

بررسی بهبود سیستماتیک عملکرد مالی در شرکت های بیمه

اسماعیل ولی زاده،^۱ نادر کاشانی^۲، غلامرضا رضائی^۳

۱- گروه مالی، دانشکده اقتصاد و حسابداری، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

۲- گروه مالی، دانشکده اقتصاد و حسابداری، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران (نویسنده مسئول)

۳- گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی، واحد علوم تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

چکیده

حسابداری بیمه یکی از پیچیده ترین روش های حسابداری در همه بخش های اقتصادی است، دلیل آن هم این است که دو طرف ترازنامه برآوردی است، و عوامل بسیاری در شفافیت اطلاعات مالی نقش دارند که مهمترین و اثرگذارترین آنها مولفه های مالی می باشند. با توجه به اهمیت و ماهیت خاص حسابداری شرکت های بیمه در این تحقیق عوامل مالی بیمه ای را در شفافیت اطلاعات مدنظر داریم. هدف این پژوهش بررسی ارائه مدلی جهت برنامه ریزی و بهبود عملکرد مالی صنعت بیمه ارائه شده است، که در این راستا ابتدا یک مدل تصمیم پیوندی ساخته شد و انتگرال فازی برای پالایش دانش مالی ناهنجار استفاده شد و روابط تأثیر علت - اثر در میان ابعاد اصلی یا شرایط اصلی با استفاده از تکنیک دیتمل شناسایی شدند و وزن تأثیرگذار اولیه هر بعد اصلی یا شرط اصلی ارزیابی شد و اثرات هم وزن در میان مجموعه اصلی اندازه گیری شدند. سپس یک رویکرد پیوندی برای تشخیص عملکرد مالی شرکت های بیمه پیشنهاد شد. انتظار می رود این رویکرد از بیمه ها برای بهبود سیستماتیک عملکرد مالی شان پشتیبانی نماید.

واژه های کلیدی: شرکت های بیمه، انتگرال فازی، عملکرد مالی، دانش مالی

مقدمه

بازار صنعت بیمه همانند بازارهای دیگر دستخوش پدیده انتخاب نامساعد است که در نتیجه وجود اطلاعات نامتقارن حاصل می‌شود. بحران اعتباردهی، که در سال ۲۰۰۱ جهان را تکان داد محدودیت‌های سیستم مالی سنتی را نشان داد. تمام موسسات مالی بی ثبات بوده و اقتصاد فلج شده بود در حالی که ۳ سیستم مالی اسلامی ثبات و پایداری خود را حفظ کرده بود (۱)، (۲) ظهور این بحران و به دنبال آن رکود اقتصادی منجر به طرح سوالات متعددی در خصوص نقش بانک‌ها در این مسائل شد و باعث شد ذینفعان متعددی در جستجوی راه حلی برای شکستهای مالی باشند در یک محیط مالی پیچیده، روابط درونی میان متغیرها در اغلب موارد مشاهده می‌شود؛ اما به لطف محدودیت‌های روش‌های آماری، تأثیرات مرتبط به هم یا غیر از نوع افزایشی نمی‌توانند ارزیابی شوند یا به درستی مدلسازی شوند.

تکنیک‌های یادگیری مصنوعی (یعنی شبکه‌های عصبی مصنوعی، الگوریتم‌های ژنتیک، درخت‌های تصمیم و ماشین‌های بردار پشتیبان برای تعیین روابط غیر خطی در میان مجموعه‌های داده‌ای مفید هستند. اغلب تکنیک‌های یادگیری مصنوعی مستلزم توزیع احتمالی داده‌هایی که باید در نظر گرفته شوند نیستند؛ بنابراین آن‌ها برای کاربردهای تجاری عملی‌تر هستند. بررسی اخیر روش‌های یادگیری ماشین برای پیش‌بینی بحران‌های مالی استفاده شده است و مشخص می‌کند که پیش‌بینی ورشکستگی و رتبه‌بندی اعتبار می‌تواند به عنوان مشکلات رده‌بندی در یادگیری ماشین در نظر گرفته شوند. این بررسی تکنیک‌های اتخاذ شده را در رده‌بندی‌های منفرد یا پیوندی دسته‌بندی کرده است. از انواع رده‌بندی‌کننده‌ها، تکنیک‌های مرتبط با شبکه‌های عصبی مصنوعی احتمالاً شایع‌ترین موارد برای پیش‌بینی مشکلات مالی هستند. رده‌بندی‌کننده‌های پیوندی در اغلب موارد شامل ادغام دو یا چند تکنیک می‌باشند. معمولاً مطالعات مبتنی بر یادگیری مصنوعی روی افزایش دقت رده‌بندی پیش‌بینی متمرکز شده‌اند.

برخی از تکنیک‌های محاسباتی (عمدتاً تئوری‌های مجموعه‌فازی و مجموعه‌ناهنجار که در این جا در مورد آن‌ها صحبت شد) مبتنی بر بنیان‌های ریاضی اکیدی هستند و برای مدلسازی بی‌دقتی با عدم قطعیت در یک سیستم استفاده شده‌اند. آن‌ها کاربرد گسترده‌ای در مهندسی و اقتصاد اجتماعی پیدا کرده‌اند. یکی از مزایای کلیدی تکنیک‌های محاسبه نرم قابلیت استدلال منطقی آن‌هاست که می‌تواند در بدست آوردن دانش معنادار (یعنی منطق یا قوانین) برای حل یک مسأله کمک‌کننده باشد. این تکنیک‌ها در اغلب موارد با تکنیک‌های یادگیری ماشین برای حل مسأله ارزیابی ادغام شده‌اند. به عنوان مثال تکنیک‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و استنتاج فازی برای مدیریت مسأله رتبه‌بندی اعتبار ادغام شده‌اند و سیستم استنتاج فازی مبتنی بر شبکه تطبیقی با رویکرد مجموعه‌ناهنجار برای ارزیابی عملکرد مالی بانک‌ها ادغام شد. همان‌طور که بررسی فوق‌الذکر نشان می‌دهد، به نظر می‌رسد که تکنیک‌های رده‌بندی امیدوارکننده‌ترین جهت برای تحقیق آینده در مورد پیش‌بینی عملکرد مالی باشند.

^۱-ANN^۲-GA^۳-DT^۴- SVM

رده سوم متدلوژی برای ارزیابی عملکرد مالی یا کارایی عملیاتی موسسات مالی استفاده شده که در بر دارنده روش های تصمیم گیری چندمعیاره می باشد. تئوری مجموعه فازی معمولاً در روش های تصمیم گیری چندمعیاره برای مسائل ارزیابی عملکرد مالی برای تقلید از داوری های نا دقیق و منطق تصمیم گیرنده مشارکت داده شده است. رویکرد تصمیم گیری چندمعیاره چندین شرط را به صورت همزمان برای رتبه بندی تصمیمات انتخاب در نظر می گیرد و مبتنی بر تئوری سودمندی می باشد که در اقتصاد نیز توسعه یافته است. روش های دیگری که شامل ساخت مدل های تصمیم بر مبنای مقایسات زوجی میان شرایط هستند نیز مورد استفاده قرار گرفته اند؛ که از این روش ها، روش های بسط یافته فرایند سلسله مراتب توجه زیادی به طرف خود جلب کرده اند. فرایند سلسله مراتب اصلی مبتنی بر فرضیه استقلال شرایط است. (۳)، (۴)، (۵)، فرایند شبکه تحلیل تصمیم یافته امکان وجود روابط درون شبکه ای در مدل آن را می دهد. فرایند سلسله مراتب تصمیم یافته برای ارزیابی عملکرد بانک های مدیریت دارایی و بانک های بازرگانی اتخاذ شده اند. رویکرد تصمیم گیری چندمعیاره مبتنی بر تجربه و داده کاوی و کارشناسان است، و بنابراین برای بررسی های عمقی روابط میان شرایط از پیش تعریف شده (ویژگی های) یک مسأله پیچیده یا یک سیستم پیچیده مناسب است.

مدلسازی عملکرد مالی برای موسسات مالی سختی هایی دارد که مرتبط با موارد زیر است:

(۱) انتخاب متغیرهای کمینه و بحرانی

(۲) روشن کردن روابط علت - اثر در میان متغیرها، و

(۳) ارزیابی اثرات سینرژی محتمل در میان شرایط و ابعاد.

