پژوهش‌های حسابداری مالی و حسابرسی، سال پنجم، شماره هفدهم، بهار ۱۳۹۲، از صفحه ۳۳ تا ۶۴

مقایسه قدرت پیش‌بینی بحران مالی توسط تکنیک‌های مختلف هوش مصنوعی

زهرا پورزمانی * حسن کلانتری **

تاریخ دریافت: ۱۳۹۱/۱۰/۰۳ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۱/۱۲/۰۵

چکیده

امروزه پیشرفت سریع فن‌آوری و تغییرات محیطی وسیع، منجر به رقابت روزافزون شده و دستیابی به سود را محدود و احتمال دچار شدن به بحران مالی را افزایش داده است. هدف این تحقیق بررسی قدرت پیش‌بینی بحران مالی توسط تکنیک‌های مختلف هوش مصنوعی(الگوریتم ژنتیک خطی و غیر خطی و شبکه عصبی) است. بر اساس اطلاعات و آمارهای در دسترس شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران در طی دوره ۱۳۸۹-۱۳۷۶، از بین شرکت‌های مشمول ماده ۱۴۱ قانون تجارت، ۷۲ شرکت و از بین بقیه شرکت‌ها نیز ۷۲ شرکت انتخاب شد.

نتایج آزمون مک‌نمار برای تکنیک‌های الگوریتم ژنتیک غیرخطی و شبکه عصبی نشان می‌دهد که تفاوت معنی‌داری بین نتایج الگوریتم ژنتیک خطی و غیرخطی با شبکه عصبی وجود ندارد. اگر چه دقت پیش‌بینی الگوریتم ژنتیک غیرخطی(۹۰ درصد) و الگوریتم ژنتیک خطی(۸۰ درصد) بیشتر از شبکه عصبی(۷۰ درصد) است ولی این تفاوت از لحاظ آماری معنی‌دار نیست.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی ورشکستگی، الگوریتم ژنتیک خطی، الگوریتم ژنتیک غیرخطی، شبکه عصبی.

---

* استادیار دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکزی،نویسنده اصلی.

** کارشناس ارشدحسابداری، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکزی، مسئول مکاتبات.
Kalantari.Hassan@yahoo.com

۱- مقدمه

ورشکستگی رویدادی است که تاثیر زیادی بر مدیریت، سهامداران، کارکنان، بستانکاران، مشتریان، و سایر افراد ذینفع می‌گذارد. از این رو ورشکستگی هم از لحاظ اجتماعی و هم از لحاظ اقتصادی کشور را به چالش می‌کشد(آلتمن[1]، ۱۹۶۸). به این دلیل اگر بتوان در مورد امکان وقوع ورشکستگی پیش از رخداد واقعی آن اطلاعاتی به دست آورد، می‌توان از پیامدهای اقتصادی و اجتماعی آن کاسته و یا حتی جلوگیری کنیم. بنابراین پیش‌بینی صحیح رویداد ورشکستگی در دنیای مالی دارای اهمیت بسیاری است. حسابداران باید علل پدید آورنده بحران مالی یا ورشکستگی را بخوبی درک کنند زیرا آن‌ها هستند که می‌توانند قبل از وقوع بحران مالی یا ورشکستگی، مدیریت را از آن آگاه ساخته و راه‌حل‌های پیشگیری کننده ارائه نمایند(نیوتن[2]، ۱۹۹۸).

در چند دهه اخیر پژوهش‌های گسترده‌ای در زمینه ورشکستگی بخصوص پیش‌بینی ورشکستگی انجام گرفته است. چندین مدل پیش‌بینی ورشکستگی معرفی شده‌است. عموماً بکارگیری مجدد این مدل‌ها برای مجموعه داده‌های متفاوت از داده‌های اولیه(داده‌های متفاوت از نظر زمانی و یا داده‌های مربوط به شرایط یا سیستم‌های اقتصادی متفاوت) نتوانسته‌اند موفقیت‌های پیشین را تکرار کند. به هر حال با گذشت زمان شرایط تغییر می‌کند و در نتیجه متغیرهای مورد استفاده در مدل‌ها کارایی خود را از دست می‌دهند(هابر[3]، ۲۰۰۶). همچنین سیستم‌های اقتصادی که این مدل‌ها بر پایه آن طرح‌ریزی شده‌اند متفاوت از دیگر بخش‌ها و یا کشورها است(گریک و دوگان[4]، ۲۰۰۱). از این رو طراحی مدلی منطبق بر شرایط اقتصادی کشور و استفاده از متغیرهایی متناسب با سیستم اقتصادی و مالی آن ضروری است.

روش‌های سنتی پیش‌بینی بحران مالی یا ورشکستگی دارای برخی مفروضات

1. Altman
2. Newton
3. Haber
4. Grice and Dugan

محدود کننده مانند خطی بودن، نرمال بودن و مستقل بودن متغیرهای پیش‌بینی کننده یا ورودی‌ها است. نظر به اینکه در ارتباط با داده‌های مالی تخطی از این مفروضات متصور است، این روش‌های سنتی در ارتباط با میزان کارایی و اعتبار، دارای محدودیت‌های زیادی هستند. اما روش‌های هوش مصنوعی و از آن جمله الگوریتم ژنتیک دارای ناسازگاری و موارد تخطی کمتری در ارتباط با این مفروضات می‌باشند. یکی از برتری‌های الگوریتم ژنتیک نسبت به سایر مدل‌های سنتی پیش‌بینی بحران مالی یا ورشکستگی عدم وابستگی این الگوریتم بر فرضیه‌های آماری محدودکننده و نرمال بودن توزیع نسبت‌ها یا برابری واریانس یا کوواریانس ماتریس نسبت‌ها است. همچنین این مدل نتایج قابل فهم‌تری را نسبت به سایر مدل‌های هوش مصنوعی ایجاد می‌کند. در این راستا هدف این تحقیق علاوه بر مبنا قرار دادن تحقیقات صورت گرفته بر اساس داده‌های یک یا چند سال قبل برای پیش‌بینی بحران مالی، ساخت و طراحی یک مدل پیش‌بینی بحران مالی بر اساس تغییر متغیرهای مالی طی سال‌های مورد مطالعه با استفاده از تکنیک‌های هوش مصنوعی و الگوریتم ژنتیک و متناسب با شرایط اقتصادی ایران می‌باشد.

۲- مبانی نظری و پیشینه پژوهش

گوردون[1] (۱۹۷۱) در یکی از اولین مطالعات آکادمیک بر روی تئوری پریشانی مالی، آن را بعنوان کاهش قدرت سودآوری شرکت تعریف کرده است که احتمال عدم توانائی باز پرداخت بهره و اصل بـدهی را افـزایش می‌دهد. ویتاکر[2] (۱۹۹۹) پریشانی مالی را وضعیتی در نظر می‌گیرد که در آن جریان های نقدی شرکت از مجموع هزینه‌های بهره مربوط به بدهی بلندمدت کمتر است. از نقطه نظر اقتصادی، پریشانی مالی را می‌توان به زیان‌ده بودن شرکت تعبیر کرد که در این حالت شرکت دچار عدم

1. Gordon
2. Whitaker

موفقیت شده است. در واقع در این حالت نرخ بازدهی شرکت کمتر از نرخ هزینه سرمایه است.

در این تحقیق شرکت ورشکسته بر اساس ماده ۱۴۱ قانون تجارت تعریف می‌شود که طبق آن، شرکت ورشکسته دارای زیان انباشته‌ای معادل ۵۰٪ سرمایه شرکت است. به هرحال ماده ۱۴۱ قانون تجارت منجر به تصفیه یا انحلال سریع شرکت نمی‌شود و تنها در صورت درخواست گروه‌های ذینفع، فعالیت شرکت متوقف می‌گردد.

نیوتن[1](۱۹۹۸) دلایل بحران مالی یا ورشکستگی را به دو دسته درون سازمانی و برون سازمانی تقسیم می‌کند. مهمترین دلایل برون‌سازمانی بحران مالی یا ورشکستگی عبارتند از: ویژگی‌های سیستم اقتصادی، رقابت، تغییرات سریع تکنولوژی، نوسانات تجاری. از عوامل درون‌سازمانی بحران مالی یا ورشکستگی واحدهای تجاری می‌توان با اتخاذ برخی اقدامات جلوگیری کرد. اغلب این عوامل ناشی از تصمیم‌گیری غلط است و مسئولیت آن‌ها را باید مستقیماً متوجه خود واحد تجاری دانست. ازنظر او این عوامل عبارتند از: عدم کارایی مدیریت، ساختار نامناسب منابع و مصارف، توسعه سریع و بیش از اندازه شرکت، سرمایه ناکافی، اندازه شرکت، خیانت و تقلب.

نسبت‌ها و شاخص‌های استخراج شده از صورت‌های مالی همواره به‌عنوان نشانه‌های وضعیت مالی فعلی و آتی شرکت‌ها محسوب شده‌اند(گالواو[2]، ۲۰۰۴). استفاده از نسبت‌های مالی، رایج‌ترین تکنیک برای پیش‌بینی ورشکستگی است. سابقه استفاده از نسبت‌های مالی برای پیش‌بینی ورشکستگی به سال ۱۹۶۶ و مطالعه بیور[3] باز می‌گردد که پس از آن نیز تا مدت‌ها به‌عنوان تنها شیوه ممکن قلمداد می‌شد(هابر[4]، ۲۰۰۶). در سال‌های اخیر انتقادات فراوانی به توانایی پیش‌بینی نسبت‌های مالی وارد شده است. اما بیور(۲۰۰۵) نشان داد که نسبت‌های مالی کماکان ابزار قدرتمندی برای پیش‌بینی ورشکستگی محسوب می‌شوند.

