فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار

شماره سی و هفتم / زمستان ۱۳۹۷

پیش‌بینی درماندگی مالی با استفاده از روش ترکیبی PCA-ANFIS و الگوریتم فراابتکاری بهینه‌سازی ازدحام کبوتر

سینا خردیار[۱]

محمد حسن قلیزاده[۲]

فروغ لطفی[۳]

تاریخ دریافت مقاله : ۹۶/۱۲/۲۷ تاریخ پذیرش مقاله : ۹۷/۰۳/۱۹

چکیده :

در پژوهش حاضر یک سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر (ANFIS) مبتنی بر تحلیل مولفه‌های اصلی (PCA) جهت پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها پیشنهاد شده‌است. این سیستم نه تنها توانایی سازگاری و یادگیری را دارد، بلکه خطا را نیز کاهش می‌دهد؛ زیرا از پارامترهای اضافی هنگامی که متغیرهای ورودی بیش از حد هستند، اجتناب می‌کند. برای تأیید اثربخشی این مدل، تعداد ۱۸۱ شرکت پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران (۹۰۵ شرکت-سال) با استفاده از نمونه‌ای سیستماتیک در دوره زمانی ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۴ انتخاب شدند که از این تعداد، ۵۸ شرکت-سال درمانده مالی و تعداد ۸۴۷ شرکت-سال سالم بودند. این شرکت‌ها به طور تصادفی به دو مجموعه تقسیم شدند: مجموعه آموزش جهت طراحی مدل و مجموعه وارسی جهت اعتبارسنجی مدل. نتایج حاصل از پژوهش نشان می‌دهد سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر (ANFIS) مبتنی بر تحلیل مولفه‌های اصلی (PCA) قابلیت پیش‌بینی وقوع درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران را دارد و زمانیکه مدل پیشنهادی با الگوریتم فراابتکاری ازدحام کبوتر ترکیب می‌گردد با کاهش مقدار خطا دقت مدل افزایش می‌یابد. بنابراین مشاهده می‌شود که استفاده از یک الگوریتم مکمل می‌تواند دقت پیش‌بینی مدل PCA-ANFIS را افزایش دهد.

کلمات کلیدی :

درماندگی مالی، نسبت‌های مالی، الگوریتم فراابتکاری، سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر (ANFIS)، تحلیل مولفه‌های اصلی

۱ استادیار، گروه حسابداری، دانشگاه آزاد اسلامی واحد رشت، رشت، ایران sinakheradyar@gmail.com

۲ دانشیار، گروه مدیریت، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه گیلان، رشت، ایران gholizadehmh@yahoo.com

۳دانشجوی دکتری تخصصی مهندسی مالی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد رشت، رشت، ایران ، (نویسنده مسئول)
lotfi.forough@gmail.com

۱-مقدمه :

در سطح کشور و از جمله در جمع شرکت‌های تولیدی پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، شرکت‌هایی دیده می‌شوند که بنا به تعاریفی که در این پژوهش از درماندگی مالی شده‌است، درمانده مالی هستند. این امر را می‌توان با مشاهده صورت‌های مالی آن‌ها و گزارش‌های حسابرسان و بازرسان قانونی متوجه شد. بعنوان مثال برخی از این شرکت‌ها در بازپرداخت بدهی‌های خود با مشکل مواجه هستند، بازدهی لازم برای پوشش هزینه‌ها را ندارند و نیز مشمول ماده ۱۴۱ قانون تجارت هستند. در واقع همه این مسائل حکایت از درگیر شدن این شرکت‌ها با درماندگی مالی است که این امر ممکن است در نهایت منجر به ورشکستگی و انحلال آنها شود. بدین ترتیب در این نوع شرکت‌ها، منابعی که می‌توانست در فرصت‌های سودده و ارزش آفرین سرمایه‌گذاری شود، به هدر رفته و با یک دید کلان، تاثیر منفی بر روی برخی شاخص‌های کلان اقتصادی خواهد گذاشت و این در حالی است که در کشور شدیداً نیازمند تولید و ایجاد اشتغال هستیم.

یکی از راه‌هایی که می‌توان با استفاده از آن به بهره‌گیری مناسب از فرصت‌های سرمایه‌گذاری و همچنین جلوگیری از به هدر رفتن منابع کمک کرد، پیش‌بینی درماندگی مالی[۱] یا ورشکستگی است. به این ترتیب که اولاً با ارائه هشدارهای لازم می‌توان شرکت‌ها را نسبت به وقوع درماندگی مالی هوشیار کرد تا آنها با توجه به این هشدارها دست به اقدام‌های لازم بزنند و دوم اینکه، سرمایه‌گذاران فرصت‌های مطلوب سرمایه‌گذاری را از فرصت‌های نامطلوب تشخیص دهند و منابعشان را در فرصت‌های مناسب سرمایه‌گذاری کنند (مهرانی و همکاران، ۱۳۸۳).

از آنجایی که نسبت‌های مالی اطلاعات مالی کمّی و مفیدی هم برای سرمایه‌گذاران و هم برای تحلیلگران فراهم می‌کنند به طوریکه می‌توانند عملکرد یک شرکت را تخمین زده و موقعیت آن را تحلیل نمایند (جی[۲] و همکاران،۲۰۱۶)، لذا در این پژوهش بر آن شدیم تا با استفاده از نسبت‌های مالی، درماندگی مالی شرکت‌ها را پیش‌بینی نماییم.

پژوهش پیش رو با ارائه دو الگوی مختلف پیش‌بینی، یک الگو سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر مبتنی بر تحلیل مولفه‌های اساسی و دیگری ترکیب این الگو با الگوریتم فراابتکاری[۳] از سیستم‌های خبره و هوش مصنوعی، به پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران می‌پردازد.

الگوریتم فراابتکاری معرفی شده در این پژوهش" بهینه‌سازی ازدحام کبوتر[۴] " می‌باشد که به عنوان ابزار تحلیلی جدید، الگویی است مشتمل بر نسبت‌های مالی (نسبت‌های صورت جریان وجوه نقد و

نسبت‌های مالی صورت حساب سود و زیان و ترازنامه) که برای تعیین وزن هر نسبت مالی و تنظیم مقادیر بهینه برای پارامترهای سیستم هوشمند عصبی فازی مورد استفاده قرار می‌گیرد. در ادامه نتایج حاصل از این الگوریتم با روش تحلیل مولفه‌های اصلی مورد مقایسه قرار می‌گیرد تا بهترین روش برای پیش‌بینی عملکرد مالی شرکت‌ها معرفی گردد. پژوهش حاضر این بینش را به مدیران می‌دهد که از ورشکستگی شرکت خود جلوگیری نمایند.

۲-مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش :

درماندگی مالی :

پلات و پلات [۵](۲۰۰۲) درماندگی مالی را به عنوان مرحله‌ای از وضعیت مالی که پیش از ورشکستگی یا انحلال شرکت رخ می‌دهد، تعریف می‌کنند. آلتمن[۶](۱۹۶۸) شرایط شرکت‌ها را در سه گروه تقسیم می‌کند: گروه اول شرکتی با وضعیت سالم، گروه دوم شرکتی که در منطقه خاکستری بین وضعیت سالم و ورشکسته قرار می‌گیرد و گروه سوم شرکتی است که در وضعیت ورشکستگی قرار دارد (یادیاتی[۷]، ۲۰۱۷). در حالیکه فاستر[۸](۱۹۸۶) شرکت‌ها را به چهار دسته تقسیم می‌کند: شرکت‌های فاقد بحران مالی و غیر ورشکسته، شرکت‌های دارای بحران مالی و غیر ورشکسته، شرکت‌های فاقد بحران مالی ولی ورشکسته و در نهایت شرکت‌های دارای بحران مالی و ورشکسته. به اعتقاد فاستر شرکت‌های دارای بحران مالی ولی غیر ورشکسته نمی توانند مشکلات نقدینگی خود را بدون تجدید ساختار عمده یا ترکیب با شرکت دیگری حل کنند. وی، بحران مالی را به عنوان مشکلات نقدینگی تعریف می‌کند که نمی توان آن را بدون تجدید در ساختار یا عملیات قابل ملاحظه، حل و فصل کرد (نمازی و همکاران، ۱۳۹۵).