پیچیدگی روابط نادقیق و متقارن در میان ابعاد و شرایط را نمی توان دقیقاً با استفاده از مدل های آماری، یک تکنیک محاسبه نرم منفرد یا یک روش تصمیم گیری چندمعیاره ارزیابی یا مدلسازی کرد. برای غلبه بر مشکلات ذکر شده این مطالعه یک رویکرد دو مرحله ای پیشنهاد می کند (۶) در مرحله اول، قابلیت یادگیری تکنیک محاسبه نرم برای ارزیابی دانش ناهنجار استفاده شده است. در مرحله دوم، ویژگی های اصلی با استفاده از گردآوری کننده فازی نوع غیر افزایشی برای ساخت یک مدل تصمیم گیری چندمعیاره استفاده شده است. مشارکت های مورد انتظار از رویکرد پیشنهادی به شرح زیر هستند:

(۱) ارزیابی ویژگی های اصلی و دانش مالی ناهنجار (قوانین تصمیم) برای فراهم آوردن امکان تحلیل های عمقی

(۲) پالاسش دانش ناهنجار با شناسایی تأثیرات علت - اثر در میان ویژگی های اصلی

(۳) ارزیابی اثرات هم افزایی در میان ابعاد و شرایط برای انجام ارزیابی های دقیق عملکرد مالی

(۴) تسهیل بهبود برنامه ریزی سیستماتیک برای شرکت های بیمه ای.

ابتکارات این مطالعه را می توان در دو بخش سازمان دارد، یعنی مدلسازی و کاربردهای تجاری. در رابطه با مدلسازی، یک مکانیسم بدیع برای ارزیابی دانش ناهنجار از داده های تاریخی تدبیر شده و یک رویکرد غیر افزایشی برای ارزیابی اثرات هم افزایی محتمل در میان متغیرها استفاده شده است. (۷)، (۸) این پژوهش متفاوت از مدل بهینه سازی مالی کلاسیک در تأکید بر کاوش الگوهای نادقیق و دانش ارائه شده توسط داده های تاریخی عمل می کند که مستلزم فرضیات کمتری برای مدلسازی مالی می باشد. در عصر داده های بزرگ، توسعه شیوه هایی از افزایش نقاط قوت یادگیری ماشین و تکنیک های محاسبه نرم برای محقق کردن مدلسازی دقیق یک عنوان چالش برانگیز و ارزشمند از تحقیق است. برای کاربردهای تجاری، ابزارهای جدیدی برای تسهیل بهبود عملکرد مالی سیستماتیک پیشنهاد شده اند، از این رو انتظار می رود که این مقاله به درک

پیشرفته ای از چگونگی ادغام متدلوژی های چند نظمی (۹)، برای بدست آوردن دانش تلویحی و حیاتی در رابطه با مدل سازی عملکرد مالی ارائه نماید، و بدین وسیله پلی میان فواصل هرز بین آکادمی و برازش باشد.

روش تصمیم گیری چندمعیاره تکنیک دیمتل (DEMATEL)

تکنیک دیمتل DEMATEL یکی از روش های تصمیم گیری چندمعیاره است که برای شناسایی الگوی روابط علی میان متغیرهای مورد مطالعه مورد استفاده قرار می گیرد. دیمتل DEMATEL مخفف عبارت Decision Making Trial And Evaluation است. این روش توسط Fonetla و Gabus به سال ۱۹۷۱ ارائه شد. هدف تکنیک دیمتل شناسایی الگوی روابط علی میان یک دسته معیار است. این تکنیک شدت ارتباطات را به صورت امتیازدهی مورد بررسی قرار داده، بازخورها توأم با اهمیت آن ها را تجسس نموده و روابط انتقال ناپذیر را می پذیرد (۱۰-۱۳) تکنیک دیمتل می تواند به روابط درونی علت - اثر در یک مسأله پیچیده تجزیه شود به طور موفقیت آمیزی در تحلیل مسائل مختلف به کار برده شده است، نظیر انتخاب سهام، انتخاب تأمین کننده در زنجیره تأمین سبز و انتخاب سهام پر زرق و برق. به علاوه، مفهوم مبتنی بر دیمتل می تواند برای تعیین فرضیه وزن مساوی برای سوپر ماتریس در روش تحلیل سلسله مراتبی استفاده شود. (۱۴).

تکنیک انتگرال فازی برای حل مسئله ارزیابی عملکرد مالی

تعداد قابل توجه و زیادی از روش های تصمیم گیری چندمعیاره مبتنی بر نظریه سودمندی هستند، خصوصاً نظریه سودمندی چند مشخصه ای. عملیات بنیادین (گردآوری) برای بدست آوردن نتیجه ارزیابی نهایی لازم است (۱۵). اما گردآوری کننده های نوع افزایش استفاده شده نمی توانند تعاملات میان شرایط را ارزیابی کنند. بنابراین تکنیک انتگرال فازی برای ارزیابی و گردآوری تأثیرات مرتبط در میان شرایط و ابعاد در این مطالعه استفاده شد. با این وجود مطالعه کمی روی استفاده از گردآوری کننده های نوع غیر افزایشی برای حل مسأله ارزیابی عملکرد مالی انجام شدند. بنابراین پژوهش حاضر سعی دارد مفاهیم مقیاس فازی و وزن های تأثیرگذار را برای ساخت یک مدل تصمیم مبتنی بر انتگرال فازی ارائه نماید. هدف ارزیابی تأثیرات پیچیده محتمل و مرتبط به هم در میان شرایط و ابعاد است (۱۶)، (۱۷). هدف اصلی ساخت مدلی است که بتوان از آن نه تنها برای رتبه بندی تصمیمات بلکه برای برنامه ریزی برای بهبود عملکرد مالی شرکت های بیمه در جهت سطوح مورد انتظار استفاده کرد. (۱۸).

رده بندی DRSA برای شناسایی عوامل حیاتی

در مرحله اول، یک رده بندی کننده DRSA برای شناسایی عوامل حیاتی (یعنی ویژگی های اصلی) و قوانین تصمیم (همراه با ذرات دانش) از داده های پیچیده اتخاذ شده است. (۱۹) بر خلاف دیگر مطالعات مبتنی بر یادگیری ماشین که در اصل بر افزایش دقت پیش بینی متمرکزند، برای ساخت مدل تصمیم مطالعه فعلی سعی دارد قابلیت DRSA را برای ثبت الگوهای نادقیق و ضمنی و دانش با حفظ ناهنجری ذرات پردازش شده افزایش دهد.

DRSA جایگزین ها را در یک سیستم اطلاعات ۴ تایی سازمان می دهد، $IS = (U, Am, V, f)$ که در آن U حالت متناهی جهان است، $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$ مجموعه ای متناهی از m ویژگی است (شرط)، V_a دامنه ارزش ویژگی a است و f تابع مجموع است که به صورت $f: U \times A \rightarrow V$ ($f(x, a) \in V_a$) برای هر $x \in U$ و $a \in A$ تعریف شده است. در DRSA، A معمولاً از چندین ویژگی شرایط (A^C) و یک ویژگی تصمیم تشکیل شده است. هر ویژگی می تواند به

چندین حالت تقسیم گردد، و ویژگی تصمیم در اغلب موارد به رده های مرتب سازی شده طبقه بندی شده است، نظیر $Cl = \{Cl_t, t=1, \dots, v\}$. هر چند DRSA می تواند برای پردازش تمام ارقام خام به صورت مستقیم استفاده شود، برای حفظ ناهنجاری ذرات (در هر ویژگی) برای ساخت مدل تصمیم، هر ویژگی شرط به حالات معینی در مطالعه فعلی تقسیم شده است و بدین وسیله تخمین زده شده که کارشناسان چگونه این مفاهیم را در محیط های تجاری پیچیده درک می کنند. متعاقباً \succeq_a به عنوان رابطه اولویت ضعیف بر روی U با توجه به شرط $a \in A$ ، تعریف شده است. بنابراین برای اشیای $x, y \in U$ ، اگر $x \succeq_a y$ باشد اشاره به این دارد که x حداقل از نظر ویژگی a به خوبی y هست. برای مجموعه ای از رده های تصمیم با ترتیب اولویت (DC ها) پیوندهای بالایی و پایینی می توانند به صورت $Cl_s^{\leq} = \bigcup_{r \leq s} Cl_r$ و $Cl_s^{\geq} = \bigcup_{r \geq s} Cl_r$ تعریف شوند؛ برای خلاصه بودن مطلب، تنها پیوند بالایی برای شرح استفاده شده است. پیوندهای بالایی و پایینی DC ها بنا بر این می توانند رابطه تسلط را برای هر مجموعه جزئی از ویژگی های شرایط $P \subseteq A^C$ شرح دهند. به علاوه $x D_P y$ اشاره به این دارد که x بر تمام زیر مجموعه های ویژگی های موجود در P بر y تسلط می یابد. مجموعه های تسلط یافته P و تسلط یافته بر P در (۱) و (۲) تعریف شده اند.

$$D_P^+(x) = \{y \in U : y D_P x\} \quad (1)$$

$$D_P^-(x) = \{y \in U : x D_P y\} \quad (2)$$

متعاقباً $D_P^-(x)$ و $D_P^+(x)$ می توانند برای تعریف تخمین های P پایین و P بالا به صورت (۳) و (۴) تعریف شوند. نواحی مرزی تعریف شده با (۵) ذرات نامعینی از دانش را در منطق حفظ می کنند؛ به عبارت دیگر بی دقتی در هر زوج از مفاهیم می تواند برای ثبت الگوهای ندقیق با روابط در یک سیستم پیچیده حفظ شود.