1. Newton
2. Galvao
3. Beaver
4. Haber

۲-۱- تکنیک‌های مورد استفاده در پیش‌بینی ورشکستگی

تکنیک‌های پیش‌بینی ورشکستگی بر اساس ماهیت خود در سه دسته تکنیک‌های آماری(کلاسیک)، تکنیک‌های هوش مصنوعی و مدل‌های تئوریک طبقه‌بندی شده‌اند. مدل‌های داده‌کاوی و تکنیک‌های هوش مصنوعی(AIT)[1] یک حوزه جدید میان رشته‌ای[2] و در حال رشد است که حوزه‌های مختلفی همچون پایگاه داده، آمار، یادگیری ماشین و سایر زمینه‌های مرتبط را با هم تلفیق کرده تا اطلاعات و دانش ارزشمند نهفته در حجم بزرگی از داده‌ها را استخراج نماید. با توسعه تکنولوژی پایگاه داده‌ها و هوش مصنوعی، تکنیک‌های داده‌کاوی به تدریج در حیطه‌های مختلف به کارگرفته شدند. در پیش‌بینی ورشکستگی، تکنیک‌های داده‌کاوی قادر هستند شکست کسب وکارها را پیش‌بینی کنند(تیسای[3]، ۲۰۰۹). تحقیقات زیادی در زمینه کاربرد این تکنیک‌ها برای پیش‌بینی شکست کسب و کارها انجام گرفته است که از این میان می‌توان به مواردی مانند تحقیق راوی و پرامود[4](۲۰۰۸)؛ مین و لی[5](۲۰۰۸)؛ سان و لی[6](۲۰۰۸)؛ هووانگ، تیسای، ین و چنگ[7](۲۰۰۸)؛ هانگ و چن[8](۲۰۰۹)؛ لین و دیگران[9](۲۰۰۹)؛ مین و جوونگ[10](۲۰۰۹)؛ اعتمادی، رستمی و فرج‌زاده دهکردی(۲۰۰۹) و وو[11](۲۰۱۰) اشاره کرد. از جمله این تکنیک‌ها که تاکنون برای پیش‌بینی شکست کسب وکارها مورد استفاده قرار گرفته‌اند، می‌توان به شبکه‌های عصبی، درخت‌های تصمیم۱۲، و بردار پشتیبان ماشین و یا ترکیبی از این تکنیک‌ها با روش‌های هوش مصنوعی مانند

1. Artificial Intelligence Techniques
2. Interdisciplinary
3.Tsai
4. Ravi, Pramodh
5.Min, Lee
6.Sun, Li
7.Huang, Tsai, Yen, Cheng
8.Hung, Chen
9.Lin and et al.
10.Min, Jeong
11.Wu
12.Decision Trees

الگوریتم‌های ژنتیک[1]، تئوری مجموعه ناهموار[2]، تئوری مجموعه فازی[3] و غیره اشاره کرد. کرد.

شبکه‌های عصبی سیستمهای کامپیوتری هستند که از فرآیند یادگیری بشر و استنباط انسان الگوبرداری می‌کنند. این شبکه‌ها از یک سری گره‌ها[4] به نام نرون تشکیل شده‌اند. شده‌اند. نرون‌های شبکه این امکان را می‌دهند که الگوهای با معنی موجود درک شوند. آن‌ها داده‌ها را پردازش می‌کنند و به وسیله برداری از وزن‌ها به یک سیگنال خروجی واحد تبدیل می‌کنند. سیگنال خروجی نرون، به‌عنوان یک سیگنال ورودی برای تعداد زیادی نرون دیگر ارسال می‌شود. هنگامی که سیگنالها از میان شبکه و از طریق ارتباطات داخلی موزون بین نرونها عبور می‌کنند، دانش در شبکه ذخیره می‌شود. روش شبکه عصبی بر اساس یادگیری نظارت شده است.

معمول‌ترین مدل شبکه عصبی برای مسائل دسته‌بندی دودویی مانند پیش‌بینی شکست کسب و کارها، شبکه عصبی با سه لایه است(تانگ و چی[5]، ۲۰۰۵). این شبکه‌ها از یک لایه ورودی، یک لایه میانی یا پنهان و یک لایه خروجی تشکیل شده‌اند(تام و کیانگ[6]، ۱۹۹۲؛ اودوم و شاردا[7]، ۱۹۹۳ و زانگ[8] و دیگران، ۱۹۹۹). در مسائل دسته‌بندی، تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر با تعداد متغیرهای پیش‌بینی‌کننده است و لایه خروجی دارای یک نرون است. به شبکه‌های عصبی که هر نرون در هر لایه به تمامی نرون‌های لایه قبل متصل است، شبکه‌های کاملاً مرتبط[9] می‌گویند. از دیگر افرادی که از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی ورشکستگی و بحران مالی در کشورها استفاده کرده‌اند می‌توان به کواتس و فنت[10](۱۹۹۲) و سرانو و سینکا[11](۱۹۹۶)

1.Genetic Algorithm
2. Rough Set Theory
3.Fuzzy Set Theory
4.Neurons
5. Tang & Chi
6. Tam & Kiang
7. Odom & Sharda
8. Zhang
9. Fully Connected
10. Coates, Fant

و شاه و مرتازا[2](۲۰۰۰) اشاره کرد.

شبکه‌های عصبی مصنوعی[3](ANN) ابزار مدل‌بندی انعطاف‌پذیر و غیر پارامتریک هستند. آن‌ها می‌توانند هر تابع پیچیده‌ای را با دقت موردنظر اجرا کنند. نخستین تلاش در جهت استفاده از ANNها برای پیش‌بینی ورشکستگی توسط آدام و شاردا(۱۹۹۹) صورت گرفت. در مطالعه آن‌ها از شبکه‌های پس انتشار سه لایه استفاده شد و نتایج حاصل از آن با تحلیل تشخیصی چند متغیره مقایسه شد. پس از آن مطالعات بسیاری از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی استفاده کردند. در این زمینه بخصوص(پیش‌بینی ورشکستگی) از کاربرد شبکه عصبی معمولاً از نسبت‌های مالی(ویژگی‌های مالی) به‌عنوان متغیرهای ورودی و وضعیت شرکت(ورشکسته یا غیر ورشکسته) به‌عنوان خروجی شبکه در نظر گرفته می‌شوند و در لایه‌های مخفی الگوها و روابط موجود بین متغیرهای ورودی و خروجی با توجه به هدف شبکه مشخص می‌گردد.

فرانکو وارتو[4](۱۹۹۸) از الگوریتم ژنتیک برای پیش‌بینی ورشکستگی استفاده کرد نمونه او متشکل از ۵۰۰ شرکت، شامل ۲۳۶ شرکت ورشکسته و ۲۶۴ شرکت غیر ورشکسته است. نتایج این تحقیق بیانگر دقت پیش‌بینی۹۳٪ یکسال قبل از ورشکستگی و ۹۱.۶٪ سه سال قبل از ورشکستگی است. همچنین در این تحقیق با مقایسه مدل الگوریتم ژنتیک و مدل‌های سنتی پیش‌بینی، رای بر برتری فرایند ژنتیکی داده شد؛ زیرا این مدل‌ها علاوه بر فارغ بودن از مفروضات محدود کننده، نسبت به مدل‌های سنتی از دقت بالاتری نیز برخوردار هستند. در مدل‌های سنتی با افزایش فاصله زمانی با زمان وقوع ورشکستگی دقت مدل به شدت کاهش می‌یابد در حالی که این کاهش دقت در مورد مدل‌های GA بسیار کمتر است. از دیگر مطالعات انجام شده در این زمینه می‌توان به شین ولی[5](۲۰۰۲) و مک کی و لنزبرگ[1](۲۰۰۲) اشاره کرد.

---

1. Serrano, Cinca
2. Shah, Murtaza
3. Artificial Neural Networks
4. Varetto
5. Shin and Lee

به هر حال با بررسی روند مطالعات مشخص می‌شود که امروزه استفاده از مدل‌های آماری در این زمینه کاهش یافته است و مطالعات اخیر بیشتر تمایل به استفاده از مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی دارند. کاهش استفاده از مدل‌های آماری در مورد مدل‌های MDA، در مقابل با دیگر مدل‌های آماری نظیر لوجیت و پروبیت، مشهودتر است. یکی از مهمترین دلایل آن، تخطی این مدل‌ها از مفروضات آماری است. به هر حال اتکای بر مفروضات محدود کننده در مورد روش‌های آماری، موجب اقبال مدل‌های هوش مصنوعی از سوی پژوهش‌گران شده است زیرا این مدل‌ها اغلب ناپارامتریک بوده و در به کارگیری آن‌ها نیاز چندانی به فرضیات اولیه و یا اطلاعات مربوط به چگونگی توزیع ویژگی‌های مالی در میان گروه‌های شرکت‌های ورشکسته و غیر ورشکسته نیست.

