طراحی و تبیین مدل پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها در بورس اوراق بهادار تهران

محمد اسماعیل فدایی نژاد - عضو هیات علمی دانشگاه شهید بهشتی
رسول اسکندری - دانشجوی دره دکترای دانشگاه شهید بهشتی

چکیده:
ورشکستگی آخرین مرحله از حیات اقتصادی شرکت‌ها است و بر همه ذینفعان شرکت تاثیر می‌گذارد. بنابراین پیش‌بینی ورشکستگی از اهمیت برخوردار می‌باشد با توجه به اینکه فرایند حقوقی به منظور شناسایی شرکت‌های ورشکسته امری زمان بر است بنابراین در این تحقیق از مفهوم آستانه ورشکستگی برای شناسایی شرکت‌های ورشکسته در بورس اوراق بهادار تهران استفاده شد. سوال اصلی تحقیق این است که کدام یک از مدل‌های پس انتشار خطا، الگوریتم ژنتیک و بهینه سازی تجمعی ذرات با دقت بالاتری ورشکستگی شرکت‌ها را پیش‌بینی می‌کند. همچنین تاثیر داده‌های بازار و نسبت‌های مالی در پیش‌بینی ورشکستگی با یکدیگر مقایسه گردید. نتیجه نشان داد که استفاده از الگوریتم ژنتیک در افزایش دقت پیش‌بینی ورشکستگی موثر است اما مقایسه مدل‌های الگوریتم ژنتیک و بهینه سازی تجمعی ذرات نشان داد که از نظر آماری نمی‌توان اثبات نمود که یکی از این روش‌ها بر دیگری برتری دارد. همچنین نتایج نشان دهنده این بود که استفاده از داده‌های بازار برای پیش‌بینی ورشکستگی موثرتر از استفاده از نسبت‌های مالی و یا استفاده همزمان از داده‌های بازار و نسبت‌های مالی است. همچنین نتایج نشان داد مدلی که از داده‌های بازار استفاده کرده و از طریق الگوریتم بهینه سازی تجمعی ذرات آموزش ببیند می‌تواند تا 92/6 درصد ورشکستگی شرکت‌ها را به درستی پیش‌بینی نماید.

واژگان کلیدی: ورشکستگی، شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک، بهینه سازی تجمعی ذرات

مقدمه:

رقابت روزافزون بنگاه‌های اقتصادی دست‌یابی به منابع را محدود و احتمال ورشکستگی را افزایش داده است.[12] تحقیقات انجام شده قبلی نشان داده که شرکت‌ها ورشکستگی خود را پنهان کرده و زمانی رسما اعلام ورشکستگی می‌کنند که در آن زمان تلاش برای جلوگیری از ورشکستگی بیهوده بوده و بسیار دیر است. [27] بر این اساس یکی از اولین تحقیقاتی که در زمینه شرایط مالی شرکت‌ها انجام شده این بوده است که آیا می‌توان زمان ورشکستگی شرکت‌ها را قبل از وقوع و اعلام رسمی تشخیص داد؟

ورشکستگی

تحقیق در زمینه پیش‌بینی ورشکستگی، با بیش از هشت دهه سابقه، یکی از اولین تحقیقات انجام شده در زمینه دانش مالی است. پیش‌بینی ورشکستگی برای گروه‌های متعددی از جمله ذینفعان شرکت‌ها، دانشگاهیان، بیمه‌گران، وام دهندگان، تحلیلگران مالی و فعالان در زمینه ادغام شرکت‌ها حائز اهمیت است. [30] و [31] هزینه‌های مستقیم و غیر مستقیم ورشکستگی نه تنها از جنبه اقتصادی که از جنبه‌های اجتماعی و سیاسی نیز با اهمیت است.[21] همچنین از نظر حاکمیت شرکتی نیز پیش‌بینی ورشکستگی اهمیت دارد و قانونگذاران به دنبال اعمال قوانینی در محدود کردن ریسک اعتباری هستند. [7]

مهمترین دلیل ورشکستگی شرکت‌ها سوء مدیریت است. [25] یلسون و همکاران [23]ورشکستگی را زمانی می‌دانند که ارزش شرکت کمتر از یک سطح احتمالی باشد این سطح احتمالی به وسیله تغییرات در ساختار زمانی نرخ بهره و عدم اطمینان در ارزش دارایی‌ها تعریف می‌گردد. طبق تعریف ورشکستگی یک سطح مفهومی و انتظاری است بعدها به وسیله تحقیقات انجام شده توسط للند[19]، للند و تافت [20] و زیگلر [37] مدل‌هایی ارائه گردید که قادر بود این سطح شرکت‌ها را اندازه‌گیری نماید.