درماندگی مالی و نهایتا ورشکستگی واحدهای اقتصادی، می‌تواند زیان‌های هنگفتی را در دو سطح خرد و کلان وارد نماید. در سطح کلان درماندگی مالی شرکت‌ها سبب کاهش تولید ناخالص داخلی، افزایش بیکاری، اتلاف منابع کشور و نظایر آن می‌گردد و در سطح خرد نیز خسارات قابل توجهی به ذی‌نفعان و بنگاه‌های اقتصادی نظیر سهامداران، سرمایه‌گذاران بالقوه، اعتباردهندگان، مدیران، کارکنان، عرضه‌کنندگان مواد اولیه و مشتریان می‌رساند (اسماعیل زاده مقری و همکاران، ۱۳۹۴).

لذا پیش‌بینی درماندگی مالی می‌تواند به عنوان هشدار اولیه در مورد ورشکستگی شرکت‌ها مورد استفاده قرار گیرد تا مدیریت بتواند به سرعت برای پیشگیری از مشکلات قبل از ورشکستگی اقدام نماید. در این صورت مدیریت با آگاهی از موقعیت مالی شرکت می‌تواند اقدامات استراتژیک مورد نیاز را تعیین کرده و در جهت تحقق آن‌ها اقدام نماید (یادیاتی، ۲۰۱۷).

سیستم استنتاج فازی-عصبی :

سامانه استنتاج تطبیقی فازی-عصبی یک سامانه هیبریدی است که مرکب از توانایی تصمیم‌گیری منطق فازی با قابلیت حسابگری شبکه عصبی است و سطح پیچیده و بالایی را برای مدل کردن و تخمین پیشنهاد می‌کند. این سامانه از مزایای هر دو مدل برخوردار است به این معنی که از خصوصیت آموزش پذیری شبکه‌های عصبی و قدرت تصمیم‌گیری بالای سامانه‌های فازی در شرایط عدم اطمینان و قطعیت بهره می‌گیرد. مدل مزبور از دو الگوریتم پس انشار خطا و روش ترکیبی (ترکیبی از روش گرادیان نزولی و روش حداقل مربعات خطا) برای آموزش شبکه استفاده می‌کند که می‌تواند پیچیدگی الگوریتم را کاهش داده و همزمان یادگیری شبکه را بهبود بخشد (نصر الله سرو آغاجی و همکاران، ۱۳۹۵). همچنین سامانه استنتاج فازی مورد استفاده در آن، مدل سوگینو می‌باشد که برای استخراج قوانین فازی و خروجی سامانه از آن استفاده می‌شود (سینگ[۹] و همکاران، ۲۰۱۲)

برای توضیح بیشتر مدل **ANFIS** یک سیستم استنتاج فازی دارای دو ورودی **x** و یک خروجی **F** فرض شده‌است (شکل ۱). برای مرتبه اول مدل فازی سوگنو، یک قانون شامل مجموعه‌ای دو فازی **If-Then** به شرح رابطه (۱) آورده شده‌است (زاده[۱۰]، ۱۹۶۵):

$$\begin{aligned} &\boldsymbol{Rule\ 1: f\ x\ is\ A_1 and\ y\ is\ B_1 then\ f_1 = p_1x + q_1y + r_1} \\ &\boldsymbol{Rule\ 2: if\ x\ is\ A_2 and\ y\ is\ B_2 then\ f_2 = p_2x + q_2y + r_2} \end{aligned} \qquad \text{رابطه ۱}$$

گره در موقعیت **i** ام از لایه **k** ام به عنوان $\mathbf{O_{k,i}}$ نشان داده شده و توابع گره در همان لایه از همان خانواده تابع به شرح زیر است: لایه ۱ لایه ورودی است و هر گره **i** در این لایه یک گره مربعی با یک تابع عضویت است (رابطه ۲).

$$\begin{aligned} &\mathbf{O_{1,i} = \mu A_i(x)} \quad \boldsymbol{for\ i = 1,2} \\ &\mathbf{O_{1,i} = \mu B_{i-2}(y)} \quad \boldsymbol{for\ i = 3,4} \end{aligned} \qquad \text{رابطه ۲}$$

$\mathbf{O_{1,i}}$ تابع عضویت $\boldsymbol{A_i}$ است. تابع عضویت گوسین ورودی (رابطه ۳) حداکثر برابر با ۱ و حداقل برابر با صفر است. شواهد تجربی و آنالیز داده‌های موجود نشان می‌دهند که این توزیع در پیش‌بینی درماندگی مالی نسبتا پایدار و معقول عمل می‌کند.

$$\mathbf{\mu A_i(x) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}} \qquad \text{رابطه ۳}$$

در رابطه فوق **C** میانگین و $\boldsymbol{\sigma}$ واریانس تابع عضویت است. هر گره در لایه ۲، گره‌ای دایره‌ای است که دارای برچسب □ (عملگر نورم) است. ضرب سیگنال‌های ورودی توسط رابطه ۴ بیان می‌شود:

$$O_{2,i} = w_i = \mu A_i(x) \times \mu B_i(y) \qquad for\ i = 1, 2$$ رابطه ۴

هر گره در لایه ۳، با برچسب دایره‌ای نشان داده شده‌است. وزن‌ها در این مسیر به صورت نرمال به رابطه (۵) در آمده است:

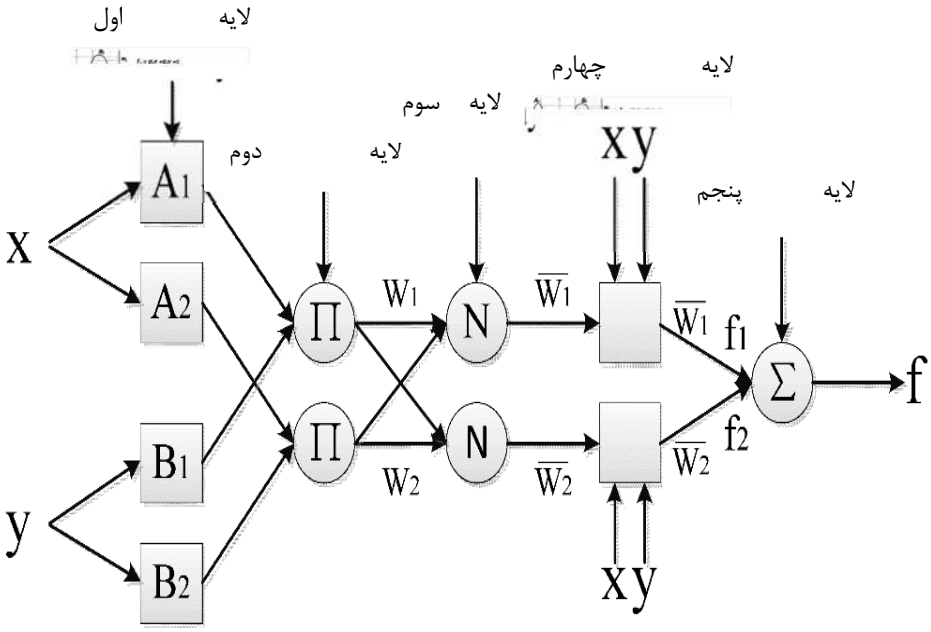
$$O_{3,i} = \overline{W}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \qquad for\ i = 1, 2$$ رابطه ۵

هر گره **i** در لایه ۴، وارد تابع عضویت مربوط به همان گره می‌شود (رابطه ۶).

$$O_{4,i} = \overline{w_i} f_i = \overline{w_i}(p_i x + q_i y + r_i) \qquad for\ i = 1,$$ رابطه ۶

که در آن p_1، q_1 و r_1 متغیر می‌باشند. در این لایه یک گره دایره با برچسب المان سیگما وجود دارد که خروجی نهایی برابر مجموع ورودی هاست (رابطه ۷):

$$O_{5,i} = \sum_{i=1}^{2} \overline{w_i} f_i = \frac{\sum_{i=1} w_i f}{\sum_{i=1} w_i}$$ رابطه ۷



شکل ۱- یک سیستم استنتاج فازی با دو ورودی و مدل ANFIS معادل آن

تجزیه به مؤلفه‌های اصلی :