$$\underline{P}(Cl_r^{\geq}) = \{x \in U : D_P^+(x) \subseteq Cl_r^{\geq}\} \quad (3)$$

$$\bar{P}(Cl_r^{\geq}) = \{x \in U : D_P^-(x) \cap Cl_r^{\geq} \neq \emptyset\} \quad (4)$$

$$Bn_P(Cl_r^{\geq}) = \bar{P}(Cl_r^{\geq}) - \underline{P}(Cl_r^{\geq}) \quad (5)$$

برای ارزیابی کیفیت تخمین برای هر $P \subseteq A^C$ ، $\alpha_P(Cl)$ به صورت زیر برای DC ها با ترتیب اولویت مرتبط با P تعریف

شده است؛ $|\bullet|$ اشاره به کاردینالیته یک مجموعه در (۶) دارد.

$$\alpha_P(Cl) = \left| U - \left(\bigcup_{r \in \{2, \dots, m\}} Bn_P(Cl_r^{\geq}) \right) \right| / |U| \quad (6)$$

تخمین های خشن مبتنی بر تسلط از اتحادهای DC ها می توانند برای بدست آوردن مجموعه ای از قوانین تصمیم در قالب "اگر سوابق این گونه باشد، بنابراین پیامد بدین صورت است" استفاده شوند. به علاوه هر زیر مجموعه کمینه P از AC (یعنی $P \subseteq A^C$) که شرایط $\alpha_P(Cl) = \alpha_{\bar{P}}(Cl)$ را برقرار می کند یک REDUCT نامیده شده است؛ نقطه مشترک تمام REDUCT ها مجموعه اصلی است که از ویژگی های کمینه ای تشکیل شده که می توانند همان سطح از کیفیت تخمین را

برای یک DRSA IS حفظ کنند. به عبارت دیگر ویژگی های اصلی بدست آمده با DRSA نشان دهنده شرایطی است که برای بدست آوردن دانش ناهنجار در یک سیستم پیچیده غیر قابل انتشار هستند و آن ها ورودی های مرحله دوم هستند که در آن ها یک مدل پیوندی ساخته شده است.

مرحله ۱: جدا کردن ویژگی های شرط و تصمیم. وقفه های جدا شده باید این را ارزیابی کنند که چگونه کارشناسان حوزه مفاهیم مسأله هدایت شده را درک می کنند.

مرحله ۲: تقسیم داده ها به یک مجموعه آموزش و یک مجموعه تست. پیاده سازی رده بندی کننده DRSA با استفاده از مجموعه آموزش تا زمانی که سطح قابل قبولی از نتیجه یادگیری حاصل شود. مجموعه آزمایش پس از آن برای تأیید نتیجه یادگیری استفاده شده است. (۲۰)، (۲۱).

مرحله ۳: شناسایی ویژگی های اصلی و قوانین تصمیم. وقتی یک مدل DRSA قابل قبول به دست آمده باشد، ویژگی های اصلی تناظر و قوانین تصمیم برای ساخت مدل تصمیم پیوندی اتخاذ شده اند. (۲۲-۲۳)

تکنیک دیمتل و روش دنپ

تکنیک دیمتل وابط تأثیر علت - اثر را در میان ابعاد اصلی یا ویژگی های کلیدی شناسایی می کند و وزن های اثرگذاری دنپ را معین می کند که به عنوان وزن های اولیه برای مقیاس های فازی بعدی استفاده شده اند.

مرحله ۴: جمع آوری دیتاها (با استفاده از پرسشنامه ها) برای ساخت ماتریس ارتباط تأثیر مستقیم اولیه $R = [r_{ij}]_{n \times n}$ که در آن rij اشاره به تأثیر ویژگی i روی ویژگی j دارد که کارشناس آن را تشخیص داده است. میانگین عقاید کارشناسان برای تشکیل ماتریس اثر میانگین اولیه A استفاده شدند. تمام ویژگی های اتخاذ شده در پرسشنامه از مجموعه ویژگی اصلی مرحله اول تأمین شده اند.

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1j} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ a_{i1} & \dots & a_{ij} & \dots & a_{in} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & & a_{nj} & & a_{nn} \end{bmatrix} \quad (7)$$

در (۷)، n مساوی تعداد ویژگی های مجموع در مجموعه صالی از DRSA است ($1 \leq i \leq n$ و $1 \leq j \leq n$).

مرحله ۵: نرمال سازی A برای به دست آوردن ماتریس ارتباط تأثیر مستقیم D و ماتریس $D = [d_{ij}]_{n \times n}$ می تواند با استفاده از (۸) و (۹) بدست آید و μ یک ثابت است که برای نرمال سازی A استفاده شده است.

^۲- DEMATEL

^۱- DANP

$$\mathbf{D} = \mu \mathbf{A} \quad (8)$$

$$\mu = \min \left\{ \frac{1}{\max_i \sum_{j=1}^n a_{ij}}, \frac{1}{\max_j \sum_{i=1}^n a_{ij}} \right\}, i, j \in \{1, \dots, n\} \quad (9)$$

مرحله ۶: بدست آوردن ماتریس ارتباط \mathbf{T} کل. اثرات غیر مستقیم مدل با افزایش توان \mathbf{D} حذف می شوند. \mathbf{T} را می توان با فرمول (۱۰) نشان داد:

$$\mathbf{T} = \mathbf{D} + \mathbf{D}^2 + \dots + \mathbf{D}^w = \mathbf{D}(\mathbf{I} - \mathbf{D}^w)(\mathbf{I} - \mathbf{D})^{-1}, \text{ and} \\ \mathbf{T} = [\mathbf{t}_{ij}]_{n \times n} = \mathbf{D}(\mathbf{I} - \mathbf{D})^{-1} \quad \text{while} \quad \lim_{w \rightarrow \infty} \mathbf{D}^w = [\mathbf{0}]_{n \times n} \quad (10)$$

مرحله ۷: تحلیل مجموع هر ستون و هر سطر در \mathbf{T} برای به دست آوردن روابط تأثیر علت – اثر در یان ویژگی های اصلی. مجموع هر سطر و هر ستون در \mathbf{T} را می توان با r_i^C و s_j^C نشان داد. به علون تفاضل $r_i^C - s_i^C$ می تواند برای تقسیم شرایط به دو گروه استفاده شود، یعنی گروه علت و گروه اثر. اگر $r_i^C - s_i^C > 0$ باشد، بنابراین i امین شرط متعلق به گروه علت است؛ در غیر این صورت متعلق به گروه اثر می باشد. مشابهاً روابط تأثیر علت – اثر در میان ابعاد را می توان با $r_i^D - s_i^D$ نشان داد.

\mathbf{T} تعریف شده در (۱۰) را می توان با \mathbf{T}_C با این غرض نشان داد که k بعد و n شرط در \mathbf{T} وجود دارد. بنابراین با استفاده از مفاهیم حاصله از ماتریس های شخص، زیر ماتریس های در \mathbf{T}_C می توانند با (۱۱) نشان داده شوند، و فرض بر این است که زیر ماتریس $\mathbf{T}_C^{k_i, l_j}$ نشان دهنده k_i امین و l_j امین بعد است که در آن $1 \leq p, q \leq n$ است. زیر ماتریس $\mathbf{T}_C^{k_i, l_j}$ را می توان

در (۱۲) تعریف کرد. نرمال سازی $\mathbf{T}_C^{k_i, l_j}$ با $N(\mathbf{T}_C^{k_i, l_j}) = \left(1 / \sum_{\beta=1}^p \sum_{\alpha=1}^q t_{i_{\alpha}, j_{\beta}}^{ij} \right) \times \mathbf{T}_C^{k_i, l_j}$ انجام شده است. از این رو \mathbf{T}_C نرمال سازی شده را می توان به صورت \mathbf{T}_C^N در (۱۳) تعریف کرد.