پیشینه تحقیق

تحقیقات انجام شده در زمینه پیش‌بینی ورشکستگی را می‌توان به شیوه‌های مختلفی تقسیم بندی کرد. یکی از این تقسیم‌بندی‌ها بر اساس نوع مدل است جدول زیر مزایای هر کدام از این مدل‌ها را نشان می‌دهد.

مدل	مزایای اصلی
مدل‌های آماری	تمرکز این مدل ها بر نشانه‌های ورشکستگی است که عمدتا از صورت‌های مالی شرکت‌ها به دست می‌آید. این مدل‌ها می‌توانند به صورت تک متغیره یا چند متغیره بوده و از روش‌های مدل سازی استاندارد کلاسیک استفاده می‌کنند
مدل‌های سیستم هوش مصنوعی خبره	تمرکز این مدل‌ها بر روی عوارض ناشی از ورشکستگی است که از صورت‌های مالی شرکت‌ها استخراج شده است. این مدل‌ها ذاتا چند متغیره بوده و با استفاده از رایانه و به کمک پیشرفت تکنولوژی سعی در پیش بینی ورشکستگی دارند
مدل‌های تئوریک	این مدل‌ها ذاتا چند متغیره بوده و تمرکز آنها بر عوامل کیفی موثر در ورشکستگی شرکت‌ها است که عمدتا بر اطلاعاتی تمرکز دارند که بتوانند از نظر منطقی توجیه کننده ورشکستگی باشند. معمولا از روش‌های آماری و کمی برای پشتیبانی منطق تئوریک استفاده می‌کنند

منبع :عزیز [7]

جدول 1) گروه‌بندی مدل‌های پیش‌بینی کننده ورشکستگی

استفاده از مدل‌های آماری در عمل با محدودیت‌هایی مواجه است به عنوان نمونه بیور [9] به فرض خطی بودن رابطه بین متغیرها در مدل‌های تجزیه و تحلیل یک متغیره اشاره می‌کند. آلتمن [4] به سه فرض محدود کننده در مدل‌های آنالیز تشخیص چند متغیره اشاره دارد که عبارتند از: نرمال بودن توزیع متغیرها، فرض وجود ماتریس توزیع یکنواخت و استفاده از احتمال‌های پیشین. همچنین تمری [33] به موضوع مجهول بودن اهمیت نسبی متغیرها و ذهنی بودن آنها در مدل شاخص ریسک اشاره می‌کند.

نخستین بار اودوم و شاردا در سال 1990 [25] از شبکه‌های عصبی در طراحی مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی استفاده کردند. یافته‌های تحقیق نشان داد که نتایج روش شبکه‌های عصبی صحیح‌تر، دقیق‌تر و معتبرتر از روش تشخیص خطی چند متغیره است. تام و کیانگ[32] قابلیت پیش‌بینی شبکه‌های عصبی را با پیش‌بینی آنالیز تشخیص خطی، رگرسیون لجستیک، درخت‌های تصمیم و نزدیکترین کای مجاور[1]مقایسه کرده و نشان دادند که نتایج حاصل از روش شبکه‌های عصبی صحیح‌تر، دقیق‌تر و معتبرتر می‌باشد.

در ایران نیز تحقیقات مشابهی انجام شده است. تحقیق انجام شده توسط فلاح پور و راعی [3] نشان داده که مدل شبکه عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی به طور معنی داری نسبت به مدل تفکیکی چند متغیره از دقت پیش‌بینی بیشتری برخوردار است. یافته‌های تحقیق دیگری که توسط فرج زاده دهکردی [2] انجام شده نشان دهنده آن است که برنامه ریزی ژنتیک قابلیت پیش‌بینی تا 90 درصد از ورشکستگی‌ها در نمونه آزمون دارد در حالی که تجزیه و تحلیل تفکیکی چند متغیره تا 73 درصد از ورشکستگی شرکت‌ها را می‌تواند پیش‌بینی نماید.