فرج‌زاده دهکردی(۱۳۸۴) مدل‌بندی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار را با استفاده از دو مدل تحلیل تشخیصی چندگانه و برنامه‌ریزی ژنتیک مورد بررسی قرار داد. وی جهت ساخت مدل‌های مذکور ابتدا فهرست کاملی از نسبت‌های مالی(۹۳ نسبت مالی) تهیه کرد و پس از بررسی نسبت‌ها در نهایت ۴۲ نسبت مالی جهت ساخت مدل استخراج و در نهایت با استفاده از آزمون برابری میانگین دو جامعه، اقدام به ساخت دو مدل مورد بحث نمود. در نهایت مدل برنامه‌ریزی ژنتیک و تحلیل تشخیصی چندگانه توانستند شرکت‌های نمونه آموزشی را به ترتیب ۹۴٪ و ۷۷٪ و شرکت‌های نمونه آزمایشی به ترتیب ۹۰٪ و ۷۳٪ به صورت صحیح طبقه‌بندی نماید.

ساعی(۱۳۸۷) به بررسی کاربرد ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها با استفاده از نسبت‌های مالی پرداخت. هدف اصلی وی بررسی کارایی استفاده از ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی درمانگی شرکت‌ها بود که نتایج حاصل از این مدل را با مدل رگرسیون لجستیک مقایسه نتیجه‌گیری نمود که مدل ماشین بردار

1. McKee and Lensberg

پشتیبان نسبت به مدل رگرسیون لجستیک برتری دارد.

کیارسی(۱۳۸۸) کارایی دو مدل تحلیل رگرسیون لوجیت و تحلیل ممیزی چند متغیره جهت پیش‌بینی موفقیت یا عدم‌موفقیت شرکت‌ها را مورد بررسی قرار داد. وی از ۱۴ نسبت مالی استفاده و به این نتیجه رسید که مدل تحلیل رگرسیون نسبت به مدل تحلیل ممیزی چند متغیره برتری دارد.

نورالدین(۱۳۸۹) به ساخت الگوهای پیش‌بینی‌کننده بحران مالی پرداخت که برای پیش‌بینی بحران مالی دو سال قبل از وقوع آن تدوین شده است. نتایج بدست آمده نشان داد که الگوی مبتنی بر شبکه عصبی نسبت به سایر الگوها برتری دارد.

در این تحقیق، دقت پیش‌بینی بحران مالی توسط تکنیک‌های مختلف هوش مصنوعی(الگوریتم ژنتیک خطی و غیرخطی و شبکه عصبی) با هم مقایسه شده است. در تحقیقات صورت گرفته، معمولا بر یک تکنیک تمرکز شده و مقایسه‌ای بین آن‌ها صورت نگرفته یا اینکه تکنیک‌های الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی با هم مقایسه نشده است.

۳- فرضیه‌های تحقیق

با توجه به مطالعات انجام شده(کواتس و فنت، ۱۹۹۲؛ سرانو و سینکا، ۱۹۹۶؛ و شاه و مرتازا ۲۰۰۰؛ مین و لی، ۲۰۰۸؛ راوی و پرامود، ۲۰۰۸؛ سان و لی، ۲۰۰۸؛ هووانگ و همکاران، ۲۰۰۸؛ تیسای، ۲۰۰۹؛ هانگ و چن، ۲۰۰۹؛ لین و دیگران، ۲۰۰۹؛ مین و جوونگ، ۲۰۰۹ و وو، ۲۰۱۰؛) فرضیه‌های زیر طراحی شد:

فرضیه اصلی: قدرت پیش‌بینی مدل‌های مبتنی بر شبکه عصبی بیشتر از مدل‌های تکنیک‌های هوش مصنوعی مبتنی بر تجزیه و تحلیل درونی(الگوریتم ژنتیک) است.

فرضیه فرعی اول: قدرت پیش‌بینی مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی بیشتر از الگوریتم ژنتیک خطی است.

فرضیه فرعی دوم: قدرت پیش‌بینی مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی بیشتر از الگوریتم ژنتیک غیرخطی است.

از آنجا که بحران مالی ناشی از پریشانی مالی و ورشکستگی شرکت‌های انفرادی

فعال در اقتصاد می‌باشد، در این تحقیق برای شناسایی بحران مالی از ورشکستگی شرکت‌ها استفاده می‌شود. در این تحقیق شرکت‌های مشمول ماده ۱۴۱ قانون تجارت(زیان انباشته دو برابر سرمایه) به‌عنوان شرکت‌های ورشکسته تلقی شده‌اند.

۴- جامعه و نمونه آماری

جامعه آماری مورد بررسی در این تحقیق، کلیه شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران طی دوره ۱۳۷۶-۱۳۸۹ است. بر اساس اطلاعات و آمارهای موجود در کتابخانه سازمان بورس اوراق بهادار، تعداد ۷۲ شرکت که طی این دوره مشمول ماده ۱۴۱ قانون تجارت شده‌اند به صورت تصادفی انتخاب شدند. برای مطابقت با شرکت‌های ورشکسته، به همان تعداد نیز شرکت غیر ورشکسته با استفاده از روش نمونه‌گیری تصادفی انتخاب شد. به دلیل محدودیت تعداد شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق، امکان انطباق شرکت‌های ورشکسته و غیر ورشکسته از نظر صنعت فعالیت میسر نمی‌باشد. از آنجایی که اندازه شرکت‌ها به‌عنوان یک متغیر بالقوه برای پیش‌بینی ورشکستگی در نظر گرفته شده‌است، از انطباق شرکت‌ها بر اساس اندازه شرکت نیز صرف نظر می‌شود. بنابراین در نمونه‌گیری، شرکت‌های غیر ورشکسته تنها از نظر سال مالی با شرکت‌های ورشکسته انطباق داده می‌شوند.

۵- فرایند انتخاب متغیرها

با پذیرش این فرض که نسبت‌های مالی ابعاد مختلف وضعیت مالی یک شرکت را نشان می‌دهند، می‌توان از آن‌ها به‌عنوان متغیرهای پیش‌بینی‌کننده بحران مالی یا ورشکستگی استفاده کرد. در این تحقیق جهت تعیین نسبت‌ها و شاخص‌های مناسب برای پیش‌بینی بحران مالی یا ورشکستگی مطالعه کاملی بر روی پیشینه تحقیق انجام گرفت که حاصل آن فهرستی متشکل از ۲۳ نسبت مالی است که در تحقیقات قبلی برای پیش‌بینی بحران مالی یا ورشکستگی به کار رفته‌اند. فهرست کامل این نسبت‌های

مالی در جدول ۱ ارائه شده است.

جدول ۱- متغیرهای مستقل استفاده شده در تحقیق

متغیر	نسبت مالی	متغیر	نسبت مالی
۱X	سرمایه در گردش به حقوق صاحبان سهام	۱۳X	نسبت فروش به کل دارایی‌ها
۲X	نسبت سرمایه در گردش به فروش	۱۴X	نسبت کل بدهی‌ها به کل دارایی‌ها
۳X	نسبت سرمایه در گردش به کل بدهی‌ها	۱۵X	نسبت سود و زیان انباشته به کل دارایی‌ها
۴X	نسبت سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها	۱۶X	نسبت سود عملیاتی به فروش
۵X	نسبت سود قبل از کسر بهره و مالیات به حقوق صاحبان سهام	۱۷X	نسبت هزینه مالی به سود ناخالص
۶X	نسبت سود قبل از کسر بهره و مالیات به فروش	۱۸X	نسبت دارایی جاری به کل دارایی‌ها
۷X	نسبت سود قبل از کسر بهره و مالیات به کل بدهی‌ها	۱۹X	نسبت فروش به دارایی جاری
۸X	نسبت سود قبل از کسر بهره و مالیات به کل دارایی‌ها	۲۰X	نسبت دارایی جاری به بدهی جاری
۹X	نسبت حقوق صاحبان سهام به فروش	۲۱X	نسبت سود خالص به فروش
۱۰X	نسبت حقوق صاحبان سهام به کل بدهی‌ها	۲۲X	نسبت سود خالص به کل دارایی‌ها
۱۱X	نسبت حقوق صاحبان سهام به کل دارایی‌ها	۲۳X	نسبت بدهی جاری به کل دارایی‌ها
۱۲X	نسبت فروش به کل بدهی‌ها		

* منبع: یافته‌های پژوهشگر

در انتخاب متغیرها، ابتدا آن‌ها از لحاظ نظری پالایش شد و در آن متغیرهای دارای تاثیرات کاملاً مشابه حذف شدند. به طور مثال دو نسبت مالی "کل دارایی‌ها به کل بدهی‌ها" و" کل بدهی‌ها به کل دارایی‌ها" هرچند از لحاظ عددی متفاوتند اما درحقیقت بیانگر یک بعد کاملاً یکسان از وضعیت شرکت بوده و وجود همزمان این دو نسبت تنها منجر به افزایش و پیچیدگی محاسبات مورد نیاز جهت انتخاب متغیرهای نهایی می‌شود. در مرحله بعد نسبت‌ها و شاخص‌هایی که بر اساس اطلاعات موجود در بورس اوراق بهادار امکان محاسبه آن‌ها وجود نداشت، حذف شد. از آنجایی که به کارگیری تمامی این ۲۳ نسبت مالی برای ساخت مدل امکان‌پذیر نیست و موجب افزایش پیچیدگی مدل و کاهش کارایی آن می‌شود باید در صدد یافتن راه حلی برای کاهش این نسبت‌های مالی بود به نحوی که از کارایی مدل کاسته نشود.