$$[K, L, \{T_C^{k,l_j}\}] \equiv k_l \begin{bmatrix} l_1 & \dots & l_j & \dots & l_k \\ T_C^{k,l_1} & \dots & T_C^{k,l_j} & \dots & T_C^{k,l_k} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ T_C^{k,l_1} & \dots & T_C^{k,l_j} & \dots & T_C^{k,l_k} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ k_k T_C^{k,l_1} & \dots & T_C^{k,l_j} & \dots & T_C^{k,l_k} \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$T_C^{k,l_j} = \begin{bmatrix} t_{l_1,l_1}^{jj} & \dots & t_{l_1,l_j}^{jj} & \dots & t_{l_1,l_k}^{jj} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ t_{l_\alpha,l_1}^{jj} & \dots & t_{l_\alpha,l_j}^{jj} & \dots & t_{l_\alpha,l_k}^{jj} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ t_{l_q,l_1}^{jj} & \dots & t_{l_q,l_j}^{jj} & \dots & t_{l_q,l_k}^{jj} \end{bmatrix}, \text{ where } 1 \leq \alpha \leq q \text{ and } 1 \leq \beta \leq p \quad (12)$$

$$T_C^N = \begin{bmatrix} N(T_C^{k,l_1}) & \dots & N(T_C^{k,l_j}) & \dots & N(T_C^{k,l_k}) \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ N(T_C^{k,l_1}) & \dots & N(T_C^{k,l_j}) & \dots & N(T_C^{k,l_k}) \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ N(T_C^{k,l_1}) & \dots & N(T_C^{k,l_j}) & \dots & N(T_C^{k,l_k}) \end{bmatrix} \quad (13)$$

مرحله ۸: ترانهاد کردن T_C^N برای تبدیل شدن به سوپر ماتریس بدون وزن W در مدل DANP. به علاوه ماتریس T_D

نرمال سازی شده تا به صورتی که در (۱۴) و (۱۵) نشان داده شده به تبدیل شود و در (۱۵)

$$d_i = \sum_{j=1}^k t_{D_i}^{jj}, i=1, 2, \dots, k \text{ می باشد.}$$

$$T_D = \begin{bmatrix} t_D^{11} & \dots & t_D^{1j} & \dots & t_D^{1k} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ t_D^{i1} & \dots & t_D^{ij} & \dots & t_D^{ik} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ t_D^{k1} & \dots & t_D^{kj} & \dots & t_D^{kk} \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$T_D^N = \begin{bmatrix} t_D^{11}/d_1 & \dots & t_D^{1j}/d_1 & \dots & t_D^{1k}/d_1 \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ t_D^{i1}/d_i & \dots & t_D^{ij}/d_i & \dots & t_D^{ik}/d_i \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ t_D^{k1}/d_k & \dots & t_D^{kj}/d_k & \dots & t_D^{kk}/d_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_D^{N11} & \dots & t_D^{N1j} & \dots & t_D^{N1k} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ t_D^{N11} & \dots & t_D^{Nij} & \dots & t_D^{Nik} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ t_D^{Nk1} & \dots & t_D^{Nkj} & \dots & t_D^{Nkk} \end{bmatrix} \quad (15)$$

مرحله ۹: بدست آوردن سوپر ماتریس وزن دهی شده $W^N = T_D^N W$.

وزن تأثیرگذار خام w_i^C هر شرط می تواند پس از آن به صورت $\lim_{z \rightarrow \infty} (W^N)^z$ تا زمان رسیدن به ثبات به دست آید؛ یعنی وزن های تأثیرگذار خام از شرط به صورت $w^C = (w_1^C, \dots, w_i^C, \dots, w_n^C)$ هستند.

۳-۳- انتگرال فازی ترکیبی با استفاده از وزن های تأثیرگذار DANP و مقیاس فازی

DM ها و محققان برنامه دارند تا عملکرد جایگزین ها را بر مبنای w^C (با استفاده از DANP) ارزیابی کنند و نمی توانند به دنبال ثرات میان بُعدی ی میان شرطی باشند. متعاقباً گردآورندگان نوع افزایشی (به عنوان نمونه SAW) نمی تواند برای ارزیابی اثرات سینرژی فوق الذکر مناسب باشد؛ بنابراین استفاده از جمع آوری کننده انتگرال فازی در این مطالعه پیشنهاد شده است.

مرحله ۱۰: محاسبه تابع مقیاس λ اجازه دهید g یک تابع مقیاس λ باشد که روی مجموعه توان $P(C)$ برای مجموعه متناهی تعریف شده است.

بنابراین g باید ویژگی زیر را داشته باشد:

$$g: P(C) \rightarrow [0,1], \quad g(\emptyset) = 0, \quad \text{and} \quad g(C) = 1 \quad (16)$$

$$\forall c_A, c_B \in P(C), \quad c_A \cap c_B = \emptyset \quad (17)$$

$$g_\lambda(c_A \cup c_B) = g_\lambda(c_A) + g_\lambda(c_B) + \lambda g_\lambda(c_A) g_\lambda(c_B), \quad \text{for } -1 < \lambda < \infty. \quad (18)$$

در (۱۸) λ نشان دهنده اثر غیر افزایش فوق الذکر (سینرژی) است؛ برای $\lambda < 0$ ، $\lambda = 0$ و $\lambda \geq 0$ اشاره به اثر جایگزینی، افزایشی و چند برابری دارد. بنابراین تابع چگالی فازی g_i به صورت (۱۹) تعریف شده است.

$$g_\lambda(\{c_1, c_2, \dots, c_n\}) = \sum_{i=1}^n g_i + \lambda \sum_{i_1=1}^{n-1} \sum_{i_2=i_1+1}^n g_{i_1} g_{i_2} + \dots + \lambda^{n-1} g_1 g_2 \dots g_n \\ = \frac{1}{\lambda} (\prod_{i=1}^n (1 + \lambda g_i) - 1) = 1, \quad \text{for } -1 \leq \lambda < \infty \quad (19)$$

مرحله ۱۱: محاسبه مقیاس فازی بر مبنای مفهوم MAUT. سودمندی تجمیعی در رابطه با C را می توان با فرمول (۲۰) نشان داد.

$$u(c_1, c_2, \dots, c_n) = \sum_{i=1}^n w_i u(c_i) + \lambda \sum_{i=1, j>i}^n w_i w_j u(c_i) u(c_j) + \dots + \lambda^{n-1} w_1 w_2 \dots w_n u(c_1) u(c_2) \dots u(c_n) \quad (20)$$

که در آن $u(c_1^0, c_2^0, \dots, c_n^0) = 0$ و $u(c_1^*, c_2^*, \dots, c_n^*) = 1$ می باشد؛ λ راه حل $1 + \lambda = \prod_{i=1}^n (1 + \lambda w_i)$ است. از این رو

(۱۹) را می توان به صورت (۲۱) بر مبنای مفهوم MAUT تعریف کرد

$$g_\lambda^{(n)}(\{c_1, c_2, \dots, c_n\}) = \sum_{i=1}^n g_\lambda^{(1)}(\{c_i\}) + \lambda \sum_{i=1, j>i}^n g_\lambda^{(2)}(\{c_i\}) g_\lambda(\{c_j\}) \\ + \dots + \lambda^{n-1} g_\lambda^{(n)}(\{c_1\}) g_\lambda(\{c_2\}) \dots g_\lambda(\{c_n\}) \quad (21)$$

که در آن $g_{\lambda}^{(n)}(\{c_1^*, c_2^*, \dots, c_n^*\}) = g_{\lambda}^{(n)}(\{c_1, c_2, \dots, c_n\}) = 1$ می باشد؛ علاوه بر این و

$$1 + \lambda = \prod_{i=1}^n (1 + \lambda g_{\lambda}^{(i)}(\{c_i\})).$$

می باشد.

مرحله ۱۲: مشارکت دادن وزن های تأثیرگذار $w^c = (w_1^c, \dots, w_i^c, \dots, w_n^c)$ حاصل شده با استفاده از DANP به عنوان وزن های اولیه برای مقیاس های فازی.

$$g_{\lambda}(\{c_1\}), \dots, g_{\lambda}(\{c_i\}), \dots, g_{\lambda}(\{c_n\}) = \gamma(w_1^c, \dots, w_i^c, \dots, w_n^c) = (\gamma w_1^c, \dots, \gamma w_i^c, \dots, \gamma w_n^c) \quad (22)$$

در (۲۲)، γ ضریب تعدیل است؛ وزن تأثیرگذار از i امین شرط است.

مرحله ۱۳: جمع آوری رتبه عملکرد نهایی بر مبنای انتگرال فازی.