اما مدل‌های شبکه عصبی و هوش مصنوعی نیز خالی از اشکال نبودند. راوی کومار [27] به بررسی معایب و مزایای مدل‌های مختلف هوش مصنوعی پرداخت که خلاصه آن در جدول زیر ارائه شده است:

انجمن حسابداری ایران
Iranian Accounting Association

[1] k-nearest neighbor

تکنیک	ایده اصلی	مزایا	معایب
منطق فازی	این مدل‌های با داده‌های مبهم و کم دقت سر و کار دارند از مجموعه‌های فازی و دانش تجربی انسان در مدل‌ها استفاده می کنند	در شناخت درک فازی انسان از " اگر- آنگاه" خوب عمل کرده و نیاز به الگوریتم های آموزشی اندکی دارند	انتخاب نوع توابع نتایج را تحت تاثیر قرار می‌دهد. همچنین انتخاب زیاد توابع و وابستگی زیادآنها به مجموعه ها فازی به عنوان یک عیب محسوب می‌شود
شبکه عصبی	یادگیری با استفاده از مثال ها و با به کار گیری ساختارها و الگوریتم‌های ذهن انسان انجام می‌شود	توابع تقریب مناسبی هستند، برای پیش‌بینی، طبقه بندی، خوشه بندی و بهینه سازی مناسب هستند	تعیین پارامترها به همراه آموزش دشوار است. طراحی بسیاری از شبکه‌های عصبی نیازمند داده‌های زیاد و تکرار زیاد برای آموزش است
الگوریتم ژنتیک	از اصول اولیه داروین برای حل نقاط بهینه در توابع غیر خطی غیر محدب استفاده می کند	برای یافتن نقاط بهینه سراسری در توابع غیر خطی غیر محدب مناسب است	زمان زیادی لازم است تا همگرا شود اگر متدولوژی تحقیق مناسب نباشد همگرا نخواهد شد.
مجموعه سخت	از تقریب بالا و پائین برای یک مفهوم استفاده می کنند تا به مدل عدم اطمینان در داده‌ها را شناسایی کنند	قاعده‌های "اگر- آنگاه" و ارزش‌های ترتیبی را به کار می گیرد تا کار طبقه بندی را انجام دهد	در برخی از موارد در عمل غیر قابل استفاده است زیرا ممکن است به مجموعه تهی برسد، به تغییرات در داده‌ها حساس است و دقت پائینی دارد
ماشین بردار پشتیبان	از تئوری یادگیری آماری استفاده می کند تا وظایف طبقه بندی و رگرسیون را انجام دهد	زمانی که مسئله به صورت درجه دوم باشد به جواب بهینه سراسری ختم خواهد شد بنابراین برای مثال های کوچک مناسب می‌باشد	انتخاب هسته و پارامترهای آن حساس است. در مرحله تست کند عمل می کند. پیچیدگی الگوریتمی بالایی دارد و حافظه زیادی می خواهد.
درخت تصمیم	از تکنیک بخش بندی بازگشتی استفاده می کنند و مانند آنتروپی اندازه گیری می‌نمایند تا درخت تصمیم	هم مسائل طبقه‌بندی و هم رگرسیون را حل می کند.	برازش بیش از حد می‌تواند یک مشکل باشد همچنین نیاز به داده‌های زیادی برای آموزش است تا یک پیش‌بینی قابل اتکا ارائه دهد

	را از داده‌ها استنتاج نمایند		
DEA[2]	از برنامه ریزی خطی برای رتبه بندی راهکارهای متفاوت استفاده می‌کند.	کاربردهای زیادی دارد و جواب‌های دقیقی می‌دهد	فقط رتبه بندی را انجام می‌دهد و مقدار قطعی رتبه را اعلام نمی‌کند
SC[3]	این روش شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک، فازی و... را ترکیب کرده تا از مزیت همه انها استفاده کند.	از مزایای تکنیک‌های هوش مصنوعی استفاده می‌کند و معایب آنها را تصحیح می‌کند	تقریبا معایبی برای این مدل‌ها نمی‌توان ذکر کرد. اما آنها داده‌های کافی می‌خواهند تا آموزش دیده و برازش شوند.