تجزیه به مؤلفه‌های اصلی از روش‌های آماری چند متغیره است. در مواردی که با حجم زیادی از اطلاعات روبرو هستیم از این روش می‌توان به منظور کاهش پیچیدگی تحلیل متغیرها و همچنین تفسیر بهتر اطلاعات استفاده نمود (کامدویرن ۱۱و همکاران، ۲۰۰۵). با اعمال این روش، متغیرهای اولیه به مؤلفه‌های جدید و مستقل از یکدیگر (با ضریب همبستگی صفر برای هر دو مؤلفه) تبدیل می‌شوند. مؤلفه‌های جدید ایجاد شده ترکیبی خطی از متغیرهای اولیه هستند. با استفاده از این تکنیک، ترکیباتی از **P** متغیر اولیه، X_2, X_1 و ... X_P برای ایجاد **P** مولفه مستقل (معادل با تعداد متغیرهای اولیه مورد استفاده) یعنی Z_2, Z_1 , ... و Z_P ایجاد می‌شود. عدم همبستگی بین این مؤلفه‌ها جنبه‌های متفاوتی از متغیرهای اولیه را نمایان می‌سازند (منلی[۱۲]، ۲۰۰۴). هر مؤلفه اصلی می‌تواند با یک دنباله به صورت رابطه زیر مشخص شود:

$$Z_i = a_{i1}X_1 + a_{i2}X_2 + \cdots + a_{ip}X_p$$ رابطه ۸

که در آن Z_i برابر **i** امین مولفه اصلی، a_{ij} برابر ضرایب مربوط به متغیرهای اولیه، **P** برابر تعداد متغیرهای اولیه، X_i برابر متغیرهای اولیه می‌باشد که ضرایب مربوط به متغیرهای اولیه از حل رابطه ۹ زیر به دست می‌آید:

$$R - \lambda I = 0$$ رابطه ۹

که در آن **I** برابر ماتریس واحد، **R** برابر ماتریس همبستگی بین متغیرهای اولیه و λ برابر مقادیر ویژه می‌باشد. بر اساس این مقادیر ویژه، بردارهای ویژه به دست می‌آیند (نوری و همکاران، ۱۳۸۸).

الگوریتم فراابتکاری بهینه‌سازی ازدحام کبوتر

الگوریتم فراابتکاری بهینه‌سازی ازدحام کبوتر، توسط مو[۱۳]و همکاران در سال ۲۰۰۹ معرفی گردید. این الگوریتم که به اختصار **DSO** نامیده می‌شود[۱۴] (بو و ون[۱۵]، ۲۰۱۴)، از روش تغذیه‌ای کبوتر الهام گرفته است. در این روش هر الگوی داده (**x**)، در مجموعه‌ای از داده‌ها به عنوان تکه خرده نان مصنوعی تلقی می‌شود. این خرده‌های مصنوعی (یعنی الگوهای داده) به ترتیب به سمت جمعیت کبوترها روی زمین مصنوعی دو بعدی پرت خواهد شد. این پرتاب گروه کبوترها را تشویق می‌کند تا حرکات فیزیکی خود را به سمت این خرده‌های نان تنظیم کنند. سپس هر عضو این جمعیت می‌تواند از شیوه یافتن سایر اعضای جمعیت کبوتران، در طول روند جستجو استفاده کند (از رفتار آن‌ها تقلید کند). زیرا هر عضو معمولا تحت تاثیر موفقیت عضو بهتر در مجموعه کبوتران قرار می‌گیرد و بنابراین میل به تقلید رفتار

بهترین عضو را دارد. کم کم جمعیت کبوتران به چندین گروه بر اساس توزیع خرده‌های مصنوعی تقسیم خواهند شد. به همین صورت، نسبت‌های مالی (متغیرهای مالی) خوشه‌های پیرامون مجموعه داده‌ها را با نمایش دادن شباهت‌ها در داخل خوشه‌ای که به آن متعلق‌اند و نمایش تفاوت‌ها با سایر متغیرها در همسایگی خوشه‌ها شکل خواهند داد (مو و همکاران،۲۰۰۹).

گام‌های الگوریتم:

ده گام توسعه الگوریتم فوق به شرح زیر است (جی و همکاران،۲۰۱۶):

گام ۱: تعداد کبوتران را تعیین کنید و سپس آن‌ها را روی زمین دو بعدی مصنوعی قرار دهید. فرض کنید تعداد کبوترها از پیش تعیین شده و **M×N** است. این کبوترها می‌توانند به طور تصادفی در زمین مصنوعی توزیع شوند. هرچند پیشنهاد می‌شود آن‌ها را به طور یکنواخت در یک ناحیه مستطیل شکل قرار دهید:

$$\boldsymbol{p_1 = (0,0)^T, \dots, p_{M\times N} = (M-1, N-1)^T}$$ رابطه ۱۰

گام ۲ : تعداد دوره را **e=0** قرار دهید و درجه سیری(اشباع) را بر طبق عبارت روبرو تعیین نمایید:

$\boldsymbol{f_j^e = 0 \quad for\ j = 1, \dots, M \times N.}$

بردار اندام حس چند بعدی یعنی $\boldsymbol{W_j}$ را برای $\boldsymbol{for\ j = 1, \dots, M \times N}$ مقدار دهی کنید.

گام ۳ : مقدار نهایی درجه سیری در جمعیت را محاسبه نمایید:

$$\boldsymbol{T(e) = \sum_{j=1}^{M\times N} f_j^e}$$ رابطه ۱۱

گام ۴: تکه خرده نان مصنوعی (برای یک الگوی ورودی) معرفی کنید.($\boldsymbol{x_k}$ برای $\boldsymbol{M \times N}$ کبوتر)

گام ۵: کبوتر $\boldsymbol{b_f}$ را به نزدیکترین خرده نان $\boldsymbol{x_k}$ با استفاده از معیار حداقل فاصله زیر قرار دهید :

$$\boldsymbol{b_f = argmin\|x_k - w_j(k)\|,\ \ for\ j = 1, \dots, M \times N}$$ رابطه ۱۲

کبوتر دارای بردار اندام حس مصنوعی که به خرده نان مصنوعی $\boldsymbol{x_k}$ شبیه تر است به عنوان برنده تلقی می‌شود.

گام ۶:

$$f_j^e(new) = \frac{\|x_k - w_{b_f}(k)\|}{\|x_k - w_j(k)\|} + \lambda f_j^e(old), \quad for\ j = 1, \dots, M \times N$$ رابطه(۱۳)

اولین عبارت سمت راست معادله نشان می‌دهد که اگر یک کبوتری بردار اندام حس مشابه بردار اندام حس کبوتر $b_f's$ دارد ($\|w(k) - x_k\| \approx \left\|w_{b_f}(k) - x_k\right\|$ سپس او می‌تواند بیشترین حس سیری به خرده‌های فعلی نسبت به سایر کبوترها را بدست آورد. از انجایی که او احتمالا شانس تقسیم خرده‌های فعلی را خواهد داشت.

دومین عبارت سمت راست معادله نشان می‌دهد که درجه سیری کم می‌شود وقتی که زمان زیاد می‌شود. که این موضوع به وسیله معرفی یک ضریب کمینه یعنی □ انجام می‌شود:

$$0 \geq \lambda < 1$$

گام ۷: با استفاده از حداکثر معیار زیر، کبوتر b_s را با بالاترین میزان سیری انتخاب کن:

$$b_s = \arg\operatorname{Max}_{1 \leq j \leq M \times N} f_j^e$$ رابطه ۱۴

کبوتر b_s انتخاب شده با استفاده از معادله فوق، کبوتری است که بهترین عملکرد تغذیه‌ای را داشته است و شایسته است که مورد تقلید کبوتران دیگر باشد.

گام ۸: بردار اندام حسی و بردار مکان را بر طبق معادله‌های زیر بروزرسانی شود:

$$w_j(k+1) = \begin{cases} w_{b_f}(k) + \eta_w\left(x_k - w_{b_f}(k)\right) & for\ j = b_f \\ w_j(k) & for\ j \neq b_f \end{cases}$$ رابطه ۱۵

$$p_j(k+1) = p_j(k) + \eta_p \beta\left(p_{b_s}(k) - p_j(k)\right) \quad for\ j = 1, \dots, M \times N$$ رابطه ۱۶

رابطه ۱۷

$$\boldsymbol{\beta} = \left(\frac{f_{b_s}^{e} - f_{j}^{e}}{f_{b_s}^{e}}\right) \frac{\left\| x_{\mathrm{k}} - w_{b_f}(k) \right\|}{\left\| x_{\mathrm{k}} - w_{j}(k) \right\|} \left(1 - \frac{\left\| \mathrm{p_j(k)} - \mathrm{p_{b_s}(k)} \right\|}{L}\right)$$

رابطه ۱۸

$$L = \sqrt{M^2 + N^2}$$

پارامترهای η_{w} و η_{p} به ترتیب، نرخ‌های یادگیری برای بروزرسانی بردار اندام حسی و بردار مکان هستند.