اجازه دهید h تابع مجموعه قابل ارزیابی برای عملکرد باشد که بر فضای قابل ارزیابی فازی تعریف شده است. فرض کنید که

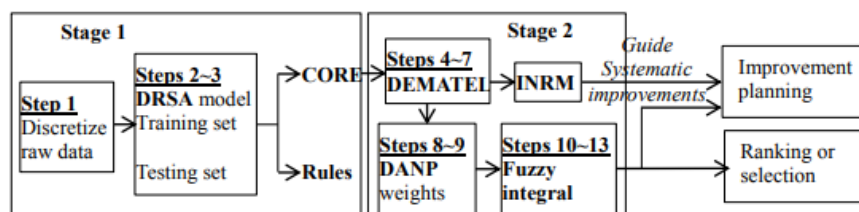
$$h(p_1) \geq h(p_2) \geq \dots \geq h(p_n) \quad (23)$$

است، بنابراین انتگرال فازی را می توان به صورت (۲۳) طبق کار قبلی تعریف کرد:

$$(c)[hdg] = h(p_n)g(H_n) + [h(p_{n-1}) - h(p_n)]g(H_{n-1}) + \dots + [h(p_1) - h(p_2)]g(H_1)$$

$$\text{where } H_1 = \{c_{p_1}\}, H_2 = \{c_{p_1}, c_{p_2}\}, \dots, H_n = \{c_{p_1}, c_{p_2}, \dots, c_{p_n}\} = C.$$

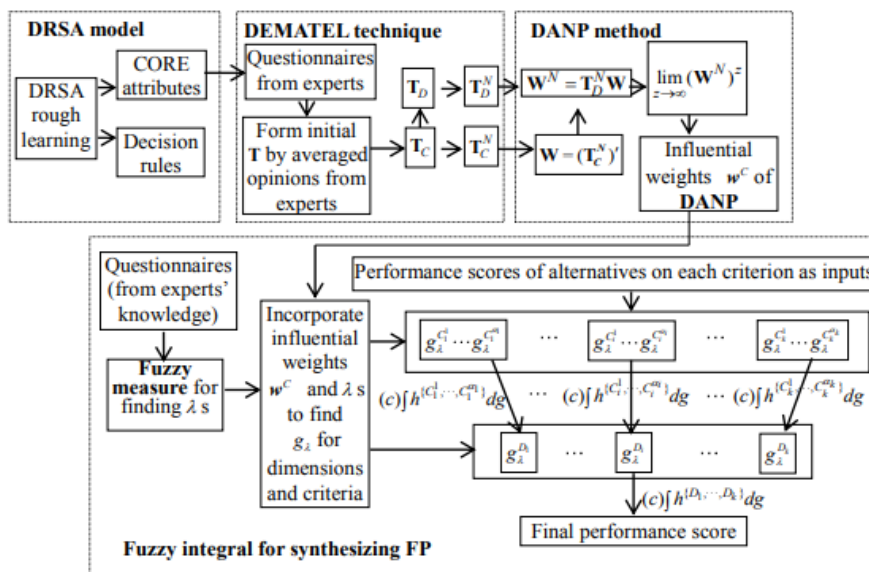
جریان تحقیق متناظر با مراحل فوق الذکر در شکل ساده شده در شکل ۱ نشان داده شده است. این جریان از دو بخش اصلی تشکیل شده است: پل پیوندی و کاربردهای تجاری. جزئیات چگونگی ادغام هر تکنیک در شکل ۲ ارائه شده است.



Main functions/purposes of the involved methods

Methods	DRSA	DEMATEL	DANP	Fuzzy integral
Functions (Purposes)	1. Retrieve CORE attributes 2. Obtain rough knowledge	1. Adjust dimensional weights in DANP 2. Obtain internetwork relationship map (INRM) for guiding systematic improvements	1. Adjust parameters in fuzzy measures for forming fuzzy integral performance evaluation	1. Measure plausible synergy effects among criteria 2. Obtain the final performance scores for ranking or selection 3. Identify priority gaps for improving towards the aspiration levels
Foundations	Soft computing and applied mathematics	MCDM	MCDM	Soft computing, applied mathematics, and economics

شکل ۱ - جریان های تحقیق با توابع اصلی روش های مشارکت یافته



شکل ۲ - ادغام تکنیک ها و روش ها در رویکرد پیشنهادی

جدای از کاربرد رویکرد پیشنهادی برای مدلسازی عملکرد مالی شرکت ها یا موسسات، این رویکرد پیوند می تواند برای حل دیگر مسائل تصمیم تعمیم یابد، نظیر ارزیابی یا انتخاب انواع مختلف تأمین کنندگان، محصولات و پروژه های جدید. مدل تعمیم یافته از دو مرحله تشکیل شده است. مرحله اول مکانیسم یادگیری ماشین ناهنجار را برای القای ویژگی های CORE کمینه و غیر قابل انتشار در رابطه با ارزیابی جایگزین ها اتخاذ می کند، به صورتی که در (۲۴) نشان داده شده است. دومین مرحله از یک جمع آوری کننده افزایشی یا غیر افزایشی برای ترکیب رتبه های عملکرد وزن گذاری شده برای رتبه بندی یا انتخاب استفاده می کند. جمع آوری های عملکرد افزایشی یا غیر افزایشی در (۱-۲۵) و (۲-۲۵) به ترتیب نشان داده شده اند.

$$A \xrightarrow{R.M.} A_n^C \quad (24)$$

$$\max F_j \quad (25)$$

$$\text{while } \bigoplus_{i=1}^n w_i \times P_{ij} = F_j, \text{ for } i = 1, \dots, n \quad (25.1)$$

$$\text{while } \oint (w_i P_{ij}) dg = F_j, \text{ for } i = 1, \dots, n \quad (25.2)$$

در (۲۴) A اشاره به مجموعه IS اصلی دارد که شامل تمام ویژگی های مرتبط در رابطه با ارزیابی جایگزین ها می باشد،

مجموعه اصلی را نشان می دهد که n ویژگی دارد و $\xrightarrow{R.M.}$ نشان دهنده یادگیری ماشین ناهنجار است که A را به تبدیل می کند. فرض کنید که m جایگزین در این مدل وجود دارند، هدف مدل تعمیم یافته انتخاب جایزین با بالاترین F در

مرحله دوم است؛ w_i اشاره به اهمیت نسبی i امین شرط در (۱-۲۵) و (۲-۲۵) دارد. نشان دهنده جمع آوری کننده

نوع افزایشی است که محدود به روش SAW نیست. مشابهاً هر جمع آوری کننده غیر افزایشی را نشان می دهد

(به عنوان نمونه انتگرال Choquet در این مطالعه) که قادر به ارزیابی اثرات سینرژی در میان شرایط اصلی می باشد. به علاوه این مدل می تواند برای پشتیبانی از یک جایگزین برای شناسایی اولویت بهبود آن با استفاده از رتبه های عملکرد وزن دهی شده اش بسط یابد. بنابراین، در مقایسه با MCDM مرسوم یا مدل های مالی، این مدل تصمیم پیوندی می تواند نقش سازنده تری در حل مسائل عملی بازی کند.

تحلیل داده ها

داده های موجود به روش اسنادی کتابخانه ای و گزارش از شرکت های بیمه بدست آمدند: گزارشات بایگانی شرکت های بیمه که به صورت آزاد و رایگان در دسترس بودند و عقاید و دانش کارشناسان حوزه (برای مقیاس های فازی).. گزارشات فوق الذکر حاوی شاخص هایی از پنج بُعد بودند: ساختار سرمایه ($D=1$)، بازپرداخت (D_2)، کارایی عملیاتی (D_3)، کیفیت عایدی (D_4) و کارایی سرمایه (D_5). یک مدل تک دوره ای با تطبیق هر ویژگی شرکت ها در زمان t با عملکرد مالی متعاقب ساخته شد.

در مرحله دوم، ویژگی های اصلی بدست آمده در مرحله اول برای طراحی پرسشنامه استفاده شدند و عقیده هشت کارشناس جمع آوری شدند تا وزن های دنپ و مقیاس های فازی محاسبه شده و یک مدل تصمیم پیندی غیر افزایشی ساخته شود. تمام کارشناسان در صنعت بیمه به مدت بیش از ۱۵ سال کار کرده بودند و موقعیت شغلی آن ها شامل مدیر، مدیر واحد، نائب رئیس، قائم مقام، و مدیر فروش بود؛ کارشناسان از سه شرکت بیمه ای بودند. به علاوه مأمور دولتی قبلی که برای اداره بیمه کار کرده بود هم به عنوان کارشناس شامل شده بود. برای بازبایی قوانین تصمیم قابل درک از داده های بایگانی شده، هر ویژگی به سه وقفه تقسیم شد نظیر بالا (H)، متوسط (M) و پایین (L) یا خوب (GD) و اسط (MD) و بد (BD) قبل از ساخت مدل $DRSA$ ؛ این رویه افتراق نامیده شده است. سه وقفه برای تقلید از وقفه های تعریف شده توسط کارشناسان برای درک ساده مفاهیم ناهنجار استفاده شدند. یک روش افتراق سه سطحی معمول به کار گرفته شد و مقادیر از $1/3$ شرکت های بالا، $1/3$ شرکت های وسط و شرکت های $1/3$ پایین به کار گرفته شدند که بر مبنای عملکردشان برای هر ویژگی شرط رتبه بندی شدند و با عنوان H ، M و L به ترتیب تعریف شدند. به علاوه $1/3$ شرکت های بالا، $1/3$ شرکت های وسط و شرکت های $1/3$ پایین در یک لیست رتبه بندی مبتنی بر ویژگی تصمیم با عناوین GD ، MD و BD نام گرفتند.