منبع: راوی کومار و راوی [27]

جدول2) مزایا و معایب تکنیک‌های هوش مصنوعی

بنابراین می‌توان گفت مدل‌های ترکیبی از حداقل معایب برخوردار هستند زیرا نقاط ضعف یک تکنیک را با استفاده از سایر تکنیک‌ها برطرف می‌کنند.

مسئله اصلی و نوع تحقیق

در این تحقیق از آستانه ورشکستگی برای شناسایی ورشکستگی شرکت‌ها استفاده می‌شود همچنین با نوآوری در تعیین متغیرها از روش‌هایی به منظور بهینه‌سازی مدل‌های شبکه عصبی استفاده می‌شود. سوال اصلی تحقیق این است که:

کدامیک از الگوریتم‌های بهینه سازی پس انتشار خطا، الگوریتم ژنتیک و بهینه سازی تجمعی ذرات در شبکه عصبی دقت بالاتری در پیش‌بینی ورشکستگی دارد؟

این تحقیق از نوع تحقیقات کمی است که با استفاده از روش استقرایی و بررسی میدانی در نظر دارد مدلی برای پیش بینی ورشکستگی با استفاده از شبکه عصبی طراحی نماید. قلمرو زمانی این تحقیق محدوده زمانی سال‌های 1383 تا 1387 می‌باشد که به منظور

[۲] Differential Evolution Algorithm

[۳] Soft Computing

تست مدل داده‌های مربوطه از سال1380 به بعد جمع آوری و مورد استفاده قرار گرفته است. قلمرو مکانی تحقیق شرکت‌های سهامی عام پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران می‌باشد و قلمرو موضوعی تحقیق پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها می‌باشد.

روش تحقیق:

شبکه عصبی از تعامل تعداد زیادی از نرون‌ها و ارتباطات آنها شکل می‌گیرد.مدل‌های شبکه عصبی باید با تکرار زیاد تا اندازه‌ای آموزش ببینند که از این طریق صحت و دقت آنها ارتقا پیدا کند. آموزش مدل شامل شش مرحله است:

1- انتخاب یک شبکه عصبی که بیشترین تناسب را با مساله داشته باشد. 2- فراهم آوردن مجموعه ای از متغیرهای ورودی و خروجی آماری 3- تخصیص وزن‌های اولیه توسط کاربر شبکه عصبی به سیستم 4- مقادیر خروجی توسط شبکه عصبی بدست می‌آید. 5- با استفاده از معادله زیر خطای بین خروجی‌ها محاسبه می‌شود.

$$d^{(k)} = Z - Y^{(k)}$$

$d^{(k)}$: بردار خطاها، Y^k: بردار خروجی محاسبه شده، Z: بردار خروجی مورد انتظار

6- قبل از شروع تکرار بعدی ماتریس وزن‌ها اصلاح می‌شود تا از این طریق بتوان مدل را آموزش داد. مراحل 4 تا 6 مدام تکرار می‌شود تا مدل نتایج مطلوبی بدست آورد.

آموزش شبکه با الگوریتم پس انتشار خطا

روش آموزش شبکه چند لایه پرسپترون با الگوریتم پس انتشار خطا یکی از روش‌های آموزش با نظارت می‌باشد که با مقدار دهی اولیه به وزن‌های شبکه با مقادیر تصادفی کوچک آغاز می‌شود سپس در هر مرحله برای هر زوج مرتب آموزشی دو فاز دنبال می‌شود:

فاز اول بردار آموزشی (مولفه اول زوج مرتب) به شبکه داده می‌شود و در واقع انتشار صورت می گیرد و مقادیر خروجی شبکه بدون تغییر وزن‌ها محاسبه می‌شود.

فاز دوم با پس انتشار خطا از لایه خروجی به سمت لایه ورودی شروع می‌شود و وزن یال‌ها به منظور کاهش خطای خروجی اصلاح می‌شود.