گام ۹: به مرحله چهارم برو تا زمانیکه همه الگوهای داده پردازش شود.

گام ۱۰ : در صورتیکه معیار زیر برقرار بود، همه روند آموزش خاتمه یابد :

رابطه ۱۹

$$\left| \sum_{j=1}^{N \times M} f_j^e(new) - T(e) \right| \leq \varepsilon$$

در غیر این صورت، تعداد دوره‌ها را زیاد کن (**e=e+1**) و به مرحله ۳ برو تا زمانیکه تعداد دوره‌ها به یک محدودیت از پیش تعیین شده می‌رسد. اگر معیار داده شده در رابطه ۱۹ مورد رضایت است، بدین معناست که مقدار نهایی سیری به مقداری تقریبی همگراست.

پایان الگوریتم.

نشانه‌های به کار رفته در الگوریتم **DSO** برای درک بیشتر در ادامه فهرست شده‌است:

x: نشان دهنده یک الگوی داده در مجموعه داده‌ها

w: نشان دهنده بردار حس اندام چند بعدی اختصاص یافته به یک کبوتر

p: نشان دهنده بردار مکان ۲ بعدی مرتبط با کبوتر

e: نشان دهنده تعداد **k** دوره (**k** نشان دهنده شاخص زمان)

$f_{\mathrm{j}}^{\mathrm{e}}$: نشان دهنده درجه سیری از کبوتر **j** ام در دوره **e**ام

$\mathbf{b_f}$: نشان دهنده کبوتر نزدیکتر به غذا

$\mathbf{b_s}$**:** نشان دهنده کبوتر با بیشترین درجه سیری

$M \times N$ **:** نشان دهنده تعداد کبوترها

از جمله مهمترین پژوهش‌های خارجی و داخلی مرتبط با الگوهای پژوهش حاضر به شرح زیر است:

کومار و راوی[۱۶](۲۰۰۶)، در تحقیقی یک مدل مونتاژی شامل هفت مدل طبقه بندی برای پیش‌بینی ورشکستگی استفاده کردند. نتایج نشان می‌دهد که مدل‌های انفیس، مدل **semi- online BF2** و **MLP** از میان هفت مدل به کار رفته مهمترین مدل‌های طبقه بندی شناخته شده‌اند.

سان و شنوی[۱۷](۲۰۰۷)، در پژوهشی از شبکه‌های بیزی برای پیش‌بینی درماندگی مالی استفاده کردند. نتایج پژوهش آنها نشان داد که میانگین دقت پیش‌بینی برای نمونه‌های ورشکسته با استفاده از مدل بیزی ساده ۸۱,۱۲ درصد و برای نمونه‌های غیر ورشکسته ۸۱,۸۵ درصد می‌باشد.

باچوم و همکاران (۲۰۱۱)، در پژوهش خود از ترکیب الگوریتم ژنتیک و سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر ورشکستگی شرکت‌های تایلندی را پیش‌بینی نمودند. آن‌ها از ۲۱ نسبت مالی به عنوان سیگنال‌های اصلی ورشکستگی شرکت‌ها در این مدل ترکیبی استفاده نمودند. نتایج مطالعه نشان می‌دهد که ۵ نسبت مالی با توجه به مدل **GA-ANFIS** جهت پیش‌بینی ورشکستگی مناسب است و این مدل با دقت ۹۰,۶۳ درصد میزان دقت و ۳,۱۳ درصد خطا کارایی مثبت دارد.

مختار[۱۸]و همکاران (۲۰۱۸)، در پژوهش خود توانایی سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر را با مدل تحلیل ممیز چندگانه[۱۹] در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های کشور مالزی مورد مقایسه قرار دادند. نمونه مورد بررسی آن‌ها شامل ۴۲ شرکت درمانده مالی و ۴۲ شرکت سالم در فاصله زمانی ۲۰۰۵ تا ۲۰۱۵ می‌باشد. پنج نسبت مالی موجود در مدل آلتمن به عنوان متغیرهای ورودی مورد استفاده قرار گرفتند. نتایج حاصل از این مطالعه نشان می‌دهد که مدل **ANFIS** می‌تواند با دقت ۹۵,۹۸٪ و ۸۴,۶۲٪ به ترتیب نمونه‌های آموزش و آزمایشی مربوطه را پیش‌بینی کند. از سوی دیگر، مدل **MDA** توانست با دقت ۸۳,۹۱٪ و ۷۶,۹۲٪ به ترتیب نمونه‌های آموزش و آزمایشی را پیش‌بینی کند.

احمدی کاشانی (۱۳۸۴)، در تحقیق خود به بررسی الگوی پیش‌بینی کننده آلتمن و تعدیل ضرایب آن پرداخت. وی الگوی تعدیل شده آلتمن را برای صنعت تجهیزات و لوازم خانگی مورد استفاده قرار داد و نتیجه گرفت که الگوی ارائه شده با صحت دقتی معادل ۹۰/۷ درصد، به تفکیک شرکت‌های ورشکسته و غیر ورشکسته می‌پردازد.

ظهری و همکاران (۱۳۹۱)، در پژوهش خود به منظور پیش‌بینی درصد ورشکستگی شرکت‌های داروسازی بورسی از مدل‌های شبکه عصبی فازی استفاده نمودند. نتایج بدست آمده آن‌ها یک مدل پیش‌بینی بهینه با کمترین مقدار خطا را نشان داده است.

وکیلی فرد و همکاران (۱۳۹۳)، در پژوهش خود مدلی جهت پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر (**ANFIS**) ارائه نمودند. بدین منظور یک بازه زمانی ده ساله طی سال‌های ۱۳۸۰ تا ۱۳۸۹ از شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران را انتخاب و با توجه به ماده ۱۴۱ قانون تجارت، ۴۰ شرکت ورشکسته و ۴۰ شرکت غیر ورشکسته را به عنوان نمونه برگزیدند. نتایج پژوهش نشان داد مدل طراحی شده ورشکستگی را با دقت ۸۳,۷۵ درصد یک سال پیش از وقوع آن پیش‌بینی می‌نماید.

۳-فرضیه‌های پژوهش :

فرضیه‌های پژوهش به شرح زیر می‌باشند:

فرضیه اول:

سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر (**ANFIS**) مبتنی بر تحلیل مولفه‌های اصلی (**PCA**) ابزار مناسبی جهت پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران است.

فرضیه دوم:

دقت سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر (**ANFIS**) مبتنی بر تحلیل مولفه‌های اصلی (**PCA**) در ترکیب با الگوریتم فراابتکاری بهینه‌سازی ازدحام کبوتر افزایش می‌یابد.

۴-روش پژوهش :

پژوهش حاضر از نظر روش و بر حسب گردآوری داده‌ها توصیفی، از حیث هدف کاربردی و از لحاظ آماری مدل‌سازی است. جامعه آماری این پژوهش را کلیه‌ی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران (به استثنای شرکت‌هایی که در بخش مالی فعالیت دارند) در قلمرو زمانی ۵ ساله، طی سال‌های ۹۰ تا ۹۴ تشکیل می‌دهند. در پژوهش حاضر، به منظور نمونه‌گیری از روش نمونه‌گیری حذفی سیستماتیک استفاده شده‌است که نمونه پژوهش محدود به شروط زیر می‌باشد:

تولیدی باشند و جزء شرکت‌های سرمایه‌گذاری و واسطه گری مالی، بانک، بیمه و .. نباشد. علت مستثنی کردن شرکت‌های بخش مالی تفاوت نوع فعالیت آنها و لذا تفاوت نسبت‌های مالی آنها است.

به منظور قابل مقایسه بودن اطلاعات، پایان دوره مالی آنها منتهی به ۲۹ اسفند باشد.

اطلاعات مالی حسابرسی شده این شرکت‌ها، در بازه زمانی مورد بررسی موجود باشد و تغییر سال مالی نداشته و در طی دوره مورد بررسی از بورس حذف نشده باشد.