برای انتخاب متغیرهای پیش‌بینی‌کننده، از روش تحلیل تشخیصی گام به گام[1](SDA) استفاده می‌شود. تحلیل تشخیصی گام به گام یکی از اجزای اکتشافی تحلیل تشخیصی است که اغلب برای مسئله انتخاب متغیرها مورد استفاده قرار می‌گیرد. تکنیک SDA در نخستین گام در میان ۲۳ نسبت مالی انتخاب شده، به جستجو می‌پردازد تا آن نسبت مالی را که دارای بیشترین توانایی در افتراق شرکت‌های ورشکسته از غیرورشکسته است تعیین کند. برای انجام این امر SDA از نسبت واریانس درون گروهی به واریانس برون گروهی استفاده می‌کند. به این ترتیب نسبت مالی‌ای که دارای کمترین واریانس درون هر یک از گروه‌های ورشکسته و غیر است و همچنین دارای بیشترین واریانس بین دو گروه ورشکسته و غیر ورشکسته است، دارای بیشترین قدرت در افتراق شرکت‌های ورشکسته از شرکت‌های غیرورشکسته است. زیرا مشابه بودن مقادیر یک نسبت مالی در گروه شرکت‌های ورشکسته و از طرف دیگر تفاوت آشکار این مقادیر با ارقام مربوط به شرکت‌های غیرورشکسته موجب می‌شود این

1. Stepwise Discriminant Analysis

نسبت مالی در افتراق گروه شرکت‌ها دارای توانیی بالا و خطای پایین‌تری باشد.

پس از انتخاب نخستین متغیر، فرایند SDA جهت انتخاب دومین متغیر مجدداً اجرا می‌گردد. در این مرحله SDA نسبت مالی‌ای را انتخاب می‌نماید که در کنار نخستین نسبت مالی دارای بیشترین توانایی افتراق گروه شرکت‌ها باشد. در واقع در این مرحله تاثیر توامان و متقابل دو نسبت مالی در تفکیک گروه شرکت‌ها مد نظر قرار می‌گیرد. این فرایند هنگامی متوقف خواهد شد که هیچ یک از نسبت‌های مالی انتخاب نشده واجد شرایط سطح اهمیت تعیین شده که همان ۰.۱ است، نباشند؛ به عبارت دیگر بهبود ایجاد شده توسط این نسبت‌های مالی(انتخاب نشده) در توانایی افتراقی نسبت‌های انتخاب شده جزئی بوده و قابل چشم پوششی است. لازم به ذکر است که در فرایند SDA امکان ورود و خروج چندین باره یک نسبت مالی در مجموعه نسبت‌های انتخاب شده به دلیل سنجش مداوم توانیی افتراقی مجموعه توسط آزمون F وجود دارد، به این ترتیب یک نسبت مالی انتخاب شده حذف گردد و نسبت مالی دیگری جایگزین آن گردد. جدول ۲ نتایج حاصل از فرایند SDA بر روی ۲۳ متغیر مرحله قبل را نشان می‌دهد. در این جدول، ۲۳ نسبت مالی به همراه میزان اهمیت آن‌ها در تفکیک شرکت‌ها و همچنین متغیرهای نهایی انتخاب شده منعکس شده‌اند. توجه داشته باشید که پس از انتخاب نخستین نسبت مالی با بالاترین میزان اهمیت، دومین نسبت مالی انتخاب شده X_1^* است که از لحاظ اهمیت در میان ۲۵ نسبت مالی در رده نهم قرار می‌گیرد. دلیل این انتخاب همبستگی بالای نسبت‌های مالی رده دوم تا هشتم اهمیت با نسبت مالی X_1^* است که انتخاب آن‌ها موجب افزایش توان افتراقی مجموعه متغیرهای انتخاب شده نمی‌شود. این مطلب در مورد سایر نسبت‌های مالی انتخاب شده نیز صدق می‌کند.

نکته دیگر توجه به این مطلب است که از آنجایی که سطح اهمیت انتخاب شده جهت ورود یا خروج متغیرها ۰.۱ است، پس از انتخاب پنجمین نسبت مالی، به دلیل اینکه سایر نسبت‌ها توانایی افزایش توانیی افتراقی مجموعه متغیرهای انتخاب شده را

حداقل به میزان ۰.۱ ندارند، بنابراین فرایند SDA متوقف می‌شود.

جدول ۲- ماتریس سازه فرآیند SDA

کد	میزان اهمیت	کد	میزان اهمیت	کد	میزان اهمیت
۱۶X	۰.۸۵۸	۱۴X	-۰.۴۳۷	۱۹X	۰.۲۴۳
*۱X	۰.۸۳۲	*۸X	۰.۳۵۹	*۲۳X	۰.۲۲۲
*۳X	۰.۷۵۰	*۱۱X	۰.۳۴۴	*۱۵X	۰.۲۲۱
*۲۱X	۰.۷۵۴	*۹X	۰.۳۳۳	*۱۳X	-۰.۱۵۷
*۲X	۰.۷۲۱	*۲۰X	۰.۳۱۸	۱۷X	-۰.۱۰۲
*۲۲X	۰.۶۳۶	۱۸X	۰.۳۰۵	*۴X	-۰.۰۴۴
*۶X	۰.۵۵۰	*۱۰X	۰.۲۷۰	*۵X	۰.۰۲۶
*۷X	۰.۴۷۷	*۱۲X	۰.۲۵۲		

* منبع: یافته‌های پژوهشگر (*). نسبت‌های مالی انتخاب نشده

جدول ۳ خلاصه مراحل فرایند SDA را نشان می‌دهد. همانگونه که در جدول ۳ مشخص است، فرایند SDA جهت انتخاب نسبت‌های مالی نهایی ۵ مرحله را طی نموده است که طی هر یک از این مراحل یکی از نسبت‌های مالی انتخاب شده و به مجموعه نسبت‌های مالی انتخاب شده اضافه می‌گردد. کاهش Wilks' Lambda هر مرحله به معنای افزایش قدر تشخیصی متغیرهای انتخاب شده است.

جدول ۳- خلاصه گام‌های انتخاب متغیرها

مراحل	کد	حد تغییرات	F جهت خروج	Wilks' Lambda
۱	۱۶X	۱.۰۰۰	۷۱.۸۵۸	
۲	۱۶X	۰.۹۷۳	۷۶.۸۰۴	۰.۹۸۶
	۱۴X	۰.۹۷۳	۶.۲۱۲	۰.۶۹۷
۳	۱۶X	۰.۸۰۴	۳۶.۶۰۱	۰.۷۸۷
	۱۴X	۰.۹۲۵	۸.۷۴۰	۰.۶۸۱

	۱۸X	۰.۷۶۶	۶.۶۲۱	۰.۶۷۱
۴	۱۶X	۰.۷۷۱	۲۶.۵۰۲	۰.۷۳۱
	۱۴X	۰.۸۲۶	۱۲.۲۴۶	۰.۶۵۷
	۱۸X	۰.۷۲۴	۸.۵۵۲	۰.۶۶۱
	۱۹X	۰.۸۵۱	۴.۷۲۶	۰.۶۴۶
۵	۱۶X	۰.۷۳۸	۱۸.۳۳۲	۰.۷۱۱
	۱۴X	۰.۸۱۴	۹.۸۴۳	۰.۶۵۴
	۱۸X	۰.۷۱۴	۷.۶۵۶	۰.۶۴۱
	۱۹X	۰.۸۰۱	۴.۲۴۰	۰.۶۳۵
	۱۷X	۰.۷۰۸	۳.۲۱۳	۰.۶۱۷

* منبع: یافته‌های پژوهشگر (ادامه جدول ۳)

با توجه به ارزش‌های یاد شده فرآیند SDA گام به گام از میان ۲۳ متغیر کاندید جهت ساخت مدل، ۵ متغیر را انتخاب کرد. این ۵ متغیر به ترتیب قدرت تشخیصی خود عبارتند از:

۱. نسبت سود عملیاتی به فروش(سودآوری) X۱۶
۲. نسبت کل بدهی‌ها به کل دارایی‌ها(توان پرداخت بدهی‌ها) X۱۴
۳. نسبت دارایی‌های جاری به کل دارایی‌ها(نقدینگی) X۱۸
٤. نسبت فروش به دارایی‌های جاری(کارایی) X۱۹
۵. نسبت هزینه مالی به سود ناخالص(پوشش بهره) X۱۷

همان طور که مشاهده می‌شود، هر یک از نسبت‌های انتخاب شده یکی از جنبه‌های مهم وضعیت مالی هر شرکت را پوشش می‌دهد. اهمیت آماری این نسبت‌ها بر اساس آزمون F به ترتیب عبارت است از: ۰/۸۵۷، ۰/۴۳۷-، ۰/۳۰۵، ۰/۲۴۳، ۰/۱۰۲-.