داده های نمونه از ۱۱۷ مشاهده در چهار قالب زمانی تشکیل شده بودند. مشاهدات در قالب زمانی جدید به عنوان مجموعه آزمایشی استفاده شدند و دیگر مشاهدات از مجموعه آموزش تشکیل شده بودند. مدل $DRSA$ با $jMAF$ پیاده سازی شد. به علاوه مدل های $DRSA$ سازگار تغییر ($VC-DRSA$) و SVM برای مقایسه ساخته شدند. نرخ دقت رده بندی (CA) برای محاسبه جایگزین هایی که به درستی رده بندی شده بودند و ارزیابی هر مدل استفاده شدند. میانگین CA هر رده بندی کننده در جدول ۱ خلاصه شده است. مدل $DRSA$ به میانگین CA به میزان $65/39$ درصد دست یافت و بالاترین میانگین CA در میان رده بندی کننده ها بود. به علاوه کل مجموعه آموزش برای ساخت مدل $DRSA$ آموزش دیده استفاده شد که به دقت $93/91$ درصدی دست یافت. مدل با استفاده از مجموعه تست باز هم آزموده شد و CA قابل قبولی (یعنی $62/96$ درصد در جدول ۱) برای القای دانش ناهنجار حاصل شد.

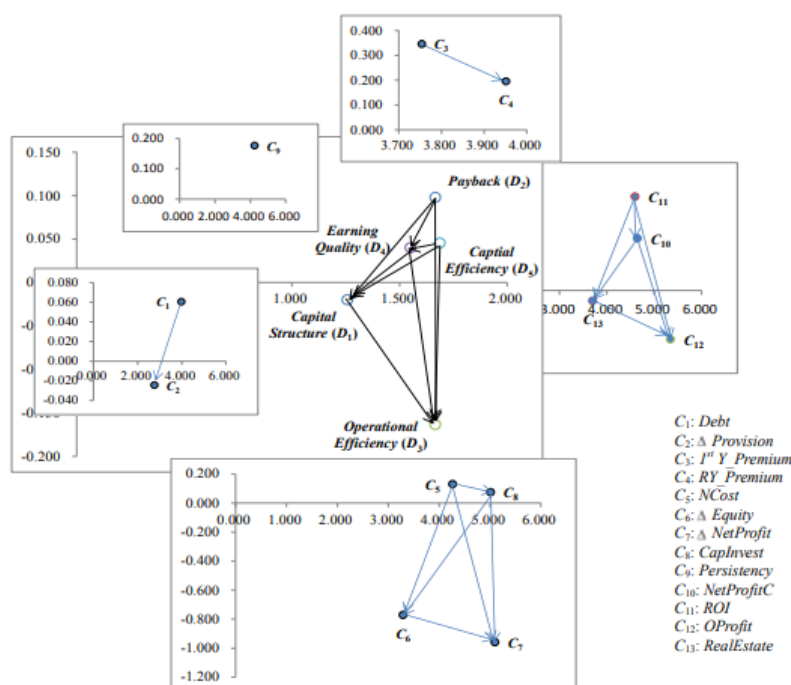
جدول ۱ دقت رده بندی انواع رده بندی کننده ها (واحد: درصد)

	DRSA	VC-DRSA (CL = 0.95)	VC-DRSA (CL = 0.90)	SVM (RBF kernel)
1	65.21	60.87	62.61	56.14
2	69.57	63.48	67.83	62.61
3	66.96	60.00	69.57	60.87
4	60.87	67.83	62.61	56.82
5	64.35	63.48	59.13	59.52
Average	65.39	63.13	64.35	59.19
Testing set	62.96	51.85	59.26	55.55

مدل DRSA آزموده شده مجموعه ای از ۱۳ ویژگی اصلی تولید کرده است. برای حفظ همان سطح از دقت تخمین، ویژگی های مجموعه اصلی باید نشان دهنده متغیرها و شرایط غیر قابل انتشار برای مسأله تشخیص عملکرد مالی باشند. ویژگی های اصلی می توانند برای شناسایی ویژگی های حیاتی و ابعاد مهم برای ساخت مدل تشخیص عملکرد مالی پیوندی استفاده شوند. (۲۶).

برای تحلیل DEMATEL از کارشناسان خواسته شد تا عقاید خود را در رابطه با تأثیر هر ویژگی i روی ویژگی j اظهار دارند؛ عقاید در طیفی از ۰ (هیچ تأثیری) تا ۴ (تأثیری بسیار قوی) در پرسشنامه قرار داشتند. عقاید میانگین هشت کارشناس ماتریس میانگین اولیه A را تشکیل داد (جدول ۱-۳). سپس A به ترتیب به T (جدول ۳-۳) و ماتریس ارتباط تأثیر بعدی

تبدیل شد. T_D^N و $r_i^D - s_i^D$ از ماتریس های T و T_D^N بودند که برای تقسیم شرایط ابعاد به گروه های علت و اثر به صورتی که در جدول ۴ خلاصه سازی شده است استفاده شدند. به علاوه، روابط علت به عنوان INRM در شکل ۳ نشان داده شده اند.



شکل ۳- رابطه میان شبکه ای

جدول ۲ روابط تأثیر علت – اثر در میان ابعاد و شرایط اصلی

Dimensions	r_i^D	s_i^D	$r_i^D - s_i^D$	$r_i^D + s_i^D$	Criteria	r_i^C	s_i^C	$r_i^C - s_i^C$	$r_i^C + s_i^C$
D_1	0.62	0.64	-0.02	1.26	C_1	2.02	1.96	0.06	3.98
					C_2	1.37	1.39	-0.02	2.76
D_2	0.79	0.69	0.10	1.48	C_3	2.05	1.70	0.35	3.75
					C_4	2.07	1.88	0.19	3.95
D_3	0.75	0.92	-0.16	1.67	C_5	2.20	2.07	0.13	4.27
					C_6	1.26	2.03	-0.77	3.29
					C_7	2.07	3.03	-0.96	5.10
					C_8	2.54	2.47	0.08	5.01
D_4	0.80	0.76	0.04	1.55	C_9	2.21	2.03	0.18	4.24
D_5	0.87	0.82	0.05	1.69	C_{10}	2.56	2.09	0.46	4.65
					C_{11}	2.72	1.88	0.84	4.60
					C_{12}	2.45	2.89	-0.44	5.34
					C_{13}	1.80	1.90	-0.09	3.70

به علاوه، بر مبنای $INR <$ (شکل ۳) تأثیرات جهت دار در میات ابعاد و شرایط می توانند با قوانین تصمیم قوی ادغام شوند (جدول ۲) تا DFG را برای بدست آوردن تأثیرات تشکیل دهند. DM ها می توانند روابط تأثیر علت – اثر را در میان ابعاد،

شرایط، و قوانین تصمیم برای طراحی بهبودها به صورت سیستماتیک بدست آورند. پس از افزایش Z در $\lim_{z \rightarrow \infty} (W^z)$ تا سطحی که در آن سوپر ماتریس وزن دهی شده ثابت شود، وزن های تأثیرگذار DANP برای مقیاس های فازی متعاقب به دست آمدند (جدول ۳).

جدول ۳ – وزن های DANP برای مدل ارزیابی

Dimensions	D_1		D_2		D_3			D_4		D_5			
w^D	0.16		0.18		0.23			0.20		0.22			
Criteria	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	C_7	C_8	C_9	C_{10}	C_{11}	C_{12}	C_{13}
w^C	0.09	0.07	0.08	0.10	0.05	0.05	0.07	0.06	0.20	0.05	0.04	0.08	0.05
(Rank)	(3)	(5)	(4)	(2)	(7)	(7)	(5)	(6)	(1)	(7)	(8)	(4)	(7)

مدل ارزیابی انتگرال فازی

همان طور که نتایج تحلیل DEMATEL در بخش ۳-۴ نشان داده اند، روابط تأثیر علت – اثر در میان شرایط و یا ابعاد وجود دارند. بنابراین اتخاذ یک گردآوری کننده از نوع غیر افزایشی برای ارزیابی یا ثبت اثرات هم وزن در میان شرایط و ابعاد منطقی به نظر می آید (به جدول ۶ مراجعه نمایید).