در طول دوره مورد بررسی شرکت‌های تازه وارد بورس نشده باشند.

اطلاعات سال قبل از سال مالی برای آن‌ها در دسترس باشد.

جهت معنی دار بودن متغیرهای پژوهش، فروش یا موجودی کالا و هزینه‌های مالی آن‌ها در مخرج کسر صفر نباشد.

بنابراین نمونه مورد بررسی متشکل از ۱۸۱ شرکت تولیدی (۹۰۵ شرکت-سال) است که به دو گروه تقسیم می‌شوند: گروه اول شرکت‌هایی هستند که دچار درماندگی مالی شده‌اند که شامل ۵۸ شرکت-سال می‌باشد و گروه دوم شرکت‌های سالم (غیردرمانده مالی) که شامل ۸۴۷ شرکت-سال می‌باشد. در این پژوهش معیار درماندگی مالی با توجه به ماده ۱۴۱ قانون تجارت که بیان می‌دارد" اگر بر اثر زیان‌های وارد شده حداقل نصف سرمایه شرکت از میان برود، هیئت مدیره مکلف است بلافاصله مجمع عمومی فوق العاده صاحبان سهام را دعوت کند تا موضوع انحلال یا بقای شرکت مورد شور و رای واقع شود" تعیین شد (منصور، ۱۳۹۲). یعنی هنگامی که نسبت سود (زیان) انباشته به سرمایه از ۰/۵- کمتر شود، شرکت در آن سال درمانده مالی تلقی خواهد شد.

در ادامه مراحل انجام پژوهش به تفکیک شرح داده می‌شود:

گام اول: شناسایی متغیرهای اولیه :

در این تحقیق بر اساس بررسی انجام شده از پیشینه تحقیق، تعداد۲۰ نسبت مالی به شرح جدول ۱ به عنوان متغیرهای اولیه در پیش‌بینی درماندگی شناسایی گردیده است که با مراجعه به صورت‌های مالی شرکت‌ها (صورت جریان وجوه نقد، صورت حساب سود و زیان و ترازنامه) محاسبات لازم صورت گرفته است.

گام دوم: تعیین ورودی‌های الگو :

سپس مولفه‌های اصلی به کمک روش **PCA** جهت بکارگیری در طراحی مدل پیش‌بینی درماندگی انتخاب و به عنوان ورودی سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر درنظر گرفته می‌شود.

گام سوم: پیاده سازی مدل :

این سیستم از نوع سوگنو می‌باشد و متغیرها با استفاده از تابع گوسین به متغیرهای فازی تبدیل می‌شوند. سپس از روش هیبریدی به عنوان روش بهینه برای آموزش استفاده می‌گردد. در این مرحله تعداد داده‌های آموزش و وارسی در شبکه مربوطه مشخص می‌شود که در این پژوهش انتخاب داده‌ها به صورت ۷۰٪ نمونه‌ی آموزشی در برابر ۳۰٪ نمونه وارسی بصورت تصادفی می‌باشد. پس از تعیین چگونگی

تقسیم بندی داده‌ها، با استفاده از روش **Grid Partitioning** در شبکه فرآیند آموزش و وارسی صورت می‌گیرد.

گام چهارم: بهینه‌سازی توابع عضویت

در گام بعد با ترکیب الگوریتم فراابتکاری بهینه‌سازی ازدحام کبوتر، پارامترهای موثر در درماندگی مالی شرکت‌ها به عنوان مقادیر بهینه برای پارامترهای سیستم هوشمند عصبی فازی تنظیم شده و سپس درماندگی مالی شرکت‌ها مجددا پیش‌بینی و عملکرد آن با مدل **PCA-ANFIS** سنجیده می‌شود.

کلیه محاسبات مربوط به جمع‌آوری داده‌ها از طریق نرم افزار **Excel** و سایر عملیات مربوط به طراحی و پیاده سازی مدل از طریق نرم افزار **Matlab** نسخه ۲۰۱۷ صورت گرفته است.

متغیرهای پژوهش و نحوه محاسبه آن‌ها

متغیر وابسته

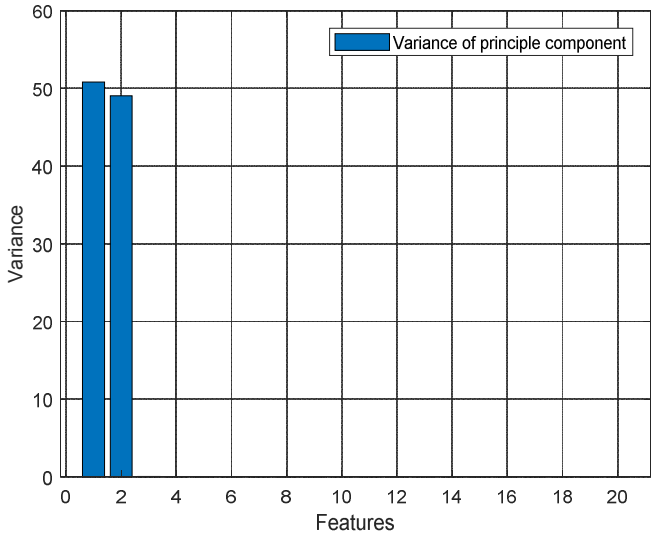
متغیر وابسته در تمامی الگوهای طراحی شده در این پژوهش، یک متغیر مجازی است که بیانگر تعلق یک شرکت به گروه شرکت‌های سالم و یا درمانده مطابق ماده ۱۴۱ قانون تجارت است. بدین منظور به شرکتی که سالم باشد عدد یک و در غیر این صورت عدد صفر تعلق می‌گیرد.

متغیرهای مستقل

اکثر تحقیقات در زمینه درماندگی مالی و ورشکستگی از یک مجموعه اولیه از متغیرها شروع شده‌اند. لذا با توجه به مطالعات نظری و تجربی و بررسی نسبت‌های مالی مهم مورد استفاده در پژوهش‌های قبلی در زمینه درماندگی مالی و ورشکستگی، تعداد ۲۰ نسبت مالی انتخاب شده که در جدول ۱ نشان داده شده‌است:

۵-نتایج پژوهش

در این بخش جهت پیش‌بینی درماندگی مالی از مدل استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر مبتنی بر تحلیل مولفه‌های اصلی استفاده می‌شود. بدین ترتیب ابتدا مؤلفه‌های اصلی از داده‌ها که شامل ۲۰ نسبت مالی می‌باشد، توسط تجزیه به مؤلفه‌های اصلی انتخاب و سپس با ورود داده‌های مؤلفه‌های اصلی در سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر ، درماندگی مالی پیش‌بینی می‌شود. بر این اساس دو مؤلفه اصلی اول، شامل نسبت بدهی و نسب بدهی‌های بلند مدت به ترتیب در حدود ۵۰,۸۳۴ درصد و ۴۹,۰۵۴۵ درصد کل پراکندگی و اطلاعات درماندگی مالی شرکت‌ها را بیان می‌کنند. بنابراین، دو مؤلفه اصلی انتخاب و به عنوان ورودی در سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر استفاده می‌شوند.



شکل ۲- پراکندگی داده‌ها با آنالیز مولفه اساسی (PCA)