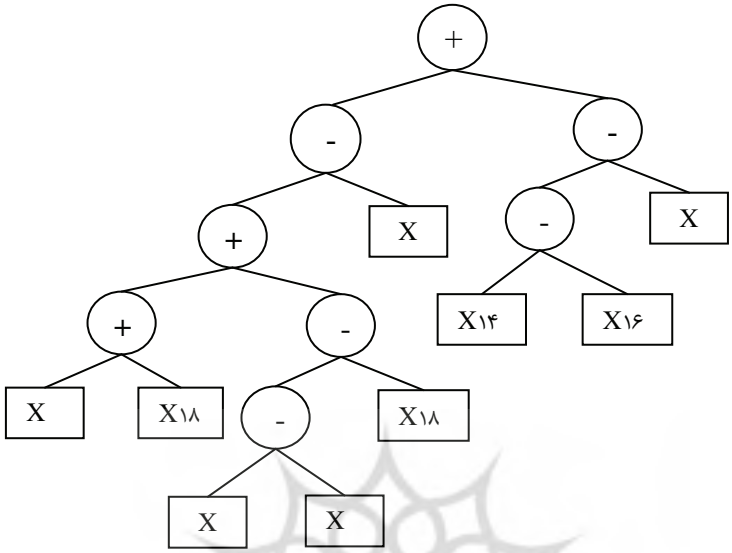
۶- ساخت مدل پیش‌بینی بحران مالی یا ورشکستگی با استفاده از الگوریتم ژنتیک خطی و غیرخطی

مجموعه داده‌های تحت بررسی که شامل ۷۲ شرکت ورشکسته و ۷۲ شرکت غیرورشکسته است، به صورت تصادفی به ۲ مجموعه آموزشی و آزمایشی تقسیم شده است. مجموعه آموزشی که جهت ساخت و آموزش مدل مورد استفاده قرار می‌گیرد، شامل ۵۱ شرکت ورشکسته و ۵۳ شرکت غیرورشکسته است. مجموعه آزمایشی که شامل ۲۱ شرکت ورشکسته و ۱۹ شرکت غیرورشکسته است به‌منظور بررسی میزان قابلیت تعمیم و روایی خارجی مدل حاصله به کار می‌رود. برای اجرای فرایند الگوریتم ژنتیک و ایجاد مدل پیش‌بینی بحران مالی یا ورشکستگی از نرم‌افزار GeneXproTools ویرایش ۴ استفاده شده است. عملگرهای تقاطع و جهش به ترتیب در سطح ۰.۶ و ۰.۰۶ انتخاب شده‌اند.

هنگامی که نتیجه حاصل از مدل الگوریتم ژنتیک برای یک شرکت، بزرگ‌تر یا مساوی ۰.۵(ارزش آستانه‌ای) باشد این شرکت در گروه شرکت‌های ورشکسته طبقه‌بندی می‌شود. بالعکس، هنگامی که ارزش حاصل از مدل برنامه‌ریزی ژنتیک کمتر از ۰.۵ است شرکت در گروه غیرورشکسته طبقه‌بندی می‌شود. مقایسه گروه واقعی شرکت‌ها با گروه پیش‌بینی شده توسط مدل الگوریتم ژنتیک دقت مدل را اندازه‌گیری می‌کند.

نمودار ۱ بهترین مدل حاصل از الگوریتم ژنتیک خطی را نشان می‌دهد. این درخت تصمیم معرف یک کروموزم است. نتیجه این درخت برای یک شرکت بایستی با ارزش آستانه‌ای ۰.۵ برای تعیین گروه شرکت، مقایسه شود.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی



نمودار ۱- بهترین مدل پیش‌بینی بحران مالی یا ورشکستگی حاصل از فرایند الگوریتم ژنتیک خطی

*منبع: یافته‌های پژوهشگر

با توجه به نمودار ۱، مدل حاصل به صورت رابطه ۱ قابل ارایه است:

$$Y=X۱۴+X۱۸+((X۱۹+X۱۴)-X۱۸)-X۱۶+((X۱۴-X۱۶)-X۱۹) \quad (۱)$$

تعداد نمونه آموزشی و تعداد نمونه آزمایشی و تعداد خطاها در این دو نمونه به تفکیک برای شرکت‌های ورشکسته و غیرورشکسته در مدل الگوریتم ژنتیک خطی در جدول ۴ نشان داده شده است.

جدول ۴- تعداد نمونه و خطاها در مدل الگوریتم ژنتیک خطی

	نمونه آموزشی		نمونه آزمایشی	
	تعداد نمونه	تعداد خطاها	تعداد نمونه	تعداد خطاها
غیرورشکسته	۵۳	۱۴	۱۹	۴
ورشکسته	۵۱	۴	۲۱	۴
جمع	۱۰۴	۱۸	۴۰	۸

* منبع: یافته‌های پژوهشگر

مدل الگوریتم ژنتیک خطی توانست شرکت‌های موجود در نمونه آموزشی را با دقت کلی ۸۳٪ به صورت صحیح در گروه‌های ورشکسته و غیر ورشکسته طبقه‌بندی نماید. به این صورت که از میان ۱۰۴ شرکت موجود در مجموعه آموزشی، ۸۶ شرکت به صورت صحیح طبقه‌بندی شده‌اند.

بررسی نتایج این مدل نشان می‌دهد که مدل الگوریتم ژنتیک خطی در طبقه‌بندی صحیح شرکت‌های ورشکسته در مجموعه آموزشی دارای دقت ۹۲ درصدی است(از میان ۵۱ شرکت ورشکسته در این مجموعه، ۴۷ شرکت به صورت صحیح طبقه‌بندی شده‌اند). همچنین این مدل در طبقه‌بندی صحیح شرکت‌های غیرورشکسته در مجموعه آموزشی دارای دقت ۷۴٪ است(از میان ۵۳ شرکت غیرورشکسته در این مجموعه، ۳۹ شرکت به صورت صحیح طبقه‌بندی شده‌اند).

به‌منظور بررسی توانایی قدرت تعمیم و پایداری مدل الگوریتم ژنتیک خطی، این مدل بر روی داده‌های مربوط به ۴۰ شرکت موجود در نمونه آزمایشی آزمون شده است. شرکت‌های قرار گرفته در نمونه آزمایشی در فرایند ساخت مدل دخالت نداشته‌اند، بنابراین به درستی می‌توانند جهت آزمون روایی خارجی مدل به کار روند.

مدل الگوریتم ژنتیک خطی توانست شرکت‌های موجود در نمونه آزمایشی را با دقت کلی ۸۰٪ به صورت صحیح در گروه‌های ورشکسته و غیرورشکسته طبقه‌بندی نماید. به این صورت که از میان ۴۰ شرکت موجود در مجموعه آزمایشی، ۳۲ شرکت

به صورت صحیح طبقه‌بندی شده‌اند. مدل الگوریتم ژنتیک خطی در طبقه‌بندی صحیح شرکت‌های ورشکسته در مجموعه آزمایشی دارای دقت ۸۱ درصدی است(از میان ۲۱ شرکت ورشکسته در این مجموعه، ۱۷ شرکت به صورت صحیح طبقه‌بندی شده‌اند). همچنین این مدل در طبقه‌بندی صحیح شرکت‌های غیرورشکسته در مجموعه آزمایشی دارای دقت ۷۹٪ است(از میان ۱۹ شرکت غیرورشکسته در این مجموعه، ۱۵ شرکت به صورت صحیح طبقه‌بندی شده‌اند).

این نتایج نشان می‌دهد که مدل الگوریتم ژنتیک خطی علاوه بر ایجاد نتایج مطلوب در پیش‌بینی وضعیت آتی شرکت‌ها با استفاده از اطلاعات مالی آن‌ها، به سمت طبقه‌بندی شرکت‌ها به گروه شرکت‌های ورشکسته یا گروه شرکت‌های غیرورشکسته سوءدار نیست و نتایج متعادلی ایجاد می‌کند که قابل‌اطمینان می‌باشند.

ماتریس اغتشاش نتیجه پیش‌بینی مدل الگوریتم ژنتیک خطی در جدول ۵ نشان داده شده است.

جدول ۵- ماتریس اغتشاش نتیجه پیش‌بینی مدل الگوریتم ژنتیک خطی

		واقعی	
		ورشکسته	**غیرورشکسته**
پیش‌بینی‌شده	**ورشکسته**	۱۷TP=	۴FN=
	غیرورشکسته	FP=□	۱۵TN=

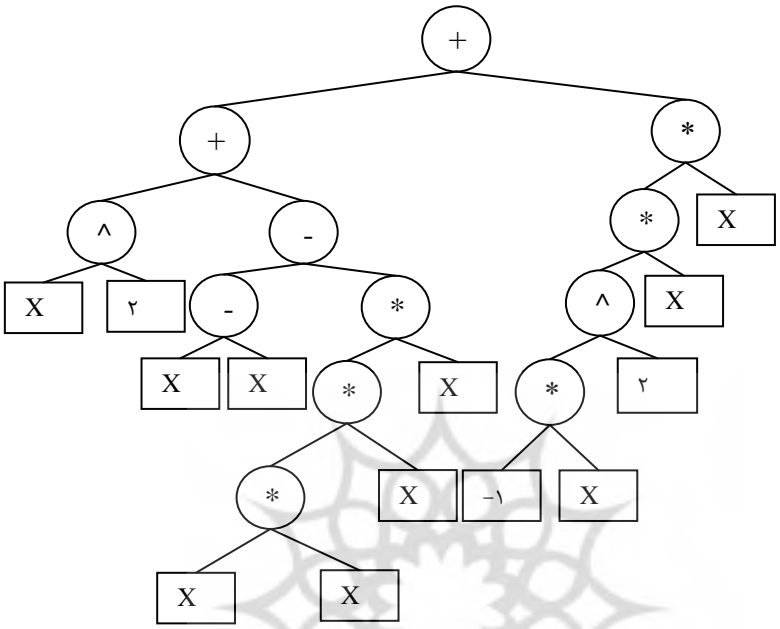
* منبع: یافته‌های پژوهشگر

بنابراین می‌توان دقت مدل الگوریتم ژنتیک خطی را که در نمونه آزمایشی برابر ۸۰ درصد است را با استفاده از رابطه ۲ محاسبه کرد:

$$\text{دقت مدل الگوریتم ژنتیک خطی} = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} = \frac{۱۷+۱۵}{۱۷+۴+۱۵+۴} = ٪۸۰ \qquad (۲)$$

نمودار ۲ بهترین مدل حاصل از الگوریتم ژنتیک غیرخطی را نشان می‌دهد. این درخت تصمیم معرف یک کروموزم است. نتیجه این درخت برای یک شرکت بایستی

با ارزش آستانه‌ای ۰.۵ برای تعیین گروه شرکت، مقایسه شود.