جدول ۴ - مقیاس های فازی برای هر بُعد و کل مدل

Whole model with 5 dimensions $\lambda^w = 1.087$, $\gamma^w = 0.737$, $g_{\lambda}^{(5)}(\{D_1, D_2, D_3, D_4, D_5\}) = 1$			
$g_{\lambda}^{(1)}(\{D_1\}) = 0.118$	$g_{\lambda}^{(2)}(\{D_1, D_2\}) = 0.268$	$g_{\lambda}^{(3)}(\{D_1, D_2, D_3\}) = 0.487$	$g_{\lambda}^{(4)}(\{D_1, D_2, D_3, D_4\}) = 0.712$
$g_{\lambda}^{(1)}(\{D_2\}) = 0.133$	$g_{\lambda}^{(2)}(\{D_1, D_3\}) = 0.309$	$g_{\lambda}^{(3)}(\{D_1, D_2, D_4\}) = 0.458$	$g_{\lambda}^{(4)}(\{D_1, D_2, D_3, D_5\}) = 0.735$
$g_{\lambda}^{(1)}(\{D_3\}) = 0.170$	$g_{\lambda}^{(2)}(\{D_1, D_4\}) = 0.284$	$g_{\lambda}^{(3)}(\{D_1, D_2, D_5\}) = 0.477$	$g_{\lambda}^{(4)}(\{D_1, D_2, D_4, D_5\}) = 0.701$
$g_{\lambda}^{(1)}(\{D_4\}) = 0.147$	$g_{\lambda}^{(2)}(\{D_1, D_5\}) = 0.301$	$g_{\lambda}^{(3)}(\{D_1, D_3, D_4\}) = 0.506$	$g_{\lambda}^{(4)}(\{D_1, D_3, D_4, D_5\}) = 0.758$
$g_{\lambda}^{(1)}(\{D_5\}) = 0.162$	$g_{\lambda}^{(2)}(\{D_2, D_3\}) = 0.327$	$g_{\lambda}^{(3)}(\{D_1, D_3, D_5\}) = 0.408$	$g_{\lambda}^{(4)}(\{D_2, D_3, D_4, D_5\}) = 0.782$
	$g_{\lambda}^{(2)}(\{D_2, D_4\}) = 0.301$	$g_{\lambda}^{(3)}(\{D_1, D_4, D_5\}) = 0.497$	
	$g_{\lambda}^{(2)}(\{D_2, D_5\}) = 0.318$	$g_{\lambda}^{(3)}(\{D_2, D_3, D_4\}) = 0.527$	
	$g_{\lambda}^{(2)}(\{D_3, D_4\}) = 0.344$	$g_{\lambda}^{(3)}(\{D_2, D_3, D_5\}) = 0.547$	
	$g_{\lambda}^{(2)}(\{D_3, D_5\}) = 0.362$	$g_{\lambda}^{(3)}(\{D_2, D_4, D_5\}) = 0.517$	
	$g_{\lambda}^{(2)}(\{D_4, D_5\}) = 0.336$	$g_{\lambda}^{(3)}(\{D_3, D_4, D_5\}) = 0.567$	
Capital Structure (D_1) $\lambda^{D_1} = 3.202$, $\gamma^{D_1} = 0.658$, $g_{\lambda}^{(2)}(\{C_1, C_2\}) = 1$			
$g_{\lambda}^{(1)}(\{C_1\}) = 0.370$			
$g_{\lambda}^{(1)}(\{C_2\}) = 0.288$			
Payback (D_2) $\lambda^{D_2} = 3.487$, $\gamma^{D_2} = 0.643$, $g_{\lambda}^{(2)}(\{C_3, C_4\}) = 1$			
$g_{\lambda}^{(1)}(\{C_3\}) = 0.286$			
$g_{\lambda}^{(1)}(\{C_4\}) = 0.357$			
Operational Efficiency (D_3) $\lambda^{D_3} = 1.699$, $\gamma^{D_3} = 0.665$, $g_{\lambda}^{(4)}(\{C_5, C_6, C_7, C_8\}) = 1$			
$g_{\lambda}^{(1)}(\{C_5\}) = 0.145$	$g_{\lambda}^{(2)}(\{C_5, C_6\}) = 0.325$	$g_{\lambda}^{(3)}(\{C_5, C_6, C_7\}) = 0.638$	
$g_{\lambda}^{(1)}(\{C_6\}) = 0.145$	$g_{\lambda}^{(2)}(\{C_5, C_7\}) = 0.397$	$g_{\lambda}^{(3)}(\{C_5, C_6, C_8\}) = 0.594$	
$g_{\lambda}^{(1)}(\{C_7\}) = 0.202$	$g_{\lambda}^{(2)}(\{C_5, C_8\}) = 0.361$	$g_{\lambda}^{(3)}(\{C_5, C_7, C_8\}) = 0.687$	
$g_{\lambda}^{(1)}(\{C_8\}) = 0.173$	$g_{\lambda}^{(2)}(\{C_6, C_7\}) = 0.397$	$g_{\lambda}^{(3)}(\{C_6, C_7, C_8\}) = 0.687$	
	$g_{\lambda}^{(2)}(\{C_6, C_8\}) = 0.361$		
	$g_{\lambda}^{(2)}(\{C_7, C_8\}) = 0.435$		
Revenue Quality (D_4) (only one criterion in this dimension), $g_{\lambda}^{(1)}(\{C_9\}) = 1$			
Capital Efficiency (D_5) $\lambda^{D_5} = 1.191$, $\gamma^{D_5} = 0.732$, $g_{\lambda}^{(4)}(\{C_{10}, C_{11}, C_{12}, C_{13}\}) = 1$			
$g_{\lambda}^{(1)}(\{C_{10}\}) = 0.166$	$g_{\lambda}^{(2)}(\{C_{10}, C_{11}\}) = 0.326$	$g_{\lambda}^{(3)}(\{C_{10}, C_{11}, C_{12}\}) = 0.696$	
$g_{\lambda}^{(1)}(\{C_{11}\}) = 0.133$	$g_{\lambda}^{(2)}(\{C_{10}, C_{12}\}) = 0.486$	$g_{\lambda}^{(3)}(\{C_{10}, C_{11}, C_{13}\}) = 0.557$	
$g_{\lambda}^{(1)}(\{C_{12}\}) = 0.266$	$g_{\lambda}^{(2)}(\{C_{10}, C_{13}\}) = 0.366$	$g_{\lambda}^{(3)}(\{C_{10}, C_{12}, C_{13}\}) = 0.748$	
$g_{\lambda}^{(1)}(\{C_{13}\}) = 0.166$	$g_{\lambda}^{(2)}(\{C_{11}, C_{12}\}) = 0.442$	$g_{\lambda}^{(3)}(\{C_{11}, C_{12}, C_{13}\}) = 0.696$	
	$g_{\lambda}^{(2)}(\{C_{11}, C_{13}\}) = 0.326$		
	$g_{\lambda}^{(2)}(\{C_{12}, C_{13}\}) = 0.486$		

Note: $g_{\lambda}^{(i)}(\{C_{1th}, \dots, C_{i th}\})$ denotes that the fuzzy measure includes i elements (dimensions/criteria) in its measurement.

بحث و نتیجه گیری

برای آزمودن رویکرد پیشنهادی، مجموعه داده های شرکت های بیمه از مجموعه آزمایش به دست آمدند. ۵ شرکت بیمه البرز (A)، ایران (B)، بیمه دانا (C)، بیمه پارسیان (D) و بیمه تجارت (E) بودند. کل نمونه های موجود برای تبدیل داده های خام ۵ شرکت به رتبه های عملکردی تبدیل شدند که در طیفی از ۰ (بدترین) تا ۱۰ (بهترین) برای هر شرط قرار داشتند. روش تبدیل درصدی استفاده شد؛ به عنوان مثال اگر نرخ دوام شرکت در ۱۰ درصد پایین مجموعه تست رتبه بندی شد، پس رتبه عملکرد برای این شرکت بیمه در مورد این شرط ۱ خواهد بود. برای مقایسه نتایج حاصل شده از جمع آوری کننده های نوع غیر افزایشی، به روش انتگرال فازی استفاده شدند. نتایج در جدول ۶ نشان داده شدند. رویکرد پیشنهادی برای تشخیص عملکرد مالی شرکت های بیمه و برای پشتیبانی از شرکت ها در فرموله بندی طرح توسعه، ایجاد شد. بنابراین هم جمع آوری عملکرد نهایی و هم شناسایی اولویت بهبود هنگام استفاده از روش انتگرال فازی مقایسه شدند و در این بخش در مورد آن ها صحبت شده است.

جدول ۵ رتبه های عملکرد پنج شرکت بیمه

DANP weights		Alternatives (companies)					
	w^C	w^L	A	B	C	D	E
$D_1 = 0.16$							
C_1	0.09	0.56	10	8	9	7	5
C_2	0.07	0.44	3	7	8	6	2
$D_2 = 0.18$							
C_3	0.08	0.44	9	8	5	7	7
C_4	0.10	0.56	8	7	2	6	7
$D_3 = 0.23$							
C_5	0.05	0.22	5	5	1	7	6
C_6	0.05	0.22	3	6	5	1	5
C_7	0.07	0.30	7	8	4	5	4
C_8	0.06	0.26	6	7	5	8	6
$D_4 = 0.20$							
C_9	0.20	1.00	6	3	8	4	4
$D_5 = 0.22$							
C_{10}	0.05	0.23	6	3	10	5	4
C_{11}	0.04	0.18	7	9	5	2	8
C_{12}	0.08	0.36	9	8	5	3	8
C_{13}	0.05	0.23	6	9	3	4	5

Note: w^L denotes local weight; for example, the local weight of $C_1 = 0.09 / 0.16 = 0.56$.