جدول ۱- متغیرهای مستقل پژوهش

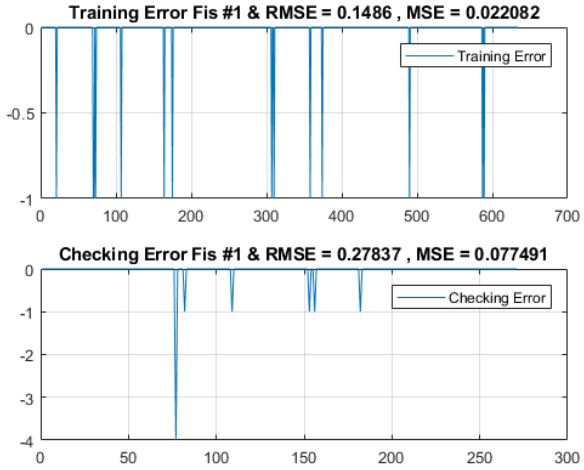
متغیرها	شرح
X_1	نسبت بدهی= کل بدهی‌ها به کل دارایی‌ها
X_2	نسبت بدهی‌های بلندمدت= بدهی‌های بلندمدت یا غیرجاری به کل دارایی‌ها
X_3	نسبت جاری= دارایی‌های جاری به بدهی‌های جاری
X_4	نسبت آنی= دارایی‌های جاری منهای موجودی کالا و مواد اولیه تقسیم بر بدهی‌های جاری
X_5	کل حقوق صاحبان سهام به کل بدهی‌ها
X_6	سرمایه درگردش به کل دارایی‌ها
X_7	نسبت موجودی نقد و شبه نقد (سپرده‌های بانکی، اوراق مشارکت و نظایر آن) تقسیم بر بدهی‌های جاری
X_8	نسبت گردش نقدی= وجوه نقد حاصل از عملیات تقسیم بر بدهی جاری
X_9	درآمد خالص (سود خالص پس از کسر مالیات) تقسیم بر هزینه‌های مالی
X_{10}	سود قبل از هزینه مالی ومالیات به کل دارایی‌ها
X_{11}	سود قبل از هزینه مالی و مالیات به خالص فروش
X_{12}	هزینه‌های مالی به کل فروش
X_{13}	نسبت افزایش در سود خالص عملیاتی (سود خالص قبل از کسر مالیات و هزینه‌های مالی)
X_{14}	نرخ رشد کل دارایی‌ها
X_{15}	نرخ رشد فروش
X_{16}	نسبت افزایش در هزینه‌های مالی
X_{17}	نسبت سود خالص قبل از کسر مالیات به کل دارایی‌ها (بازده کل دارایی)
X_{18}	نسبت گردش موجودی کالا= بهای تمام شده کالای فروش رفته تقسیم بر متوسط موجودی کالا
X_{19}	نسبت گردش حساب‌های دریافتنی (مطالبات) = فروش خالص تقسیم بر متوسط حساب‌های دریافتنی
X_{20}	نسبت گردش کل دارایی‌ها= فروش خالص تقسیم بر کل دارایی‌ها

خروجی الگوها در شکل‌های ۳ و ۷ شامل شاخص‌های محاسبه دقت یا خطا بر مبنای میانگین مربعات خطا[۲۰]و ریشه میانگین مربعات خطا[۲۱]می باشد که با استفاده از رابطه‌های ۲۰ و ۲۱ محاسبه می‌گردد (چن[۲۲]و همکاران ۲۰۱۳):

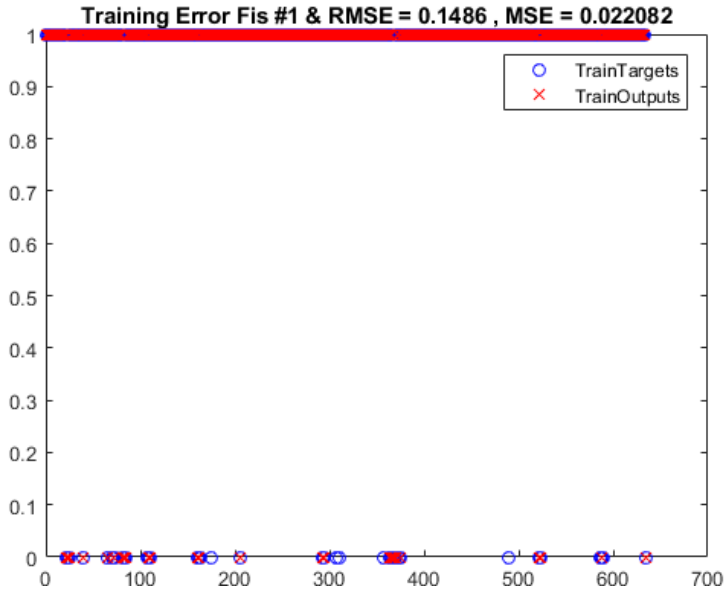
$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(actual - prediction)^2$$ رابطه ۲۰

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(actual - prediction)^2}$$ رابطه ۲۱

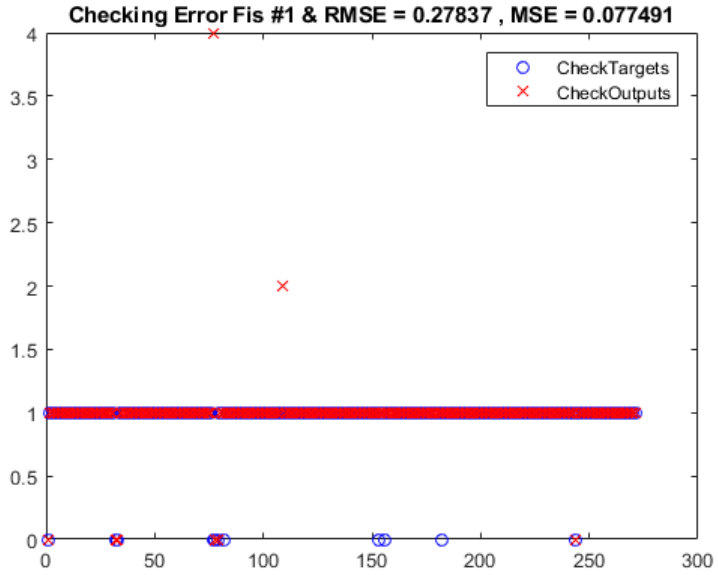
که در روابط فوق $actual$ برابر مقدار واقعی، $prediction$ برابر مقدار پیش‌بینی شده و **N** برابر تعداد کل داده‌ها می‌باشد. همچنین مقادیر هدف و خروجی الگوریتم برای داده‌های آموزش و وارسی، جهت مقایسه ارائه شده‌است. همانگونه که شکل‌های ۴ و ۵ نشان می‌دهد[۲۳]، مدل **PCA-ANIFS** بطور مناسب مقادیر درماندگی مالی را نزدیک به مقدار واقعی پیش‌بینی می‌کند.



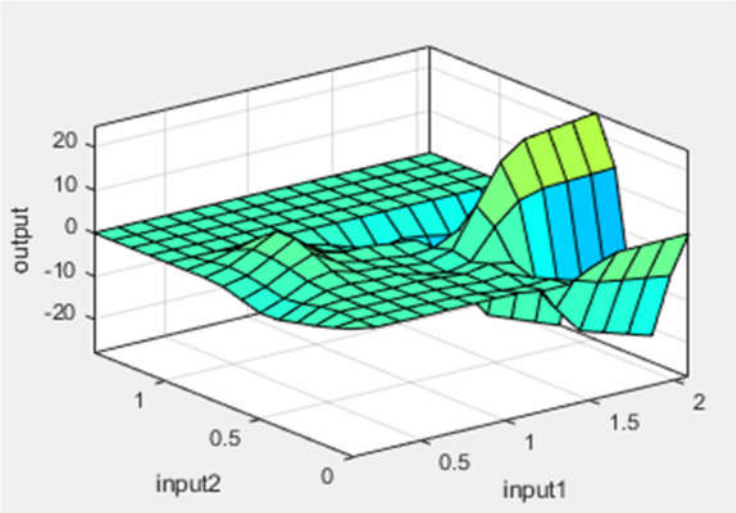
شکل ۳- خطای مربوط به پیش‌بینی داده‌های آموزش و وارسی مدلPCA-ANFIS