نمودار۲- بهترین مدل پیش‌بینی بحران مالی یا ورشکستگی حاصل از فرایند الگوریتم ژنتیک غیرخطی

*منبع: یافته‌های پژوهشگر

با توجه به این تصویر، مدل حاصل به صورت رابطه ۳ قابل ارایه است:

$$Y=(X16)2+(X14-X16-((X16\times X19)\times X14\times X19))+((-X18)2\times X14\times X18) \quad (3)$$

تعداد نمونه آموزشی و تعداد نمونه آزمایشی و تعداد خطاها در این دو نمونه به تفکیک برای شرکت‌های ورشکسته و غیرورشکسته در مدل الگوریتم ژنتیک غیرخطی در جدول ۶ نشان داده شده است.

جدول ۶- تعداد نمونه‌ها برای شرکت‌های ورشکسته و غیرورشکسته

	نمونه آموزشی		نمونه آزمایشی	
	تعداد نمونه	تعداد خطاها	تعداد نمونه	تعداد خطاها
غیرورشکسته	۵۳	۲	۱۹	۰
ورشکسته	۵۱	۷	۲۱	۴
جمع	۱۰۴	۹	۴۰	۴

* منبع: یافته‌های پژوهشگر

مدل الگوریتم ژنتیک غیرخطی توانست شرکت‌های موجود در نمونه آموزشی را با دقت کلی ۹۱٪ به صورت صحیح در گروه‌های ورشکسته و غیرورشکسته طبقه‌بندی نماید. به این صورت که از میان ۱۰۴ شرکت موجود در مجموعه آموزشی، ۸۵ شرکت به صورت صحیح طبقه‌بندی شده‌اند. بررسی نتایج این مدل نشان می‌دهد که مدل الگوریتم ژنتیک غیرخطی در طبقه‌بندی صحیح شرکت‌های ورشکسته در مجموعه آموزشی دارای دقت ۸۶ درصدی است(از میان ۵۱ شرکت ورشکسته در این مجموعه، ۴۴ شرکت به صورت صحیح طبقه‌بندی شده‌اند). همچنین این مدل در طبقه‌بندی صحیح شرکت‌های غیرورشکسته در مجموعه آموزشی دارای دقت ۹۶٪ است(از میان ۵۳ شرکت غیرورشکسته در این مجموعه، ۵۱ شرکت به صورت صحیح طبقه‌بندی شده‌اند).

به‌منظور بررسی توانایی قدرت تعمیم و پایداری مدل الگوریتم ژنتیک خطی، این مدل بر روی داده‌های مربوط به ۴۰ شرکت موجود در نمونه آزمایشی آزمون شده‌است. شرکت‌های قرار گرفته در نمونه آزمایشی در فرایند ساخت مدل دخالت نداشته‌اند، بنابراین به درستی می‌توانند جهت آزمون روایی خارجی مدل به کار روند. مدل الگوریتم ژنتیک غیرخطی توانست شرکت‌های موجود در نمونه آزمایشی را با دقت کلی ۹۰٪ به صورت صحیح در گروه‌های ورشکسته و غیرورشکسته طبقه‌بندی نماید. به این صورت که از میان ۴۰ شرکت موجود در مجموعه آزمایشی، ۳۶ شرکت به

صورت صحیح طبقه‌بندی شده‌اند. مدل الگوریتم ژنتیک غیرخطی در طبقه‌بندی صحیح شرکت‌های ورشکسته در مجموعه آزمایشی دارای دقت ۸۱ درصدی است(از میان ۲۱ شرکت ورشکسته در این مجموعه، ۱۷ شرکت به صورت صحیح طبقه‌بندی شده‌اند). همچنین این مدل در طبقه‌بندی صحیح شرکت‌های غیرورشکسته در مجموعه آزمایشی دارای دقت ۱۰۰٪ است(از میان ۱۹ شرکت غیرورشکسته در این مجموعه، تمامی شرکت‌ها به صورت صحیح طبقه‌بندی شده‌اند). این نتایج نشان می‌دهد که مدل الگوریتم ژنتیک غیرخطی علاوه بر ایجاد نتایج مطلوب در پیش‌بینی وضعیت آتی شرکت‌ها با استفاده از اطلاعات مالی آن‌ها، به سمت طبقه‌بندی شرکت‌ها به گروه شرکت‌های ورشکسته یا گروه شرکت‌های غیرورشکسته سوءدار نیست و نتایج متعادلی ایجاد می‌کند که قابل‌اطمینان می‌باشند. ماتریس اغتشاش نتیجه پیش‌بینی مدل الگوریتم ژنتیک غیرخطی در جدول ۷ نشان داده شده است.

جدول ۷- ماتریس اغتشاش نتیجه پیش‌بینی مدل الگوریتم ژنتیک غیرخطی

		واقعی	
		ورشکسته	**غیرورشکسته**
پیش‌بینی‌شده	**ورشکسته**	۱۷TP =	۰FN =
	غیرورشکسته	۴FP =	۱۹TN =

* منبع: یافته‌های پژوهشگر

بنابراین می‌توان دقت مدل الگوریتم ژنتیک غیرخطی را که در نمونه آزمایشی برابر ۹۰ درصد است را با استفاده از رابطه ۴ محاسبه کرد:

$$\text{دقت مدل الگوریتم ژنتیک غیرخطی} = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} = \frac{۱۹+۱۷}{۱۷+۴+۱۹+۰} = ٪۹۰ \quad (۴)$$

۷- ساخت مدل پیش‌بینی بحران مالی یا ورشکستگی با استفاده از شبکه عصبی

شبکه عصبی مورد استفاده یک شبکه تمام متصل است که از الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا برای آموزش آن استفاده می‌شود. تابع تبدیل مورد استفاده در هر نرون از این شبکه، تابع زیگموئیدی است که در رابطه ۵ آمده است:

$$f(NET)=(1+e^{-NET})^{-1} \qquad (۵)$$

در رابطه(۵)، NET، مجموع وزنی متغیرهای ورودی نرون از لایه قبلی است. با استفاده از این تابع، مقدار خروجی عددی صفر یا یک خواهد بود. نتایج مدل ایجاد شده در تکنیک شبکه عصبی برای نمونه آموزشی و آزمایشی و تعداد خطاها در این دو نمونه به تفکیک برای شرکت‌های ورشکسته و غیرورشکسته در مدل شبکه عصبی در جدول ۸ نشان داده شده است.

جدول ۸- تعداد نمونه و خطاها در مدل شبکه عصبی

شرکت	نمونه آموزشی		نمونه آزمایشی	
	تعداد نمونه	تعداد خطاها	تعداد نمونه	تعداد خطاها
غیرورشکسته	۵۳	۱۵	۱۹	۶
ورشکسته	۵۱	۱۲	۲۱	۶
جمع	۱۰۴	۲۷	۴۰	۱۲

* منبع: یافته‌های پژوهشگر

مدل شبکه عصبی توانست شرکت‌های موجود در نمونه آموزشی را با دقت کلی ۷۴٪ به صورت صحیح در گروه‌های ورشکسته و غیرورشکسته طبقه‌بندی نماید. به این صورت که از میان ۱۰۴ شرکت موجود در مجموعه آموزشی، ۷۷ شرکت به صورت صحیح طبقه‌بندی شده‌اند.

بررسی نتایج این مدل نشان می‌دهد که مدل شبکه عصبی در طبقه‌بندی صحیح شرکت‌های ورشکسته در مجموعه آموزشی دارای دقت ۷۶ درصدی است(از میان ۵۱

شرکت ورشکسته در این مجموعه، ۳۹ شرکت به صورت صحیح طبقه‌بندی شده‌اند). همچنین این مدل در طبقه‌بندی صحیح شرکت‌های غیرورشکسته در مجموعه آموزشی دارای دقت ۷۲٪ است(از میان ۵۳ شرکت غیرورشکسته در این مجموعه، ۳۸ شرکت به صورت صحیح طبقه‌بندی شده‌اند).

به‌منظور بررسی توانایی قدرت تعمیم و پایداری مدل شبکه عصبی، این مدل بر روی داده‌های مربوط به ۴۰ شرکت موجود در نمونه آزمایشی آزمون شده‌است. شرکت‌های قرار گرفته در نمونه آزمایشی در فرایند ساخت مدل دخالت نداشته‌اند، بنابراین به درستی می‌توانند جهت آزمون روایی خارجی مدل به کار روند.