رتبه های عملکرد شرایط در هر بعد باید قبل از تعیین رتبه عملکرد گردآوری شوند. برای شرکت بیمه A، مورد C_1 و C_2 را در D_1 به عنوان مثال در نظر بگیرید: چون رتبه عملکرد در C_1 بالاتر از C_2 است، انتگرال فازی رتبه ادغام یافته عملکرد در D_1 باید $(10-3) \times 0.37 + 3 \times 1 = 5.59$ باشد. مشابهاً انتگرال فازی گردآورنده رتبه های عملکرد بر D_2, D_3, D_4 و D_5 به ترتیب ۸/۲۹، ۵/۰۱، ۶/۰۰ و ۶/۹۷ هستند. چون رتبه های عملکرد بُعد دار بازتاب دهنده ترتیب $h(D_2) > h(D_5) > h(D_4) > h(D_1) > h(D_3)$ می باشند رتبه نهایی عملکرد حاصل شده با استفاده از انتگرال فازی می تواند به صورتی باشد که در شکل ۵ نشان داده شده است.

سه اولویت بهبود بالایی که برای شرکت بیمه B با استفاده از گردآورندگان نوع افزایشی و غیر افزایشی به دست آمده متفاوت هستند. به علاوه اولویت بالا برای شرکت بیمه B برای بهبود C_6 است که متعلق به D_3 می باشد. در بعد D_3 هم C_5 و هم C_8 تأثیراتی روی C_6 خواهند داشت. چهار بعد دیگر نیز تأثیرات مستقیمی روی D_3 دارند. شرکت بیمه B از این رو می تواند روابط تأثیر علت - اثر سیستماتیک را در میان ویژگی های اصلی برای تدبیر پلان های بهبود شناسایی کند. به علاوه در رخدادی که شرکت B قصد دارد C_6 را بهبود دهد، نرخ های بهبود عملکرد محتمل حاصل شده با استفاده از روش انتگرال فازی برای جمع آوری نتایج یکسان نخواهند بود. جدول ۱۰ رتبه های عملکرد نهایی شرکت بیمه B و نرخ های بهبود متاثر را برای دو نوع گردآورنده نشان می دهد. اگر رتبه عملکرد C_6 از ۶ به ۹ بهبود یابد، نرخ های بهبود حاصل شده با استفاده از انتگرال فازی پیشی خواهند گرفت. تفاوت در نرخ بهبود از ۰/۴۸ درصد به ۰/۱۹ برای بهبودی در C_6 از ۸ به ۹ کاهش خواهد داشت. مدیریت شرکت بیمه B باید از این نوع نتیجه افزایش غیر خطی زمان ارزیابی هزینه شامل شده در کسب سطوح مختلف بهبود آگاه باشد. در این پژوهش یک رویکرد پیوندی برای تشخیص عملکرد مالی شرکت های بیمه پیشنهاد

شد. قابلیت های کاهش ویژگی و بازیابی دانش در القای دانش مالی ناهنجار از داده های بایگانی در اولین مرحله کمک کردند. و یک مدل تصمیم پیوندی از ساخته شد و انتگرال فازی برای پالایش دانش مالی ناهنجار استفاده شد: (۱) روابط تأثیر علت – اثر در میان ابعاد اصلی یا شرایط اصلی با استفاده از تکنیک دیمتل شناسایی شدند و (۲) وزن تأثیرگذار اولیه هر بعد اصلی یا شرط اصلی ارزیابی شد و اثرات هم وزن در میان مجموعه اصلی اندازه گیری شدند. مطالعه فعلی مقالات قبلی را با ارائه بحث تفصیلی تری از چگونگی بازیابی و پالایش دانش در رابطه با بهبودهای عملکرد مالی توسعه می دهد. به علاوه رویکرد جمع آوری نوع افزایشی مشاهده شده می تواند تعدیل گشته و برای ارزیابی اثرات هم افزایی در میان شرایط و ابعاد مختلف توسعه یابد. یافته های این تحقیق نه تنها در ادغام یا تلفیق متدلوژی های ناهمگون در مدلسازی مشارکت داشتند، بلکه بینشی عملی برای شرکت های بیمه ارائه کردند.

منابع

- 1- Tervonen, T. JSMAA: Open source software for SMAA computations. *International Journal of Systems Science* 2014; 45(1): 69-81.
- 2-Depoers, F. . A cost benefit study of voluntary disclosure: some empirical evidence from French listed companies, *European Accounting Review*, 2009,9(2), 245– 263
3. Canbas, S., Cabuk, A., Kilic, S.B. Prediction of commercial bank failure via multivariate statistical analysis of financial structures: The Turkish case. *European Journal of Operational Research* 2005; 166(2): 528-546.
4. Cao, Y. Aggregating multiple classification results using Choquet integral for financial distress early warning. *Expert Systems with Applications* 2012; 39(2): 1830-1836.
5. Chiu, C.H., Choi, T.M. Supply chain risk analysis with mean-variance models: a technical review. *Annals of Operations Research* 2016; 240: 489-507.
6. Dai, J., Xu, Q. Attribute selection based on information gain ratio in fuzzy rough set theory with application to tumor classification. *Applied Soft Computing* 2013; 13(1): 211-221.
7. Demyanyk, Y., Hasan, I. Financial crises and bank failures: a review of prediction methods. *Omega* 2010; 38(5): 315-324.
8. Fethi, M.D., Pasiouras, F. Assessing bank efficiency and performance with operational research and artificial intelligence techniques: A survey. *European Journal of Operational Research* ۲۰۱۰;
9. Greco, S., Matarazzo, B., Slowinski, R. Rough approximation of a preference relation by dominance relations. *European Journal of Operational Research* 1999; 117(1): 63-83.
10. Ho, W.R.J., Tsai, C.L., Tzeng, G.H., Fang, S.K. Combined DEMATEL technique with a novel MCDM model for exploring portfolio selection based on CAPM. *Expert Systems with Applications* 2011; 38(1): 16-25.

11. Hsu, C.W., Kuo, T.C., Chen, S.H., Hu, A.H. Using DEMATEL to develop a carbon management model of supplier selection in green supply chain management. *Journal of Cleaner Production* 2013; 56: 164-172.
12. Hu, S.K., Chuang, Y.C., Yeh, Y.F., Tzeng, G.H. Combining hybrid MADM with fuzzy integral for exploring the smart phone improvement in M Generation. *International Journal of Fuzzy Systems* 2012; 14(2): 204-214.
13. Huang, J.J., Tzeng, G.H., Ong, C.S. Two-stage genetic programming (2SGP) for the credit scoring model. *Applied Mathematics and Computation* 2006; 174(2): 1039-1053.
14. Hung, C., Chen, J.H. A selective ensemble based on expected probabilities for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications* 2009; 36(3): 5297-5303.
15. Ishii, K., Sugeno, M. A model of human evaluation process using fuzzy measure; *International Journal of Man-Machine Studies* 1985; 22(1): 19-38.
16. Keeney, R.L., Raiffa, H. *Decisions with multiple objectives: preferences and value trade-offs*. Cambridge University Press; 1993.
17. Ko, Y.C., Fujita, H., Tzeng, G.H. An extended fuzzy measure on competitiveness correlation based on WCY 2011. *Knowledge-Based Systems* 2013; 37: 86-93.
18. Kumar, P.R., Ravi, V. Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques—A review. *European Journal of Operational Research* 2007; 180(1): 1-28.
19. Karels, G.V., Prakash, A.J. Multivariate normality and forecasting of business bankruptcy. *Journal of Business Finance & Accounting* 1987; 14(4): 573-593.
- Atanassov, K. *Index Matrices: Towards an augmented matrix calculus*, vol. 573, Springer; 2014.
20. Atanassov, K., Pasi, G., Yager, R. Intuitionistic fuzzy interpretations of multi-criteria multi-person and multi-measurement tool decision making. *International Journal of Systems Science* 2005; 36(14): 859-868.
۲۲. Błaszczyński, J., Greco, S., Matarazzo, B., Słowiński, R., Szela g, M. jMAF-Dominance-based rough set data analysis framework, || In: A. Skowron & Z. Suraj (eds.) *Rough Sets and Intelligent Systems-Professor Zdzisław Pawlak in Memoriam*. Springer; 2013. p. 185-209.
23. Brockett, P.L., Golden, L.L., Jang, J., Yang, C. A comparison of neural network, statistical methods, and variable choice for life insurers' financial distress prediction. *Journal of Risk and Insurance* 2006; 73(3): 397-419.
24. Aksu, M. Kosedag, A. . Transparency and disclosure scores scores and their determinants in Istanbul stock exchange. *Corporate Governance*, 2006, 4 (14), 277-296
25. Tzeng, G.H., Huang, J.J. *Fuzzy multiple objective decision making*. CRC Press; 2013.