شکل ۴- ساختار داده‌های آموزش روش PCA-ANIFS

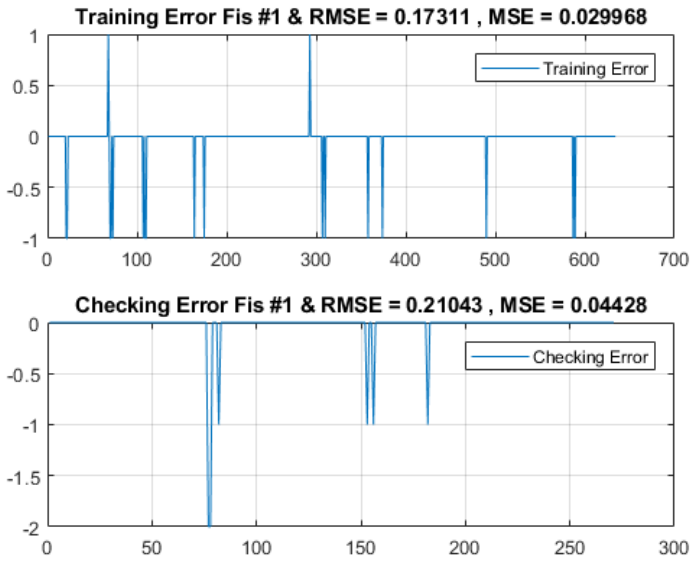


شکل ۵- ساختار داده‌های وارسی روش PCA-ANIFS

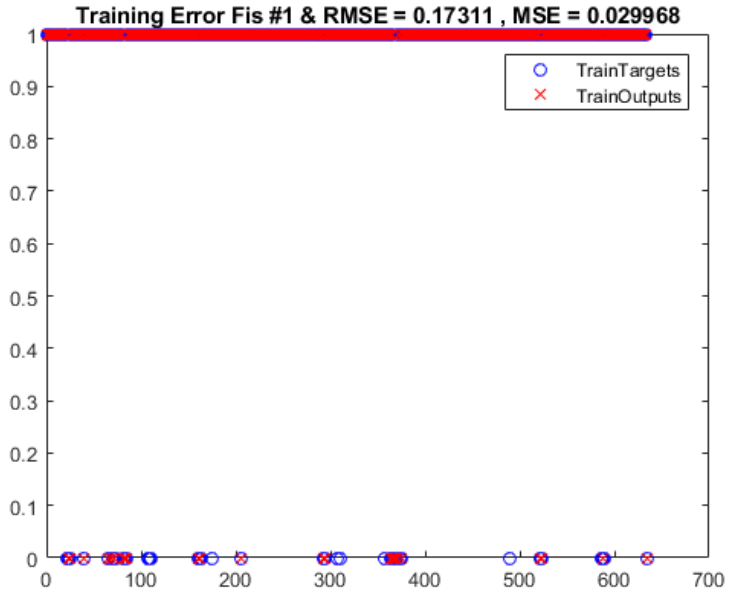


شکل ۶- مشاهده دو ورودی داده و سطح خروجی فازی تشکیل شده روش PCA-ANIFS

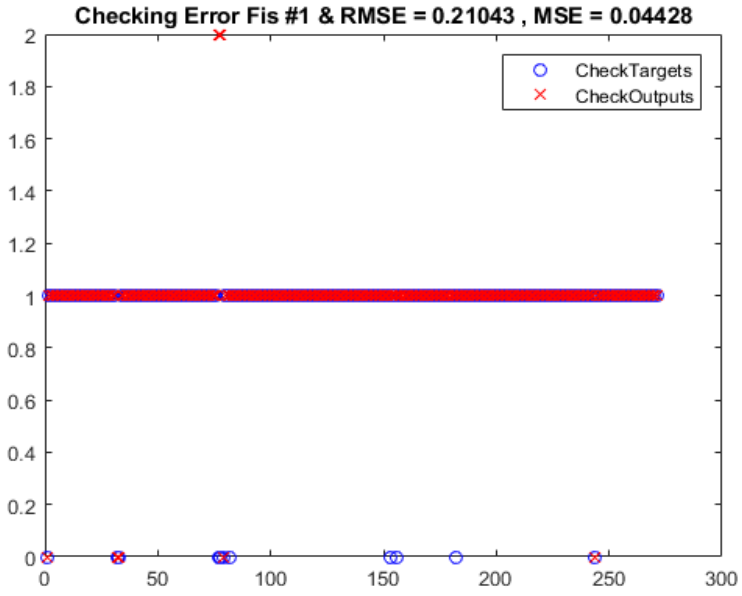
در این مرحله از ترکیب الگوی **PCA-ANFIS** با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام کبوتر مقادیر بهینه برای توابع عضویت بدست آمد که مقدار خطا در شکل ۷ نمایش داده شده‌است:



شکل ۷-خطای مربوط به پیش‌بینی داده‌های آموزش و وارسی روش ترکیبی PCA-DSO-ANIFS

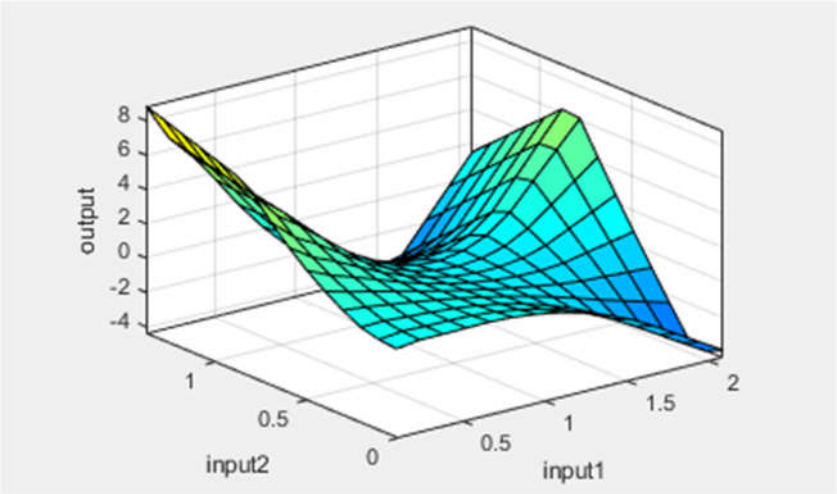


شکل ۸-ساختار داده‌های آموزش روش ترکیبی PCA-DSO-ANIFS



شکل ۹-ساختار داده‌های وارسی روش ترکیبی PCA-DSO-ANIFS

همانطور که شکل‌های ۸ و ۹ نشان می‌دهد از ترکیب الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام کبوتر با سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر مبتنی بر تحلیل مولفه‌های اصلی، با کاهش خطا تطبیق بسیار بالایی بین داده‌های واقعی و داده‌های پیش‌بینی شده توسط سیستم مشاهده می‌شود که این امر بیانگر دقت بالای مدل نسبت به **PCA-ANFIS** است.



شکل ۱۰- دو ورودی داده و سطح خروجی فازی تشکیل شده روش ترکیبی PCA-DSO-ANIFS

در جدول‌های ۲ و ۳ به ترتیب، مقادیر شاخص خطا مربوط به پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های منتخب پژوهش براساس متغیرهای اصلی، با استفاده از روش‌های **PCA-ANFIS** و **PCA-DSO-ANFIS** به طور خلاصه ارائه شده است. جدول ۲ نشان می‌دهد که مدل **PCA-ANFIS** توانسته است با دقت ۹۰,۱ درصد درماندگی مالی را پیش‌بینی نماید. در ادامه جدول ۳ نیز نشان می‌دهد که مدل ترکیبی **PCA-DSO-ANFIS** با کاهش خطا و دقت ۹۲,۷ در پیش‌بینی درماندگی مالی عملکرد بهتری داشته است.

جدول ۲- مقادیر شاخص خطا به ازای روش PCA-ANFIS

خطا	نوع داده ها	تعداد	PCA-ANFIS
MSE	آموزش	۶۳۴	۲,۲ درصد
	وارسی	۲۷۱	۷,۷ درصد
	مجموع	۹۰۵	۹,۹ درصد

جدول ۳- مقادیر شاخص خطا به ازای مدل ترکیبی PCA-ANFIS و الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام کبوتر

خطا	نوع داده ها	تعداد	PCA-DSO-ANFIS
MSE	آموزش	۶۳۴	۲,۹ درصد
	وارسی	۲۷۱	۴,۴ درصد
	مجموع	۹۰۵	۷,۳ درصد

۶-نتیجه گیری و بحث :

در این پژوهش، نشان داده شد که مدل **PCA-ANFIS** توانایی پیش‌بینی درماندگی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران را دارد. همچنین با ترکیب الگوریتم فراابتکاری بهینه‌سازی ازدحام کبوتر، با سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر مبتنی بر تحلیل مولفه‌های اصلی، سعی شد تنظیم مقادیر بهینه برای پارامترهای این سیستم هوشمند، به الگوریتم بهینه‌سازی هوشمند محول شود. نتایج بررسی‌ها نشان داد که این مدل ترکیبی با کاهش مقدار خطا و دقت ۹۲,۷ درصد، مدل **PCA-ANFIS** را بهبود می‌بخشد. نتایج حاصل از پژوهش حاضر، از نظر کارایی مدل‌ها در پیش‌بینی، با یافته‌های باچوم و همکاران (۲۰۱۱)، مختار و همکاران (۲۰۱۸)، ظهری و همکاران (۱۳۹۱)، وکیلی فرد و همکاران (۱۳۹۳) مطابقت دارد.