مدل شبکه عصبی توانست شرکت‌های موجود در نمونه آزمایشی را با دقت کلی ۷۰٪ به صورت صحیح در گروه‌های ورشکسته و غیرورشکسته طبقه‌بندی نماید. به این صورت که از میان ۴۰ شرکت موجود در مجموعه آزمایشی، ۲۸ شرکت به صورت صحیح طبقه‌بندی شده‌اند. مدل شبکه عصبی در طبقه‌بندی صحیح شرکت‌های ورشکسته در مجموعه آزمایشی دارای دقت ۷۱ درصدی است(از میان ۲۱ شرکت ورشکسته در این مجموعه، ۱۵ شرکت به صورت صحیح طبقه‌بندی شده‌اند). همچنین این مدل در طبقه‌بندی صحیح شرکت‌های غیرورشکسته در مجموعه آزمایشی دارای دقت ۶۸٪ است(از میان ۱۹ شرکت غیرورشکسته در این مجموعه، ۱۳ شرکت به صورت صحیح طبقه‌بندی شده‌اند).

این نتایج نشان می‌دهد که مدل شبکه عصبی علاوه بر ایجاد نتایج مطلوب در پیش-بینی وضعیت آتی شرکت‌ها با استفاده از اطلاعات مالی آن‌ها، به سمت طبقه‌بندی شرکت‌ها به گروه شرکت‌های ورشکسته یا گروه شرکت‌های غیرورشکسته سوءدار نیست و نتایج متعادلی ایجاد می‌کند که قابل‌اطمینان می‌باشند.

همانطور که مشاهده می‌شود، تعداد کل نمونه آزمایشی ۴۰ شرکت که شامل ۱۹ شرکت غیرورشکسته و ۲۱ شرکت ورشکسته است و مدل ایجاد شده، از ۱۹ شرکت غیرورشکسته، ۶ شرکت را به اشتباه پیش‌بینی کرده است و این بدین معنی است که

خطای نوع دوم برابر ۶ است. همچنین مدل ایجاد شده، از ۲۱ شرکت ورشکسته نیز ۶ شرکت را به اشتباه پیش‌بینی کرده است یعنی ۶ شرکت را غیرورشکسته پیش‌بینی کرده است و این بدین معنی است که خطای نوع اول برابر ۶ است. در کل، مجموع خطاها برابر ۱۲ شرکت است که مدل در پیش‌بینی ورشکستگی یا عدم ورشکستگی آن‌ها اشتباه داشته است.

ماتریس اغتشاش نتیجه پیش‌بینی مدل شبکه عصبی در جدول ۹ نشان داده شده است.

جدول ۹- ماتریس اغتشاش نتیجه پیش‌بینی مدل شبکه عصبی

شرکت		واقعی	
		ورشکسته	غیرورشکسته
پیش‌بینی‌شده	ورشکسته	۱۵TP =	۶FN =
	غیرورشکسته	۶FP =	۱۳TN =

* منبع: یافته‌های پژوهشگر

بنابراین می‌توان دقت مدل شبکه عصبی را که در نمونه آزمایشی برابر ۷۰ درصد است را با استفاده از رابطه ۶ محاسبه کرد:

$$\text{دقت مدل شبکه عصبی} = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} = \frac{۱۵+۱۳}{۱۵+۶+۱۳+۶} = ٪۷۰ \quad (۶)$$

۸- آزمون فرضیه‌ها

برای آزمون فرضیه‌های این تحقیق، دقت پیش‌بینی مدل‌های ایجاد شده در قسمتهای قبل با استفاده از تکنیک‌های الگوریتم ژنتیک خطی و غیرخطی و شبکه عصبی با استفاده از آزمون مک‌نمار[1] مورد مقایسه قرار می‌گیرد. همانطور که مشاهده شد دقت پیش‌بینی مدل‌های ایجاد شده با تکنیک الگوریتم ژنتیک خطی برابر ۸۰ درصد، تکنیک

1. Mc Nemar Test

الگوریتم ژنتیک غیرخطی برابر ۹۰ درصد و تکنیک شبکه عصبی برابر ۷۰ درصد است. حال سؤال این است که آیا این تفاوتها بین دقت پیش‌بینی مدل‌های ایجاد شده با این تکنیک‌ها با هم تفاوت معنی‌دار دارند یا خیر. در این آزمون، نتایج مدل‌های ایجاد شده با همدیگر مقایسه شده تا در مورد وجود تفاوت معنی‌دار در این نتایج تصمیم‌گیری شود. نتایج این آزمون برای آزمون وجود تفاوت معنی‌دار بین نتایج مدل‌های ایجاد شده با استفاده از تکنیک‌های الگوریتم ژنتیک خطی و شبکه عصبی در جدول ۱۰ و بین مدل‌های ایجاد شده با استفاده از تکنیک‌های الگوریتم ژنتیک غیرخطی و شبکه عصبی در جدول ۱۱ نشان داده شده است.

جدول ۱۰- نتایج آزمون مک‌نمار برای تکنیک‌های الگوریتم ژنتیک خطی و شبکه عصبی

تعداد	۱۴۴	شبکه عصبی	الگوریتم ژنتیک خطی	
			۰	۱
آماره کای دو	۰.۹۲۳	۰	۴۶	۲۳
سطح معنی‌داری	۰.۳۳۷	۱	۱۶	۵۹

* منبع: یافته‌های پژوهشگر

نتایج آزمون مک‌نمار برای تکنیک‌های الگوریتم ژنتیک خطی و شبکه عصبی در جدول ۱۰ نشان می‌دهد که چون سطح معنی‌داری بیشتر از ۵ درصد است(۰/۳۳۷) در نتیجه تفاوت معنی‌داری بین نتایج الگوریتم ژنتیک خطی و شبکه عصبی وجود ندارد. اگر چه دقت پیش‌بینی الگوریتم ژنتیک خطی(۸۰ درصد) بیشتر از شبکه عصبی(۷۰ درصد) است ولی این تفاوت از لحاظ آماری معنی‌دار نیست و بنابراین فرضیه فرعی اول مبنی بر بیشتر بودن قدرت پیش‌بینی مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی نسبت به الگوریتم ژنتیک خطی تایید نمی‌شود.

جدول ۱۱- نتایج آزمون مک‌نمار برای تکنیک‌های الگوریتم ژنتیک غیرخطی و شبکه عصبی

تعداد	۱۴۴	شبکه عصبی	الگوریتم‌ژنتیک غیرخطی	
			۰	۱
آماره کای دو	۳.۵۵۹	۰	۵۸	۱۱
سطح معنی‌داری	۰.۰۵۹	۱	۲۳	۵۲

*منبع: یافته‌های پژوهشگر

نتایج آزمون مک‌نمار برای تکنیک‌های الگوریتم ژنتیک غیرخطی و شبکه عصبی در جدول ۱۱ نشان می‌دهد که چون سطح معنی‌داری بیشتر از ۵ درصد است(۰/۰۵۹) در نتیجه تفاوت معنی‌داری بین نتایج الگوریتم ژنتیک غیرخطی و شبکه عصبی وجود ندارد. اگر چه دقت پیش‌بینی الگوریتم ژنتیک غیرخطی(۹۰ درصد) بیشتر از شبکه عصبی(۷۰ درصد) است ولی این تفاوت از لحاظ آماری معنی‌دار نیست و بنابراین فرضیه فرعی دوم مبنی بر بیشتر بودن قدرت پیش‌بینی مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی نسبت به الگوریتم ژنتیک غیرخطی تایید نمی‌شود.

هر چند دقت پیش‌بینی الگوریتم ژنتیک غیرخطی بیشتر از خطی و دقت پیش‌بینی هر دو بیشتر از شبکه‌های عصبی است ولی این تفاوتها از لحاظ آماری معنی‌دار نیست و در مجموع فرضیه اصلی این پژوهش مبنی بر اینکه قدرت پیش‌بینی مدل‌های مبتنی بر شبکه عصبی بیشتر از مدل‌های تکنیک‌های هوش مصنوعی مبتنی بر تجزیه و تحلیل درونی(الگوریتم ژنتیک) است، رد شد.

۹- بحث و نتیجه‌گیری

ورشکستگی به‌عنوان مهمترین ریسکی است که بر شرکت و سرمایه‌گذاران وارد می‌شود. در هنگام وقوع بحران مالی یا ورشکستگی تمامی گروه‌هایی که به نوعی با شرکت در ارتباط هستند، متضرر خواهند شد. بستانکاران و اعتباردهندگان ممکن است قسمت بااهمیتی از طلب خود را از دست بدهند. سرمایه‌های سرمایه‌گذاران بدون

ارزش خواهد شد. کارکنان شغل خود را از دست می‌دهند. نگاهی کلی به پدیده بحران مالی یا ورشکستگی زیان‌های پنهان و آشکار بحران مالی یا ورشکستگی را برای جامعه نمایان خواهد ساخت. منابع اتلاف خواهد شد و بی‌اعتمادی سدی برای توسعه آتی اقتصادی و اجتماعی محسوب می‌شود.

برخلاف برخی دیگر از تحقیقات آکادمیک، نتایج پژوهش‌های پیش‌بینی بحران ماالی یا ورشکستگی و مدل‌های حاصل از آن‌ها در بازارهای سرمایه با استقبال روبرو شده‌اند. تحقیق آلتمن(۱۹۶۸) و مدل ارائه شده توسط وی شاهدی خوبی بر این ادعا است(دیمیتراس و دیگران، ۱۹۹۶).

در این راستا تحقیق حاضر با شناسایی متغیرهای تاثیرگذار در زمینه پیش‌بینی بحران مالی یا ورشکستگی و به کارگیری جدیدترین تکنیک‌های موجود در زمینه طبقه‌بندی، مدل‌هایی جهت پیش‌بینی بحران مالی یا ورشکستگی ایجاد شد. نتایج تجربی این مدل‌ها نشان داد که به کارگیری الگوریتم ژنتیک خطی و غیرخطی و تکنیک شبکه عصبی(که فاقد هرگونه پیش‌فرض و پیش‌شرطی در مورد نحوه توزیع داده‌ها است) بسیار موثر است و می‌تواند در سایر زمینه‌های مالی نیز با موفقیت به کار رود.