مقدار مورد نظر یا به اصطلاح هدف برای خروجی دو مقدار 1 و 1- می‌باشد که عدد یک به معنی ورشکستگی و عدد منفی یک به معنی عدم ورشکستگی است. برای نورون‌های لایه‌های مخفی و خروجی از تابع فعال سازی سیگموئید استفاده می‌شود. که مقداری پیوسته بین منفی یک و یک تولید می کند. در صورتی که خروجی مثبت باشد به معنای ورشکستگی و در صورتی که منفی باشد به معنای عدم ورشکستگی است.

در این تحقیق از نرم افزار متلب برای شبیه سازی شبکه عصبی استفاده گردیده و آموزش با استفاده از روش پس انتشار خطا صورت گرفته است. 70 درصد داده‌ها برای آموزش، 10 درصد برای اعتبارسنجی و 20 درصد برای تست استفاده شده‌اند.

الگوریتم‌های ژنتیک

الگوریتم ژنتیک مجموعه‌ای از روش‌های محاسباتی است که اغلب برای مسائل بهینه سازی و جست و جو به کار می‌روند.[15] به طور کلی الگوریتم‌های ژنتیک برای مسائلی به کار می‌روند که الگوریتم دقیقی برایشان وجود ندارد اما امکان بررسی میزان صحت یک جواب کاندید برای آن مسئله وجود دارد. این دسته از الگوریتم‌ها به پنج عنصر زیر نیاز دارند. [22]

روشی برای کد کردن جواب مسئله به رشته‌هایی مشخص به نام کروموزوم (به طور مثال می‌توان جواب مسئله را به صورت رشته ای از 0 و 1 کد کرد) که در این تحقیق هر کروموزوم مجموعه وزن‌های شبکه در تمامی لایه‌ها است.

تابعی جهت ارزیابی هر کروموزوم یا ارزیابی یک جواب کاندید که در این تحقیق تابع ارزیابی همان کمینه کردن خطای شبکه است

- روشی برای مقادر دهی اولیه جمعیت کرومزوم که در این تحقیق از مقدارهای تصادفی برای وزن‌دهی اولیه استفاده می‌شود.

- عملگرهایی که بر روی کرومزوم‌ها عمل می‌کنند تا کرومزوم‌های جدیدتری به وجود آورند. مانند تقاطع و جهش

- مشخص کردن و تنظیم پارامترهایی که بر الگوریتم و عملگرها تاثیر می‌گذارند. که به این وسیله بتوان سریعتر به جواب دست یافت.

الگوریتم‌های ژنتیک با مقدار دهی تصادفی اولیه به جمعیت کرومزوم‌ها (جواب‌ها)، شروع می‌شود. پس از شکل‌گیری جمعیت اولیه در هر گام دو مرحله زیر انجام می‌شود:

1- انتخاب: در این مرحله تعدادی از کرومزوم‌های فعلی برای تولید کرومزوم‌های جدید انتخاب می‌شوند. اغلب این انتخاب بر اساس تابع ارزیابی صورت می‌گیرد به طوری که کرومزوم‌هایی که به جواب اصلی مسئله نزدیک‌تر باشند با احتمال بیشتری انتخاب می‌شوند.

یکی از روش‌های انتخاب روش انتخاب چرخ گردون[4] می‌باشد [8] در این روش احتمال انتخاب یک کرومزوم براساس رابطه زیر می‌باشد که f_i در آن برابر مقدار تابع ارزیابی برای کرومزوم i می‌باشد.

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^{N} f_j}$$

در این تحقیق تابع فوق میزان خطای هر کروموزوم نسبت به خطای کل کروموزوم ها را محاسبه می‌کند.

2- تولید: در این مرحله با استفاده از کرومزوم‌های انتخاب شده و عملگرهای تعریف شده نسل جدید از کرومزوم‌ها به وجود می‌آید و در انتها با ارزیابی نسل به وجود

[4] Roullet Wheel Selection

آمده، این نسل جایگزین کرومزوم‌های ضعیف‌تر نسل قبل می‌شود. دو دسته از عملگرها در این مرحله تعریف می‌شوندکه عبارتند از جهش و تقاطع

برای استفاده از الگوریتم‌های ژنتیک در آموزش شبکه عصبی عناصر الگوریتم ژنتیک را می‌توان به صورت زیر تعریف نمود.