این پژوهش با هدف ارائه مرجعی برای شرکت‌های بورسی جهت ارزیابی ریسک وضعیت مالی و پیشبرد اهداف سرمایه گذاری ارائه گردید. با استفاده از مدل پژوهش حاضر مدیران شرکت‌ها می‌توانند تصمیمات مهمی را در زمینه مدیریت بهینه دارایی و بدهی و تغییر عملکرد شرکت در شناسایی ویژگی‌های درماندگی و ورشکستگی و جلوگیری از زیان‌های اقتصادی غیرقابل برگشت اتخاذ کنند. همچنین توصیه می‌شود سرمایه‌گذاران جهت تشکیل پرتفولیو از شرکت‌های سالم و نهادهای پولی و بانکی جهت تخصیص اعتبار از این مدل استفاده نمایند.

جهت انجام تحقیقات آتی می‌توان سایر الگوریتم‌های فراابتکاری را با شبکه فازی عصبی انطباق‌پذیر جهت پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها ترکیب نمود. می‌توان مدل‌های این پژوهش را بر داده‌های کشورهای دیگر جهت بررسی دقت عملکرد تکرار نمود. همچنین پژوهش حاضر می‌تواند تکنیک‌های تجزیه و تحلیل داده‌ها را برای تولید یک مدل طبقه بندی جدید با حساسیت بهتر ارائه دهد.

فهرست منابع :

۱) احمدی کاشانی، سید عباس (۱۳۸۴)، ارایه الگو پیش بینی ورشکستگی در صنعت تجهیزات و لوازم خانگی،پایان نامه کارشناسی ارشد حسابداری، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکزی دانشکده اقتصاد و حسابداری

۲) اسماعیل زاده مقری، علی و شاکری، هاجر (۱۳۹۴)، پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه بیزی ساده و مقایسه آن با تحلیل پوششی داده ها، فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، ۶ (۲۲)، ۱-۲۸

۳) ظهری، مریم و افشار کاظمی، محمد علی (۱۳۹۱)، طراحی مدل پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها به وسیله شبکه‌های عصبی فازی (مطالعه موردی:شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران)، فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، ۴ (۱۳)، ۵۱-۷۲

۴) منصور، جهانگیر (۱۳۹۲)، قانون تجارت، چاپ صد و بیست و دوم، تهران، نشردیدار.

۵) مهرانی، ساسان، مهرانی، کاوه و کرمی، غلامرضا (۱۳۸۳)، استفاده از اطلاعات تاریخی مالی و غیرمالی جهت تفکیک شرکت‌های موفق و ناموفق، بررسی‌های حسابداری و حسابرسی، ۱۱ (۳۸)، ۷۷-۹۲

۶) نصر الله سرو آغاجی، سجاد، علیمردانی، رضا، شریفی، محمد و تقی‌زاده یزدی، محمدرضا (۱۳۹۵)، پیش‌بینی پسماند تولیدی شهر تهران با استفاده از سامانه استنتاج تطبیقی فازی-عصبی و شبکه‌های عصبی مصنوعی، مهندسی بیوسیستم ایران، ۴۷(۱)، ۱۷۵- ۱۸۳

۷) نمازی، محمد، کاظم نژاد، مصطفی و نعمت الهی، محمد مهدی (۱۳۹۵)، مقایسه روش‌های مختلف انتخاب متغیرهای پیش بین برای پیش‌بینی بحران مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، ۷ (۲۹)، ۱۹۳-۲۱۲

۸) نوری، روح الله، فرخ نیا، اشکان، مرید، سعید و ریاحی مدوار، حسین (۱۳۸۸)، تأثیر پیش پردازش متغیرهای ورودی به شبکه عصبی برای پیش‌بینی جریان ماهانه با تجزیه مؤلفه‌های اصلی و موجک، مجله آب و فاضلاب، ۲۰ (۶۹)، ۱۳-۲۲

۹) وکیلی فرد، حمیدرضا، پیله وری، نازنین و زیدی، سیده سمانه (۱۳۹۳)، ارائه مدلی جهت پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر (ANFIS)، فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، ۵ (۱۸)، ۱۷-۳۰

10) Altman, Edward. J.(1968), Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, The Journal of Finance, 23(4), 589-609

11) Bu, wen and Wen, Jing.jao.(2014), Innovative Computational Intelligence: A Rough Guide to 134 Clever Algorithms, Springer Cham Heidelberg New York Dordrecht London , Volume 62, ISBN 978-3-319-03404-1 (eBook)

12) Buachoom, W. and Kasemsan, M.L.K. (2011), Business Failure Prediction by Using the Hybrid Technique of GA and ANFIS Based on Financial Ratio: Evident from Listed Companies in the Stock Exchange of Thailand, Journal of Financial Studies and Research.

13) Camdevyren, H., Demyr, N., Kanik, A. and Keskyn, S. (2005), Use of principal component scores in multiple linear regression models for prediction of Chlorophyll-a in reservoirs. Ecological Modelling 181(4), 581-589.

14) Chen, M.Y, (2013), hybrid ANFIS model for business failure prediction utilizing particle swarm optimization and subtractive clustering. Journal of Information Sciences 220 (2013), 180–195

15) Foster, G. (1986). Financial Statement Analysis. New Jersey:Prentice Hall; 2 edition

16) Jieh, Haur. Chen., Mu, Chun.Su. and Bevan, Annuerine.Badjiea. (2016), Exploring and weighting features for financially distressed construction companies using Swarm Inspired Projection algorithm, Advanced Engineering Informatics, 30(3), 376-389

17) Johnson , R.A. and Wichern, D.W. (2007), Applied Multivariate Statistical Analysis, 6th Edition. Prentice Hall, New Jersey.

18) Kumar, P.R. and Ravi, V.(2006), "Bankruptcy prediction in banks by fuzzy rule based classifier", Proceedings of the 2006 first international conference on digital information management, 222–227.

19) Manly B.F.J.(2004), Multivariate Statistical Methods: A Primer, 3rd Edition. Chapman and Hall/CRC, London

20) Mokhtar, M. and Abdul Rashid S. (2018), Predicting Financial Distress of Companies in Malaysia: A Comparison of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System and Discriminant Analysis, Regional Conference on Science, Technology and Social Sciences,Singapore, 889-899

21) Mu, Chun.Su., Shi, Yong.Su., and Yu, Xiang. Zhao. (2009) A swarm-inspired projection algorithm, Pattern Recognition,42(11), 2764-2786

22) Platt, Harlan.D. and Platt, Majorie.B. (2002), Predicting Corporate Financial Distress: Reflections on Choice-based Sample Bias, Journal of Economic and Finance,26(2),138-148

23) Singh, R., Kainthola, A. and Singh, T. (2012). Estimation of elastic constant of rocks using an ANFIS approach. Applied Soft Computing, 12, 40-45.

24) Sun, L. and Shenoy P. (2007). Using Bayesian Networks for Bankruptcy Prediction. European Journal of Operational Research,180(2),738-753

25) Yadiati, W. (2017), The Influence of Profitability On Financial Distress : A Research On Agricultural Companies Listed In Indonesia Stock Exchange, International Journal of Scientific & Technology Research, 6(11), 233-237

26) Zadeh L. A. (1965). Fuzzy Sets, Information and Control, 8(1), 338–353.

یادداشت ها :

۱ Financial distress prediction (FDP)

۲ Jieh

۳ Metaheuristic Algorithm

۴ Dove Swarm Optimization (DSO)

۵ Platt

۶ Altman

۷ Yadiati

۸ Foster

۹ Singh

۱۰ Zadeh

۱۱ Camdevyren

۱۲ Manly

۱۳ Mu

۱۴ از این الگوریتم همچنین تحت عنوان Swarm Inspired Projection یا SIP نیز نام برده می‌شود.

۱۵ Bu wen, Wen-Jing jao

۱۶ Kumar, P.R., Ravi, V

۱۷ Sun & Shenoy

۱۸ Mokhtar

۱۹ Multiple Discriminant Analysis (MDA)

۲۰ Mean Squared Error (MSE)

۲۱ Root Mean Squared Error (RMSE)

۲۲ Chen

۲۳ نماد دایره نشانگر داده‌های واقعی (هدف) و نماد ضرب نشانگر داده‌های پیش‌بینی شده (خروجی سیستم) می‌باشد.