نتایج این تحقیق نشان داد که تفاوت معنی‌داری بین نتایج الگوریتم ژنتیک خطی و غیرخطی با شبکه عصبی وجود ندارد. اگر چه دقت پیش‌بینی الگوریتم ژنتیک غیرخطی و الگوریتم ژنتیک خطی بیشتر از شبکه عصبی است ولی این تفاوت از لحاظ آماری معنی‌دار نیست.

نتایج این تحقیق با نتایج تحقیقات فرانکو وارتو، ۱۹۹۸؛ شین ولی، ۲۰۰۲؛ مک‌کی و لنزبرگ، ۲۰۰۲؛ کواتس و فنت، ۱۹۹۲؛ سرانو و سینکا، ۱۹۹۶؛ و شاه و مرتازا ۲۰۰۰؛ مین و لی، ۲۰۰۸؛ راوی و پرامود، ۲۰۰۸؛ سان و لی، ۲۰۰۸؛ هووانگ و همکاران، ۲۰۰۸؛ تیسای، ۲۰۰۹؛ هانگ و چن، ۲۰۰۹؛ لین و دیگران، ۲۰۰۹؛ مین و جوونگ، ۲۰۰۹ و وو، ۲۰۱۰ همراستا است.

بر اساس نتایج این تحقیق به سرمایه‌گذاران توصیه می‌شود، جهت ارزیابی وضعیت

مالی شرکت‌های ایرانی و تصمیم‌گیری در رابطه با سرمایه‌گذاری‌های خود، از مدل‌های الگوریتم ژنتیک خطی و غیرخطی و همچنین شبکه عصبی استفاده نمایند. سرمایه‌گذاران بایستی به این نکته توجه داشته باشند که در این تحقیق از ماده ۱۴۱ جهت تعریف شرکت ورشکسته استفاده شده است؛ این ماده از قانون منجر به تصفیه آنی و توقف عملیات شرکت‌های مشمول نمی‌شود.

به سازمان بورس اوراق بهادار توصیه می‌شود جهت پذیرش شرکت‌ها در بورس و همچنین نحوه ارزیابی شرکت‌ها از این مدل‌ها استفاده کنند.

به حسابرسان پیشنهاد می‌شود در خصوص اظهارنظر درباره تداوم فعالیت شرکت‌های مورد حسابرسی، از این مدل‌ها استفاده کنند.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

منابع

سازمان بورس اوراق بهادار تهران - شورای بورس، (۱۳۷۸)،"مجموعه قوانین و آیین‌نامه‌های بورس اوراق بهادار"، ماده ۷۵ و ۷۶ انحلال شرکت‌ها، چاپ اول.

ساعی، رضا و سعید فلاح‌پور، (۱۳۸۷)، "کاربرد ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها با استفاده از نسبت‌های مالی"، فصلنامه بررسی‌های حسابداری و حسابرسی،شماره ۵۳، ص۱۷-۳۴.

فرج‌زاده دهکردی، حسن، (۱۳۸۴)،"کاربرد الگوریتم ژنتیک در الگوبندی پیش‌بینی ورشکستگی"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد حسابداری، دانشکده علوم انسانی دانشگاه تربیت مدرس.

فقیه، نظام‌الدین، (۱۳۸۳)،"الگوریتم ژنتیک در برنامه‌ریزی بازرسی‌های پیش‌گیرانه"، شیراز، نسیم حیات.

کیارسی، آوا ، زهرا پورزمانی و افسانه توانگر، (۱۳۸۸)،"مقایسه کارایی دوروش رگرسیون لوجیت و تحلیل ممیزی چندمتغیره در تشخیص توانمندی مالی شرکت‌ها(در مورد شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار)"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده اقتصاد و حسابداری دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکزی.

منصور، جهانگیر، (۱۳۷۹)،"قانون تجارت همراه با قانون چک، آیین‌نامه اصلاحی ثبت تشکیلات و موسسات غیرتجاری"، نشر دیدار، چاپ هشتم.

نورالدین، مصطفی ، زهرا پورزمانی و رضا کی‌پور، (۱۳۸۹)،"بررسی و مقایسه توانمندی مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی(الگوهای مورد مطالعه مدل‌های مبتنی بر نسبت‌های مالی سنتی، الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی)"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده اقتصاد و حسابداری دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکزی.

Altman, E.I.,(1968) , "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Rrediction of Corporate Bankruptcy", Journal of Finance, 23,PP. 589–609.

Beaver, W.H.,(1966) , "Financial Ratios as Predictors of Failure", Journal of Accounting Research 4, Empirical Research in Accounting: Selected

Studies,PP. 71-111.

Beaver, W.H., McNichols, M.F. and Rhie, J.W.,(2005) , "Have Financial Statements Become Less Informative? Evidence from the Ability of Financial Ratios to Predict Bankruptcy", Review of Accounting Studies, 10, ,PP. 93–122.

Etemadi, H., Rostamy, A., and Dehkordi, H.(2009) , "A Genetic Programming Model for Bankruptcy Prediction: Empirical Evidence from Iran", Expert Systems with Applications, 36(2) ,PP. 3199–3207.

Galvao, R.K.,(2004) , "Ratio Selection for Classification Models", Data Mining and Knowledge Discovery, 8,PP. 151–170.

Goldberg, D. E.,(1989) , "Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning". New York: Addison-Wesley.

Gordon, M.J.,(1971) , "Towards Theory of Financial Distress". The Journal of Finance, 36,PP. 1347-56.

Haber, J.,(2006), "Theoretical Dvelopment of Bankruptcy Prediction Variables", the Journal of Theoretical Accounting Research, 2,PP. 82-101

Huang, S., Tsai, C.-F., Yen, D., and Cheng, Y.(2008) , "A Hybrid Financial Analysis Model for Business Failure Prediction", Expert Systems with Applications, 35(3) ,PP. 1034–1040.

Hung, C., and Chen, J.,(2009) ,"A Selective Ensemble Based on Expected Probabilities for Bankruptcy Prediction", Expert Systems with Applications, 36(3) ,PP. 5297–5303.

Lin, R., Wang, Y. and Wu, C.,(2009) , "Developing a Business Failure Prediction Model via RST, GRA and CBR", Expert Systems with Applications, 36(2) ,PP. 1593–1600.

McKee, T.E. and Lensberg, T.(2002) , "Genetic Programming and Rough Sets: a Hybrid Approach to Bankruptcy Classification", European Journal of Operational Research, 138,PP. 436-51.

Min, J., and Jeong, C.,(2009) ,"A Binary Classification Method for Bankruptcy Prediction", Expert Systems with Applications, 36(3) ,PP. 5256–5263.

Min, J.H., and Lee, Y.C.,(2008) , "A Practical Approach to Credit Scoring", Expert Systems with Applications, 35(4) ,PP. 1762–1770.

Newton, G.W.,(1998) ,"Bankruptcy Insolvency Accounting Practice and Procedure", 1: Wiley,PP. 21-41

Odom, M. and Sharda, R.,(1993) ,"Neural Network for Bankruptcy Prediction, in: Trippi, Robert & Turban, Efrain, Neural Network in Finance and Investment: Using Artificial Intelligence to Improve Real- World Performance", Probus Publishing Company,PP. 177-185.

Ravi, V., and Pramodh, C.,(2008) , "Threshold Accepting Trained Principal Component Neural Network and Feature Subset Selection:

Application to Bankruptcy Prediction in Banks", Applied Soft Computing, 8(4) ,PP. 1539–1548.

Shah, J.R. and Murtaza, M.B.,(2000) , "A Neural Network Based Clustering Procedure for Bankruptcy Prediction", American Business Review, 18(2) ,PP. 80-86.

Shin, K. and Lee, Y.,(2002) , "A Genetic Algorithm Application in Bankruptcy Prediction Modeling", Expert Systems with Applications, 23(3) ,PP. 321-8.

Sun, J., and Li, H.,(2008) , "Listed Companies Financial Distress Prediction Based on Weighted Majority Voting Combination of Multiple Classifiers", Expert Systems with Applications, 35(3) ,PP. 818–827.

Tam, K.Y., and Kiang, M.Y.,(1992) , "Managerial Applications of Neural Network: The Case of Bank Failure Predictions", Management Science, 38(7) ,PP. 926-947.

Tang, T.C. and Chi, L.C.,(2005) , " Neural Networks Analysis in Business Failure Prediction of Chinese Importers: A between-Countries Approach", Expert Systems with Applications, 29,PP. 244–255.

Tsai, C.F.,(2009) , "Feature Selection in Bankruptcy Prediction", Knowledge-Based Systems, 22,PP. 120–127.

Whitaker, R.,(1999) , "The Early Stays of Financial Distress", Journal of Economics and Finance, 23(2) ,PP. 122-133.

Wu, W.W.,(2010) , "Beyond Business Failure Prediction", Expert Systems with Applications, 37(3) ,PP. 2371–2376.

Zhang, G., HU, M.Y., Patuwo, B.E., and Indro, D.C.,(1999) , "Artificial Neural Network in Bankruptcy Prediction: General Framework and Cross-Validation Analysis", European Journal of Operational Research, 116(1), ,PP. 16-32.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی