعتباری با تعیین دو شاخص ارزیابی مشخص می‌گردد: «درجه حساسیت» یا نسبتی از مشتریان بدحساب ($Y=1$) که نتیجه امتیازدهی آنان نیز در مدل رتبه‌بندی گویای این واقعیت باشد یا به درستی پیش‌بینی شده‌اند و «درجه تشخیص» یا نسبتی از مشتریان خوش حساب ($Y=0$) که نتیجه امتیازدهی آنان نیز در مدل رتبه‌بندی گویای این واقعیت باشد؟ یا به درستی پیش‌بینی شده‌اند.

۵. سیستم استدلال فازی

هر سیستم استدلال فازی بر اساس قواعد فازی «اگر - آنگاه» تعریف می‌گردد. قواعد فازی «اگر - آنگاه» یا عبارات شرطی فازی به صورت اگر A آنگاه B بیان می‌گردند، که A و B برچسب مجموعه‌های فازی هستند که با تابع عضویت مناسب مشخص شده‌اند. در سیستم‌های استدلال فازی معمولاً دانش افراد خبره با استفاده از این قواعد استخراج می‌گردد و مجموعه‌ای از این قواعد، یک پایگاه قاعده فازی را تشکیل می‌دهد. به عنوان مثال قاعده زیر را در نظر بگیرید:

اگر سودآوری پایین و نسبت بدهی بالا باشد، آنگاه احتمال نکول بالا است.
در عبارت فوق، سودآوری، نسبت بدهی و احتمال نکول متغیرهای زبانی، پایین و بالا، ارزش‌های زبانی یا برچسب‌هایی هستند که با استفاده از توابع عضویت مشخص می‌گردند. شکل دیگری از قواعد «اگر - آنگاه» فازی که توسط تاکاجی و سوگنو^۱ پیشنهاد گردید، تنها در قسمت فرض مجموعه فازی به کار می‌رود. با استفاده از قواعد «اگر - آنگاه» فازی تاکاجی و سوگنو، به عنوان مثال می‌توان احتمال نکول را این‌گونه بیان نمود:
اگر سودآوری پایین و نسبت بدهی بالا باشد، آنگاه:

$$+ \text{نسبت بدهی} * + \text{سودآوری} * = \text{احتمال نکول}$$

که در اینجا نیز پایین و بالا در قسمت فرض (قیاس) ارزش‌های زبانی هستند در حالی که بخش نتیجه با استفاده از یک معادله غیرفازی از متغیرهای سودآوری و نسبت بدهی بیان گردیده است.

از هر دو نوع قواعد «اگر - آنگاه» فازی به صورت گسترده‌ای در زمینه‌های مدل‌سازی و

1- Takagi and Sugeno (1983).

کنترل استفاده می‌شود. پایگاه قواعد فازی بخش اصلی یک سیستم استدلال فازی را تشکیل می‌دهد.

گام‌های استدلال فازی (عملیات استنتاج از قواعد اگر - آنگاه فازی) در یک سیستم استدلال فازی به شرح زیر است:

(۱) مقایسه متغیرهای ورودی با توابع عضویت در بخش فرض (قیاس) که در نتیجه آن، ارزش‌های عضویت (میزان سازگاری) برای هر یک از برچسب‌های زبانی به دست شخص می‌آید (این گام، اغلب فازی‌سازی نامیده می‌شود).

(۲) ترکیب (با استفاده از عملگر T -نرم مشخص، معمولاً ضرب یا حداقل) مقادیر عضویت در بخش فرض (قیاس) که به این وسیله قوه تحریک (وزن) هر قاعده به دست می‌آید.

(۳) تولید نتایج مناسب (به صورت فازی یا صریح) برای هر یک از قواعد وابسته به قوه تحریک.

(۴) ادغام نتایج به دست آمده و تولید یک خروجی صریح (این گام نافازی‌سازی نامیده می‌شود).

در بررسی پیش رو، رویکرد تاکاجی - سوگنو (که سیستم استدلال سوگنو خوانده می‌شود) مورد استفاده قرار می‌گیرد. تمرکز اصلی این روش بر تخمین مقادیر صریح خروجی است، که با توابع خطی و یا مقادیر ثابت تعیین می‌شوند.

مطالعات بسیاری صورت گرفته است که نتایج آنها حاکی از کارایی روش‌ها و نظریه مجموعه‌های فازی در شرایط ابهام و عدم اطمینان می‌باشند. به طور خاص در شرایطی که به دست آوردن یک مدل ریاضی دقیق غیرممکن است، سیستم استدلال فازی با انعطاف‌پذیری و دامنه محاسباتی کم، بسیار مطلوب عمل می‌کند. در موارد این چنینی، روش‌های فازی این اجازه را به ما می‌دهد که دانش خبره را با متغیرهای زبانی، به جای استفاده از شکل صریح در تئوری احتمالات سنتی، بیان نماییم.