1- پاسخ مسئله پیدا کردن وزن‌ها و مقادیر بایاس مناسب برای شبکه عصبی می‌باشد. هر پاسخ مسئله به صورت لیست مرتبی از اعداد حقیقی کد می‌شوند

2- به عنوان تابع ارزیابی برای یک کرومزوم، وزن‌ها و مقادیر بایاس شبکه برابر مقادیر متناظر در کرومزوم قرار می‌گیرند سپس برای زوج بردار آموزشی مقدار میانگین مربعات خطا به عنوان تابع ارزیابی در نظر گرفته می‌شوند.

3- بُرد اولیه برای هر عنصر مشخص می‌شود سپس لیست‌هایی با مقادیر تصادفی مثلا به تعداد 100 عدد به وجود می‌آید که دامنه نوسان آنها عددی بین 1- و 1+ باشد.

4- دو عملگر زیر بر روی کرومزوم‌های تصادفی به وجود آمده تعریف می‌شود:

الف) عملگر تقاطع پراکنده[5] : این عملگر به عنوان ورودی دو کرومزوم را به عنوان کرومزوم والد می‌گیرد. سپس به طور تصادفی دنباله‌ای از اعداد 0 و 1 (دودویی) به طول کرومزوم‌های گرفته شده می‌سازد. حال برای ساختن کرومزوم فرزند به این شکل عمل می‌کند که اگر در دنباله ساخته شده عنصر i ام برابر یک بود عنصر i ام کرومزوم فرزند را از والد اول انتخاب کرده و اگر در دنباله ساخته شده عنصر i ام برابر صفر بود عنصر i ام کرومزوم فرزند را از والد دوم انتخاب می‌کند.

ب) عملگر جهش گوسی[6]: این عملگر یک کرومزوم را به عنوان ورودی دریافت می‌کند سپس یک عدد تصادفی بر اساس تابع توزیع گوسی با میانگین صفر انتخاب کرده و این عدد را به هر عنصر کرومزوم ورودی اضافه می‌کند. انحراف معیار این تابع توزیع بر اساس دو پارامتر مقیاس و کشیدگی مشخص می‌شود. این دو پارامتر به بُرد اولیه وابسته

[5] Scattered Crossover
6Gaussian

هستند. پارامتر مقیاس، میزان انحراف معیار را در تولید نسل اول مشخص می‌کند و پارامتر کشیدگی، مشخص می‌سازد که انحراف معیار در تولید نسل‌های بعدی چه قدر تغییر کند.

در این تحقیق به منظور استفاده از الگوریتم ژنتیک برای آموزش شبکه‌های عصبی نیز از نرم افزار متلب و جعبه ابزار تعبیه شده در آن استفاده شده است. همانطور که بیان شد از جمعیت اولیه به تعداد 100 کرومزوم استفاده می‌گردد که تا حداکثر 100 نسل الگوریتم روی آنها اجرا می‌شود. در هر نسل 70 درصد کرومزوم‌ها برای تقاطع انتخاب می‌شوند و بر روی بقیه عملگر جهش انجام می‌شود. انتخاب این اعداد بر اساس آزمون و خطا و ساختار داده‌ها تعیین می‌گردد.

آموزش شبکه عصبی با استفاده از بهینه سازی تجمعی ذرات

روش بهینه سازی تجمعی ذرات[7] اولین بار توسط کندی و ابرهارت [18]در سال 1995 معرفی شد. این روش نیز مانند الگوریتم ژنتیک روشی فرا ابتکاری است که به وسیله تغییر جمعیتی از عامل‌ها کار می‌کند. [17] این روش نیاز به عملگرهای پیچیده‌ای نظیر عملگرهای مورد استفاده در الگوریتم ژنتیک را ندارد و به سادگی قابل پیاده سازی است. به علاوه مقادیر احتمالی در این روش باعث بهبود عملکرد آن شده است. [33]