۶. توسعه یک سیستم استدلال فازی جهت رتبه‌بندی اعتباری

یک سیستم استدلال فازی از نوع سوگنو با توابع خروجی ثابت با سه متغیر ورودی جهت رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقوقی بانک‌ها را در نظر بگیرید. سه متغیر ورودی این سیستم به ترتیب نسبت بدهی (x_1)، نسبت فعالیت (x_2) و نسبت ارزش ویژه به مجموع

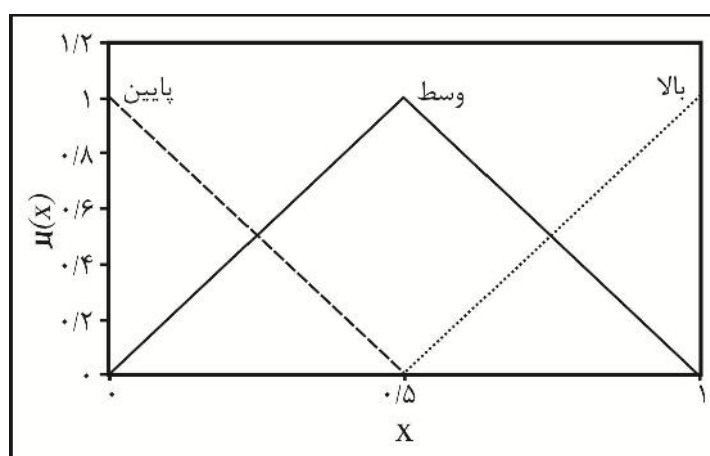
دارایی‌ها (x_3) و متغیر خروجی آن احتمال نکول متناظر با آنها می‌باشد. تمام متغیرهای ورودی در فاصله بین ۰ تا ۱ با استفاده از رابطه زیر مقیاس می‌گردند:

$$x' = (x - \min(x)) / (\max(x) - \min(x)); \quad (2)$$

که x بردار متغیر ورودی، x' بردار مقیاس شده و $\min(x)$ و $\max(x)$ به ترتیب کمترین و بیشترین مقدار بردار x می‌باشند.

در نمودار ۱ الگوی مورد استفاده برای مجموعه‌های فازی متغیرهای ورودی سیستم استدلال مورد بحث، مشاهده می‌گردد.

نمودار ۱- اعداد مثلثی متناظر با مجموعه‌های فازی



با در نظر گرفتن الگوی بالا برای تعریف مجموعه‌های فازی برای هر یک از متغیرها، تعداد ۲۷ قاعده در سیستم استدلال فازی به دست می‌آید.

پس از ایجاد سیستم استدلال فازی، رتبه‌بندی به این نحو صورت می‌پذیرد که برای هر یک از داده‌های ورودی، یک خروجی صریح به دست می‌آید، سپس با تعیین یک حد آستانه، مشتریان به دو رتبه خوش حساب و بد حساب تقسیم می‌شوند. به عبارت دیگر مشتریانی که احتمال نکول متناظر آنها که با استفاده از سیستم استدلال فازی به دست می‌آید، بیش از

حد آستانه است در رتبه بدحساب و باقی مشتریان در رتبه خوش حساب طبقه‌بندی می‌گردند.

پیش از فرایند استنتاج سیستم استدلال فازی مورد بحث، می‌بایست پارامترهای آن شامل احتمال نکول (وزن) مربوط به هر قاعده تنظیم گردند. تنظیم این پارامترها با استفاده از داده‌های آماری موجود به صورتی تعیین می‌گردد که به صورت همزمان خطای رتبه‌بندی کمینه شده و سطحی از تفرانس ریسک یا دلتا نیز تضمین گردد.

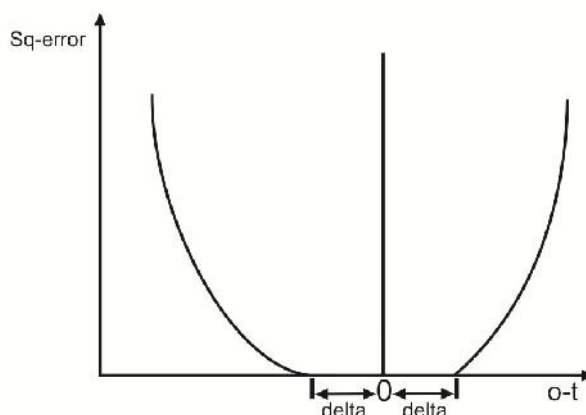
از آنجا که سطحی از خطای خروجی مدل در معیارهای ارزیابی (درجه حساسیت و درجه تشخیص) تأثیری ندارد، می‌توان از آن گذشت. به میزان خطای قابل گذشت، دلتا یا تفرانس گفته می‌شود. به عنوان مثال در صورتی که مدل، برای یک داده با مقدار خروجی واقعی ۱، احتمال نکول ۰/۹ را نشان دهد و خطایی معادل ۰/۱ به این داده نسبت دهد، اگر مقدار احتمال نکول ۰/۹۵ نیز توسط مدل به دست آید، تغییری در معیارهای ارزیابی مدل ایجاد نخواهد شد. از این رو می‌توان با تعیین تفرانس مناسب، خطای این دو مقدار را در مدل برابر با صفر قرار داد. با توجه به تعریف تفرانس، با افزایش آن، ریسک مدل افزایش و خطای مدل کاهش می‌یابد. از سویی هر چه این سطح کمتر یا حدود تفرانس خطا کوچکتر باشد، ریسک رتبه‌بندی اشتباه در داده‌های خارج از نمونه کاهش و خطای مدل افزایش می‌یابد. بنابراین دو تابع هدف به صورت زیر نمایش داده می‌شوند:

$$\begin{aligned} \text{Min err} &= \min\left(\sum_{i=1}^n \text{error}_i / n\right) \\ \text{Min } 0 \leq \delta \leq 0.3 & \end{aligned} \quad (3)$$

$$\text{error}_i = \begin{cases} 0 & \text{if } |O_i - t_i| < \delta \\ (O_i - t_i)^2 - \delta^2 & \text{o.w} \end{cases}$$

در معادلات بالا، رابطه اول کمینه‌سازی خطای رتبه‌بندی و رابطه دوم کمینه‌سازی تفرانس ریسک را که در محدوده از پیش تعیین شده‌ای قرار دارد، نشان می‌دهند. منظور از خطا، قدر مطلق اختلاف بین خروجی مدل و خروجی واقعی است. مسأله در نمودار ۲ نمایش داده شده است.

شکل. نمودار 'سیمپلکس در دو بعد'



همان طور که در نمودار ۲ نمایش شده است، خطای دسته‌بندی در حدود تفرانس (دلتا) قابل قبول بوده و از این رو هیچ جریمه‌ای به آن تعلق نمی‌گیرد، و ارزش‌های کمتر از دلتا برابر با صفر قرار می‌گیرند. این تابع هدف خاص تضمین می‌نماید که جواب‌هایی با خطای کمتر از مقدار از پیش تعیین‌شده، به صورت یکسان ترجیح داده می‌شوند در حالی که جواب‌های با خطای بزرگتر از این حد، رد می‌گردند.

۱-۶. چیرگی فازی

مسئله بهینه‌سازی با n هدف O_i ($i=1, \dots, n$) را فرض کنید. برای هر جواب S در فضای حل مسئله، توابع هدف کمینه‌سازی e_i ($i=1, \dots, n$) با بردار هدف $e(s)=(e_1, e_2, \dots, e_n)$ را فرض کنید. شرایط چیرگی پارتو برای دو جواب A و B در فضای حل مسئله را می‌توان به صورت زیر بیان نمود:

$$A > B \Leftrightarrow \forall i, e_i(A) < e_i(B) \quad (1)$$

جواب A بر جواب B چیره است، اگر و فقط اگر مقادیر تمام عناصر بردار هدف A ، $e(A)$ از مقدار عناصر متناظرشان در بردار هدف B ، $e(B)$ کمتر باشند.

$$A \geq B \Leftrightarrow \forall i, e_i(A) \leq e_i(B), \exists j, e_j(A) < e_j(B) \quad (2)$$

جواب A به صورت ضعیف بر جواب B چیره است، اگر و فقط اگر حداقل یکی از عناصر بردار هدف A کمتر از B باشد و در بقیه عناصر دست‌کم به خوبی B باشد، هیچ یک از دو جواب بر دیگری چیره نیست، اگر و فقط اگر بعضی از عناصر بردار هدف A کمتر از B و در بعضی دیگر، بیشتر از B باشند.

$$A \sim B \Leftrightarrow \exists i, e_i(A) < e_i(B), \exists j, e_j(A) > e_j(B) \quad (3)$$

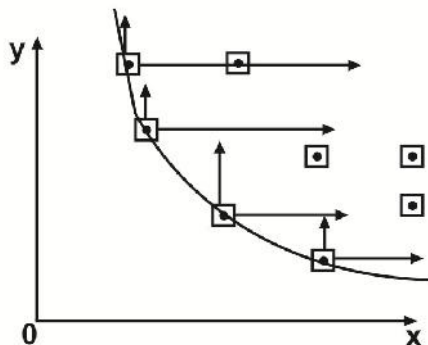
قواعد چیرگی پارتو، دارای خصوصیات کامل و گذرایی است. به این مفهوم که این شرایط کامل هستند، چون تضمین می‌کند که تصمیم‌گیرنده رجحان خوش‌تعریفی^۱ بین دو جواب جایگزین داشته باشد، در حالی که خاصیت گذرایی عدم وجود حلقه را تضمین می‌کند، یعنی نمی‌توان A را بر B، B را بر C و از سویی C را بر A ترجیح داد.

جواب بهینه پارتو (جواب کارا)، جوابی است که هیچ جواب ممکن دیگری در مجموعه جواب‌ها به آن چیره نشود. یا به عبارت دیگر با فرض مجموعه جواب S با n جواب نامزد $O^P, (S^1, S^2, \dots, S^n)$ مجموعه‌ای از جواب‌های s^P یا جواب‌های بهینه پارتو به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$O^P = \{s^P \in S \mid \forall s \in S, s^P \geq s\} \quad (4)$$

در نمودار ۳ جواب‌های چیره یا مرز پارتو به صورت شماتیک نشان داده شده است، در این نمودار، بردارهای x و y نشان‌دهنده دو تابع هدف در مسأله بهینه‌سازی دوهدفه هستند.

نمودار ۳- نمایش توابع هدف مسأله



1- Well Defined.

چیرگی فازی تلفیقی از اصول پارتو و مفاهیم فازی است، بدین معنی که علاوه بر در نظر گرفتن اصول چیرگی، درجه چیرگی نیز، با استفاده از منطق مجموعه‌های فازی، قابل محاسبه است. با این توضیح که در اینجا می‌توان گفت جواب A با درجه عضویتی که قابل تعریف است، بر جواب B چیره می‌گردد.

به عنوان مثال مسأله بهینه‌سازی با n هدف کمینه‌سازی e_i ($i=1, 2, \dots, n$) با فضای جواب $\Psi \in R^n$ را فرض کنید:

تعریف ۱: چیرگی فازی در هدف λ ام

تابع غیرکاهشی یکنوای $\mu_i^{dom}: \mathbb{E} \rightarrow [0,1], i = \{1,2,\dots,n\}$ که $\mu_i^{dom}(0) = 0$ است را در نظر بگیرید. جواب $v \in \Psi$ بر جواب $u \in \Psi$ در هدف λ ام چیره می‌گردد اگر و فقط اگر $e_i(v) < e_i(u)$ ، و این رابطه به صورت $u <_i^F v$ نمایش داده می‌شود و درجه این چیرگی در هدف λ ام برابر است با:

$$\mu_i^{dom}(e_i(u) - e_i(v)) \equiv \mu_i^{dom}(u <_i^F v) \quad (5)$$

تعریف ۲: چیرگی فازی بین دو جواب

جواب $v \in \Psi$ بر جواب $u \in \Psi$ چیره می‌گردد اگر و فقط اگر:

$$u <_i^F v, \forall i \in \{1,2,\dots,n\} \quad (6)$$

این رابطه را می‌توان به صورت $u <^F v$ نمایش داد و درجه این چیرگی با استفاده از مفهوم اشتراک فازی و یک عملگر T -نرم مناسب () به صورت زیر به دست می‌آید:

$$\mu^{dom}(u <^F v) = \prod_{i=1}^m \mu_i^{dom}(u <_i^F v) \quad (7)$$

تعریف ۳: چیرگی فازی در جمعیتی از جواب‌ها

با در نظر گرفتن جمعیتی از جواب‌های $s \in \Psi$ ، جواب $v \in S$ یک جواب چیره در S

نامیده می‌شود، اگر و فقط اگر بر تمامی عناصر $u \in S$ چیره شود. درجه چیرگی جواب v می‌تواند با استفاده از عملگر اتحاد بین تمامی $\mu^{\text{dom}}(u < v)$ ها به دست آید، که توسط عملگر T-conorm مناسب قابل اجرا است، این اتحاد توسط \oplus نمایش داده شده و درجه چیرگی فازی $v \in S$ در مجموعه جواب S به صورت زیر به دست می‌آید:

$$\mu^{\text{dom}}(S < v) = \bigoplus_{u \in S} \mu^{\text{dom}}(u < v) \quad (۸)$$

با توجه به تعریف بالا، مرز پارتو یا جواب‌های چیره در S به صورت زیر به دست می‌آیند:

$$\Gamma = \{u \in S \mid \neg(S < u)\} \quad (۹)$$

به منظور محاسبه درجه چیرگی فازی در هدف i ام بین دو بردار جواب می‌توان از توابع عضویت ذوزنقه‌ای استفاده نمود، بنابراین:

$$\mu_i^{\text{dom}}(u < v) = \begin{cases} 0 & \text{if } e_i(u) - e_i(v) < 0 \\ (e_i(u) - e_i(v)) / p_i & \text{if } 0 \leq e_i(u) - e_i(v) < p_i \\ 1 & \text{o.w} \end{cases} \quad (۱۰)$$

که

$$p_i = (\max_i e_i(u) - \min_i e_i(v)) \alpha_i \quad (۱۱)$$

معمولاً $\alpha_i = 1/2$ در نظر گرفته می‌شود.

در الگوریتم ژنتیک مورد مطالعه که در بخش بعدی تشریح می‌گردد، $\mu^{\text{dom}}(S < v)$ ، $s \in S$ به عنوان معیار برازندگی مورد توجه قرار می‌گیرد. در حالتی که $\mu^{\text{dom}}(v < s) = 0$ باشد، جواب v بهینه و متعلق به منحنی پارتو است.

۲-۶. الگوریتم ژنتیک کاربردی

در الگوریتم ژنتیک ترکیب‌های مختلفی از ژن‌ها توسط عملگرهای ژنی شکل می‌گیرند تا در نتیجه این تغییرات کروموزم‌ها به جواب بهینه نزدیک شوند. سه نوع عملگر ژنی:

ترکیبی،^۱ جهشی،^۲ و بازآفرینی^۳ وجود دارد. عملگر ترکیبی شامل دو کروموزوم است که با یکدیگر ترکیب شده و دو کروموزوم دیگر را به وجود می‌آورند. عملگر جهشی روی یک کروموزوم عمل نموده و تغییر تصادفی روی آن ایجاد می‌نماید و ترکیبی جدید از ژن‌ها را به وجود می‌آورد، در حالتی که می‌خواهیم از محدوده‌ای از جواب‌ها جهش کنیم و به جواب‌هایی جدیدتر برسیم از آن استفاده می‌نماییم. عملگر دیگر بازآفرینی است که این عملگر به طور تصادفی یک کروموزوم از جمعیت قبل انتخاب نموده و به نسل بعدی انتقال می‌دهد.

الگوریتم ژنتیک مورد بحث ابتدا تعدادی جواب اولیه را به صورت تصادفی تولید می‌نماید. در تولید هر نسل هر یک از عملگرها به صورت تصادفی روی کروموزوم‌های انتخابی اعمال شده و در حین تولید هر نسل بهترین کروموزوم‌ها یا جواب‌های چیره مشخص می‌گردد.

۶-۲-۱. طرح ژن‌ها (نمایش کروموزوم‌ها)

ژن‌های تشکیل‌دهنده کروموزوم در این مسأله معادل پارامترهای سیستم استدلال فازی است. تعداد کل ژن‌ها برابر با ۲۸ است که ۲۷ پارامتر مربوط به سیستم استدلال فازی (برای هر قاعده یک وزن) و یک عدد مربوط به دلتا است. به عنوان مثال کروموزوم w از n ژن $w(i)$ ، $(i=1,2,\dots,n)$ تشکیل می‌شود که $w(i)$ وزن مربوط به قاعده i ام است.

۶-۲-۲. عملگرهای ژنی

۶-۲-۲-۱. عملگر ترکیبی

در عملگر ترکیبی، دو کروموزوم w_1 و w_2 از جمعیت موجود (با K عضو) به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند. هر کروموزوم w_i ($i=1,2,\dots,K$) دارای n ژن $(w_i = \{w_i(j) | j=1,2,\dots,n\})$ است. با استفاده از این دو کروموزوم والد، دو فرزند به صورت زیر تولید می‌گردد.

-
- 1- Crossover
 - 2- Mutation
 - 3- Reproduction

$$w'_1(j) = \begin{cases} \alpha w_1(j) + (1-\alpha)w_2(j) & \text{if } 0 < \alpha w_1(j) + (1-\alpha)w_2(j) < 1 \\ 1 & \text{if } 1 < \alpha w_1(j) + (1-\alpha)w_2(j) \\ 0 & \text{if } \alpha w_1(j) + (1-\alpha)w_2(j) < 0 \end{cases}$$

$$j=1,2,\dots,n, \quad (12)$$

$$w'_2(j) = \begin{cases} \alpha w_2(j) + (1-\alpha)w_1(j) & \text{if } 0 < \alpha w_2(j) + (1-\alpha)w_1(j) < 1 \\ 1 & \text{if } 1 < \alpha w_2(j) + (1-\alpha)w_1(j) \\ 0 & \text{if } \alpha w_2(j) + (1-\alpha)w_1(j) < 0 \end{cases}$$

$$j=1,2,\dots,n,$$

که عددی تصادفی بین صفر و یک است. w'_1 و w'_2 نیز دو فرزند جدید به دست آمده از عملگر ترکیبی هستند. در الگوریتم پیشنهادی احتمال اجرای عملگر ترکیبی برابر با $0/8$ در نظر گرفته شده است.

۶-۲-۲-۲. عملگر جهشی

در عملگر جهشی یک کروموزوم w به صورت تصادفی انتخاب می‌گردد و یک کروموزوم جدید به صورت زیر تولید می‌شود:

$$w'(j) = \begin{cases} w(j) + \text{rnd} & \text{if } 0 < w(j) + \text{rnd} < 1 \\ 1 & \text{if } 1 < w(j) + \text{rnd} \\ 0 & \text{if } w(j) + \text{rnd} < 0 \end{cases} \quad (13)$$

$$j=1,2,\dots,n$$

rnd عددی تصادفی با توزیع نرمال استاندارد است. در الگوریتم پیشنهادی احتمال جهش برابر با $0/8$ در نظر گرفته شده است.

۶-۳. الگوریتم سیمپلکس

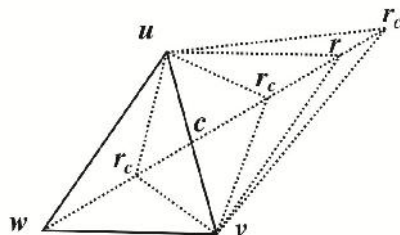
سیمپلکس در یک فضای n بعدی از $n+1$ جواب u_k ، $k=\{1,\dots,n+1\}$ تشکیل می‌گردد، که در سطح (فضای دو بعدی) متناظر با مثلث نمایش داده شده در نمودار ۴ است. جواب‌ها در هر گام ارزیابی شده و بدترین جواب w مشخص می‌گردد. سپس مرکز ثقل، c ، با حذف w تعیین می‌شود.

$$nc = \sum_{k=1}^{n+1} u_k - w \quad (14)$$

سپس تصویر جواب w ، در راستای خط واصل بین c و w ، به دست می‌آید:

$$r = c + (c - w) \quad (15)$$

نمودار ۴- سیمپلکس در دو بعد



معمولاً، بدترین جواب w ، توسط r جایگزین می‌گردد، اما اگر r بهتر از تمام جواب‌ها در سیمپلکس باشد، سیمپلکس گسترش بیشتری به صورت زیر پیدا می‌کند:

$$r_e = c + \eta(c - w), \eta > 1. \quad (16)$$

که η ضریب گسترش نامیده می‌شود. در حالتی که جواب r به دست آمده بدتر از w باشد، سیمپلکس در همان سمت c (سمتی که w قرار دارد) منقبض می‌گردد و اگر جواب r بهتر از w ولی بدتر از جواب‌های دیگر باشد، سیمپلکس مجدداً منقبض می‌شود ولی این بار در سمت دیگر c (در هر دو حالت اخیر ضریب انقباض k است). این انقباض به صورت زیر نمایش داده می‌شود:

$$r_c = c \pm k(c - w), k < 1. \quad (17)$$

در مرحله بعد بدترین جواب، w ، با یکی از جواب‌های r و r_e جایگزین می‌گردد. این الگوریتم را می‌توان چندین بار پیش از همگرایی استفاده نمود.

۷. کاربرد مدل

روش پیشنهادی بهینه‌سازی چند معیاره بر اساس مفهوم چیرگی فازی و با ترکیب الگوریتم‌های ژنتیک و سیمپلکس، که هر دو از الگوریتم‌های بدون مشتق‌گیری هستند، فرآیند حل را به سوی یک جواب بهینه یا کارا هدایت می‌کند. در روش پیشنهادی الگوریتم ژنتیک یک جستجوی جهانی^۱ و الگوریتم سیمپلکس یک جستجوی محلی^۲ در همسایگی جواب‌ها، به منظور بهبود آنها، انجام می‌دهد. کارآیی یا برازندگی جواب‌های به دست آمده نیز با استفاده از مفهوم چیرگی فازی تعیین می‌گردد (نمودار ۵).

تا به حال روش‌های ترکیبی متعددی با ترکیب این دو الگوریتم پدید آمده‌اند. در یکی از روش‌ها از الگوریتم سیمپلکس جهت بهبود جواب‌های به دست آمده از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. در الگوریتم پیشنهادی مقاله حاضر، مشابه رندرز و همکاران^۳ و برسینی و همکاران^۴ الگوریتم سیمپلکس در هر بار تکرار الگوریتم ژنتیک مورد استفاده قرار می‌گیرد، اما مانند روش ین و همکاران^۵ تنها نسبتی از تولید بعدی با استفاده از عملگرهای ترکیبی و جهشی به دست می‌آیند و مابقی با استفاده از الگوریتم سیمپلکس تولید می‌گردند با این تفاوت که در روش ین و همکاران بهترین جواب‌ها تحت عملگر سیمپلکس قرار می‌گرفتند ولی در این روش به منظور کاربرد الگوریتم سیمپلکس $n+1$ (n برابر با تعداد پارامترها یا ژن‌های مسأله) جواب از جمعیت (S) انتخاب می‌گردد. برای این انتخاب ابتدا $n+1$ جواب به صورت تصادفی انتخاب می‌گردند و مرکز این جواب‌ها C محاسبه می‌شود. هر بردار جواب u که در فاصله اقلیدسی $\|C-u\| \leq \dots$ قرار گیرد، از مجموعه جواب‌ها حذف شده و جواب دیگری از جمعیت به صورت تصادفی انتخاب و جایگزین آن می‌شود. لازم به ذکر است که ... پارامتر شعاع الگوریتم سیمپلکس است. این فرآیند تا انتخاب $n+1$ جواب که در شرط فوق صدق کند یا رسیدن به تعداد T_{max} تکرار، ادامه می‌یابد. پس از انتخاب بردار اولیه، الگوریتم سیمپلکس به تعداد بار تکرار می‌گردد و بهترین $n+1$ جواب برای ورود به جمعیت جهت تولید مرحله بعد انتخاب می‌گردند. معیار انتخاب یا تابع برازندگی برای عملگرهای ترکیبی و جهشی در الگوریتم ژنتیک بر مبنای مفهوم چیرگی فازی که با استفاده

1- Global Search.

2- Local Search.

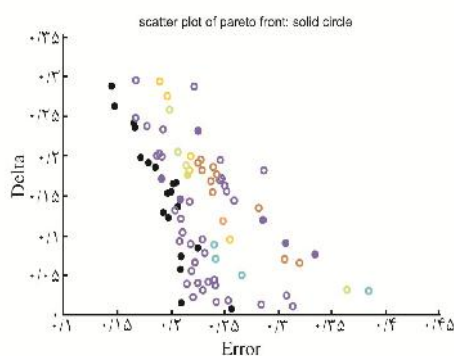
3- Renders et al. (1998).

4- Bersini et al. (2002).

5- Yen et al. (2003).

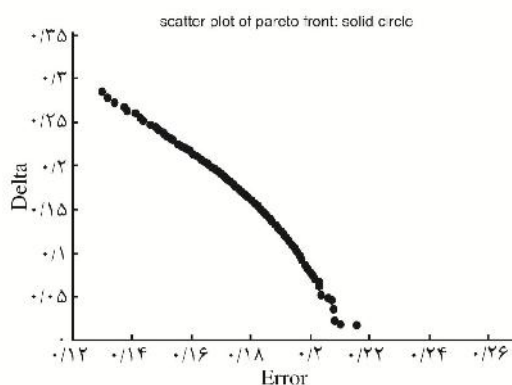
از توابع عضویت ذوزنقه‌ای تعیین می‌گردد، است. کد برنامه مورد استفاده، در محیط MATLAB نوشته شده و زمان اجرای آن در یک رایانه Pentium VI با پردازشگر 1,6GHz، حدود ۱۹۰ دقیقه است. نمودار ۵ نمایشی از جواب‌های اولیه پیش از اجرای برنامه بهینه‌سازی است، که این جواب‌ها به صورت تصادفی تولید شده‌اند. دواپر توپر جواب‌های کارا یا چیره را نشان می‌دهد.

نمودار ۵- نمایش مرز پارتو (پیش از آموزش سیستم استدلال فازی)



نمودار ۶ تنظیم وزن‌ها را در تکرار ۱۰۰ ام نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود در حین فرآیند یادگیری یا بهینه‌سازی وزن‌ها، جمعیت بهبود می‌یابد.

نمودار ۶- نمایش مرز پارتو (پس از ۱۰۰ تکرار)



به عبارتی دیگر، در حین فرآیند بهینه‌سازی بر تعداد جواب‌های چیره افزوده شده و تعداد جواب‌های غیر چیره کاهش یافته است.

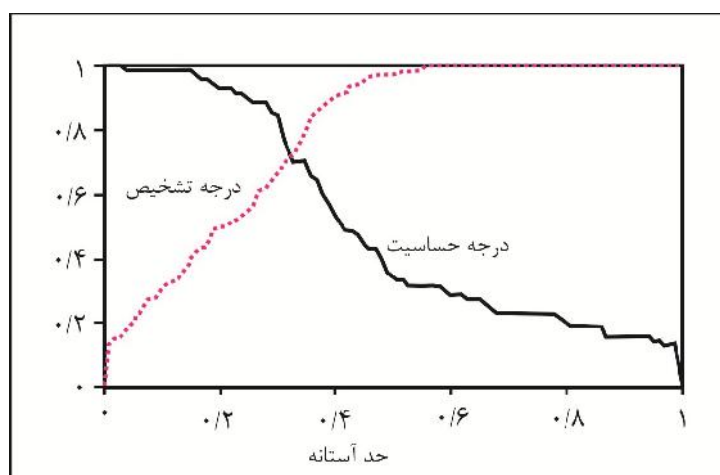
به عنوان نمونه، یک سیستم استدلال به دست آمده از این روش (سه عدد از جواب‌های چیره) در جدول ۳ نشان داده شده است. همان‌طور که از این جدول پیداست، مشتریان با نسبت بدهی بالا، نسبت ارزش ویژه به مجموع دارایی‌ها و نسبت فعالیت پایین، احتمال نکول بالاتری دارند، که نتیجه‌ای بسیار منطقی است. با این فرض که متغیرها در حدود بالایی و پایینی تأثیر خود را بر نکول، بیشتر نشان می‌دهند، با توجه به جدول ۳، در پنج ردیف بالای جدول که دارای احتمال نکول بالایی هستند، چهار ردیف دارای نسبت بدهی بالا، سه ردیف دارای نسبت فعالیت پایین و دو ردیف دارای نسبت ارزش ویژه به مجموع دارایی‌ها پایین هستند، که می‌توان این‌گونه استدلال نمود که نسبت بدهی نقش تعیین‌کننده‌تری در نکول دارد.

با استفاده از پایگاه‌های قواعد به دست آمده (جدول ۲)، احتمال نکول داده‌های مدل و شاهد به دست آمد، که در بخش بعدی به ارزیابی کارایی این روش بر اساس معیارهای پیش‌گفته خواهیم پرداخت.

۷-۱. محاسبه حد آستانه بهینه

مقدار عددی حد آستانه (یا احتمالی که در آن متوسط ریسک اعتباری و تجاری مدل کمینه می‌شود) به طور مستقیم قابل محاسبه نیست، ولی با توجه به مقادیر درجه حساسیت و تشخیص و نیز احتمال وقوع پیامد مورد نظر، برای کل مشاهدات نمونه قابل محاسبه است. در نمودار ۸ منحنی که از سمت چپ پایین به سمت راست بالا کشیده شده است، منحنی درجه تشخیص و منحنی که از سمت چپ بالا به سمت راست پایین آمده است، منحنی درجه حساسیت است. همان‌طور که در نمودار ۸ مشاهده می‌شود، حد آستانه بهینه (نقطه‌ای که مجموع دو معیار کمینه می‌شود) در مدل ترکیبی برابر $0/32$ است.

نمودار ۷- محاسبه حد آستانه بهینه



۷-۲. بررسی قدرت پیشگویی مدل

در حد آستانه، $0/32$ مقادیر پیش‌بینی شده احتمال برای متغیر وابسته Y ، در مقابل مقادیر واقعی مشاهده شده آن در داده‌های مدل، مقایسه شدند. بر این اساس درجه حساسیت و درجه تشخیص مدل ترکیبی در داده‌های مدل به ترتیب برابر با $0/74$ و $0/70$ هستند.

به منظور بررسی کارایی مدل، قدرت پیش‌گویی آن برای داده‌های شاهد مورد بررسی قرار می‌گیرد. بدین منظور تعداد 37 داده از 272 داده اولیه به صورت تصادفی انتخاب شدند و در آموزش یا طراحی مدل‌ها به کار برده نشدند تا پس از تعیین پارامترهای مدل، برای سنجش کارایی آن مورد استفاده قرار گیرند. در این بخش این داده‌ها وارد مدل ترکیبی شدند و احتمال عدم بازپرداخت به‌موقع تسهیلات اعطایی (ریسک اعتباری) مشاهدات محاسبه و با حدود آستانه بهینه به دست آمده در بخش قبلی مقایسه گردید.

جدول ۱- سیستم استدلال فازی کارا

| وزن خروجی | x3 | x2 | x1 | قاعده |
|-----------|----|----|----|-------|
| ۰/۷۹۶۱۴ | L | L | H | ۷ |
| ۰/۷۵۲۷۲ | M | L | M | ۵ |
| ۰/۷۱۶۹۴ | H | L | H | ۹ |
| ۰/۷۰۰۸۲ | L | H | H | ۲۵ |
| ۰/۶۹۷۳۲ | H | H | H | ۲۷ |
| ۰/۶۴۸۰۳ | L | L | L | ۱ |
| ۰/۶۲۱۴۳ | M | H | H | ۲۶ |
| ۰/۶۰۶۲ | L | M | H | ۱۶ |
| ۰/۵۷۷۲۵ | H | L | M | ۶ |
| ۰/۵۶۶۳۴ | L | H | L | ۱۹ |
| ۰/۵۶۱۴۸ | H | L | L | ۳ |
| ۰/۵۳۸۶۲ | M | L | H | ۸ |
| ۰/۴۵۲ | H | M | L | ۱۲ |
| ۰/۴۴۳۳۶ | M | L | L | ۲ |
| ۰/۳۸۱۶۸ | M | M | L | ۱۱ |
| ۰/۳۵۹۶۸ | M | M | H | ۱۷ |
| ۰/۳۵۳۱ | M | H | L | ۲۰ |
| ۰/۳۳۷۵۵ | H | M | H | ۱۸ |
| ۰/۳۳۷۰۹ | H | M | M | ۱۵ |
| ۰/۳۱۲۱۳ | L | H | M | ۲۲ |
| ۰/۳۰۰۰۳ | H | H | M | ۲۴ |
| ۰/۲۸۲۰۵ | H | H | L | ۲۱ |
| ۰/۲۷۶۷۱ | L | L | M | ۴ |
| ۰/۲۷۵۳۵ | L | M | M | ۱۳ |
| ۰/۱۸۸۹۵ | M | H | M | ۲۳ |
| ۰/۱۸۳۳ | L | M | L | ۱۰ |
| ۰/۱۵۹۲۵ | M | M | M | ۱۴ |

x1: نسبت بدهی، x2: نسبت فعالیت، x3: نسبت ارزش ویژه به مجموع دارایی‌ها.
 Low: L, Medium: M, High: H

همان طور که در جدول ۲ مشاهده می‌گردد، درجه حساسیت و تشخیص مدل ترکیبی به ترتیب برابر با مقادیر ۰/۶۲۵ و ۰/۷۲۴ هستند.

جدول ۲- کارآیی مدل ترکیبی

| کل | Y=1 (بد حساب) | Y=0 (خوش حساب) | مشاهدات واقعی |
|-------|------------------|-------------------|---------------|
| | | | برآورد |
| ۲۴ | ۳ | ۲۱ | P(Y) = C |
| ۱۳ | ۵ | ۸ | P(Y) > C |
| ۳۷ | ۸ | ۲۹ | کل |
| ۲۶ | ۵ | ۲۱ | درست |
| ۷۰/۲۷ | ۶۲/۵ | ۷۲/۴ | درست (%) |

۸. نتیجه‌گیری

ارائه تسهیلات مالی یکی از فعالیت‌های مهم نظام بانکی تلقی می‌شود. برای اعطای تسهیلات، باید درجه اعتبار و قدرت گیرنده تسهیلات در بازپرداخت اصل و سود تسهیلات اعطایی را تعیین نمود. احتمال عدم بازگشت اصل و سود تسهیلات اعطایی را ریسک اعتباری گویند. مهم‌ترین ابزاری که بانک‌ها برای مدیریت و کنترل ریسک اعتباری به آن نیازمندند، سیستم رتبه‌بندی اعتباری مشتریان است. در مقاله حاضر، جهت بهینه‌سازی پایگاه قواعد فازی، یک الگوریتم ترکیبی مبتنی بر اصول چیرگی فازی، توسعه داده شد. کمینه نمودن خطای دسته‌بندی و حدود تفرانس ریسک به عنوان دو هدف بهینه‌سازی سیستم استدلال فازی مورد توجه قرار گرفتند و بر اساس یکی از سیستم‌های استدلال کارای به دست آمده، تخمین میزان احتمال نکول هر یک از داده‌های مدل و شاهد به دست آمد. با تعیین میزان حد آستانه بهینه، مشتریان در دو گروه بد حساب و خوش حساب رتبه‌بندی گردیدند. با مقایسه نتایج به دست آمده از مدل و وضعیت واقعی، معیارهای ارزیابی مدل شامل درجه حساسیت و درجه تشخیص نیز برآورد شدند که حاکی از مناسب بودن مدل جهت برآورد احتمال نکول تسهیلات به مشتریان حقوقی در بانک‌ها است.

منابع و مأخذ

- Bersini, H. (2002). The immune and chemical crossovers. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6 (3), 306-313.
- Boussabaine, A. H. & Wanoous, M. (2000). A Neurofuzzy Model for Predicting Business Bankruptcy. In *Business Applications of Neural Networks: The State-of-the-Art of Real-World Applications*, (pp.55-69). New Jersey: World Scientific.
- Castillo, O. & Melin, P. (2002). Hybrid Intelligent Systems for Time Series Prediction Using Neural Networks, Fuzzy Logic and Fractal Theory. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 13, (16), 35-47.
- Cheng, C. B. & Lee, E. S. (1999). Applying Adaptive Network to Fuzzy Regression Analysis. *Computers and Mathematics with Applications*, 38, 123-140.
- Douligieris, C., & Palazzo, S. (1999). Fuzzy Expert Systems in ATM. Networks, In *Fusion of Neural Networks, Fuzzy Sets, and Genetic Algorithms: Industrial Application*. Raion: CRC Press.
- Gonzalez, S.F., Flores R.J., Flores R.B & Mendoza, R.J. (1992). Multiple Fuzzy IRR in financial Decision Enviroment. In *Fuzzy systems in management, Economics and Marketing*. (pp.724-740). New Jersey: World Scientific Publishers.
- Hoffmann, F. Baesens, C. & Mues, T. (2007). Inferring descriptive and approximate fuzzy rules for credit scoring using evolutionary algorithms. *European Journal of Operational Research*, 177, 540–555.
- Jang, J.S.R. (1993). ANFIS: Adaptive – network based fuzzy inference systems. *IEEE transactions on systems Man. and Cybernetics*, 23, 3, 665-685.
- Jiao, Y., Syau, Y. & Lee, E. S. (2007). Modelling credit rating by fuzzy adaptive network. *Mathematical and Computer Modelling*, 45, 717–731.
- Koduru, P., Das, S., Welch, S. & Judith L. R. (2004). Fuzzy Dominance Based Multi-objective GA-Simplex Hybrid Algorithms Applied to Gene Network Models. *Springer-Verlag Berlin Heidelberg*, 3102, 356–367.

-
- Malhotra, R & Malhotra, D. K. (2002). Differentiating between Good Credits and Bad Credits Using Neural-fuzzy Systems. *European Journal of Operational Research*, 136, 190-211.
 - Michalopoulos, M., Dounias, G., Hatas, D. & Zopounidis, C. (2001). An Automated Knowledge Generation Approach for Managing Credit Scoring Problems. *In Fuzzy Sets in Management, Economics and Marketing* (pp.223-228). New Jersey: World Scientific.
 - Nelder, J.A., Mead, R. (1965). A simplex method for function minimization. *Computer Journal*, 7 (4), 308-313.
 - Renders, J.M. & Flasse, S.P. (1998) Hybrid methods using genetic algorithms for global optimization. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part-B*, 28 (2), 73-91.
 - Robin, F., Orzati, A., Moreno, E., Homan, Ottejakob & Bachtold, W. (2000). Simulation and evolutionary optimization of electron-beam lithography with genetic and simplex-downhill algorithms. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 7, (1), 69-82.
 - Syau, Y., Hsieh, H. & Lee, E. S. (2001). Fuzzy Numbers in the Credit Rating of Enterprise Financial Condition. *Review of Qunatitative Finance and Accounting*, 17, 351-360.
 - Wilson, R. & Sharda, R. (1997). Business Failure Prediction Using Neural Networks. *Encyclopedia of Computer Science and Technology*, 37 (22), 193-204.
 - Yen, J., Liao, Lee, J.C., & Randolph, D. (2003) A hybrid approach to modeling metabolic systems using a genetic algorithm and simplex method. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part-B*, 7 (1), 243-258.