در الگوریتم بهینه سازی تجمعی ذرات تعدادی عامل به نام ذره به جستجوی فضا برای یافتن نقطه بهینه می‌پردازند. در هر گام ذرات مکان خود را در فضا تغییر می‌دهند تا به هدف خود برسند. مکان جدید هر ذره بر اساس مکان قبلی، بهترین نقطه‌ای که خود آن ذره تا به حال پیدا کرده و بهترین نقطه‌ای که جمع ذرات تاکنون به آن رسیده‌اند تعیین می‌شود. ذره یا پرنده در واقع با تغییر بردار سرعت خود می‌تواند مکان بعدی خود را تعیین کند، بنابراین در این مسئله به ازای هر ذره یک بردار سرعت نیز در نظر گرفته می‌شود. برای نمونه بردار مکان i امین ذره به صورت $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, ..., x_{in}]^T$ و سرعت آن به صورت

[7] Particle Swarm Optimization

$V_i = [v_{i1}, v_{i2}, ..., v_{in}]^T$ خواهد بود. در تکرار t+1 سرعت و مکان جدید ذرات با استفاده از فرمول‌های زیر بدست می‌آید[28]

$$V_i(t+1) = w(t)V_i(t) + c_1 r_1 \left(P_i(t) - X_i(t)\right) + c_2 r_2 \left(G(t) - X_i(t)\right)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + cV_i(t+1)$$

در اینجا Pi بهترین مکانی است که ذره i تا به حال یافته و G بهترین مکانی است که کل ذرات تاکنون به آن رسیده‌اند. $w(t)$ ضریب اینرسی است که در طول اجرای برنامه تغییر می‌کند و نشان دهنده میزان اتکا به سرعت پیشین است. c1 و c2 به ترتیب ضریب شناختی و ضریب اجتماعی نامیده می‌شوند که نشان دهنده میزان اهمیت و ارجحیت بهترین نقاط پیدا شده توسط خود ذره و جمع ذرات هستند. در پیاده سازی این تحقیق این ضرایب به صورت برابر و مساوی 2 انتخاب شده‌اند. c ضریب محدودیت سرعت است که مقدار آن 1 انتخاب شده و اثری ندارد. در این تحقیق از جمعیتی شامل 100 ذره استفاده شد که در 100 تکرار الگوریتم بهینه سازی حرکت جمعی روی آنها اجرا شد.

شناسایی شرکت‌های ورشکسته و جمع آوری اطلاعات

زیگلر [37] تحقیق دکترای خود را در زمینه "تجزیه و تحلیل تئوری بازی در قیمت گذاری اوراق اختیار معامله" انجام داده است. در بخشی از این تحقیق که به ساختار سرمایه و قیمت اوراق اختیار معامله پرداخته شده است ذکر گردیده که سهام شرکت‌ها را می‌توان به عنوان اوراق اختیار خریدی در نظر گرفت که بر روی دارایی‌های شرکت منتشر شده و قیمت حق اعمال آن معادل ارزش اسمی اوراق بدهی منتشره توسط شرکت است. به این ترتیب سطح آستانه ورشکستگی شرکت‌ها به شکل زیر محاسبه می‌گردد:

$$S = (1-T)\frac{(I \times D)}{(s^2/2 + R_F)}$$

که در آن D میزان بدهی شرکت، I نرخ تامین مالی، s^2 واریانس دارایی‌های شرکت، T نرخ مالیات شرکت، R_F نرخ بازده بدون ریسک

با مقایسه سطح آستانه ورشکستگی شرکت‌ها با قیمت سهام آنها در بورس اوراق بهادار تهران می‌توان دریافت که چه شرکت‌هایی در قیمت‌های پائین‌تر از سطح آستانه ورشکستگی مورد معامله قرار گرفته‌اند. به این ترتیب در دوره زمانی تحقیق که بین سال‌های 1383 تا 1387 بوده است تعداد 44 شرکت ورشکسته شناسایی گردیدند که به ازای هر شرکت ورشکسته دو شرکت غیر ورشکسته هم اندازه و هم صنعت برای آنها انتخاب شده و در نمونه قرار گرفتند. اطلاعات مالی سه سال قبل از ورشکستگی همه شرکت‌ها استخراج گردید تا از آن در پیش‌بینی ورشکستگی استفاده شود. نمونه گیری از جامعه آماری به صورت 70 درصد نمونه‌های آموزش، 10 درصد اعتبار سنجی و 20 درصد تست استخراج گردیدند و با استفاده از آنها مدل سازی و تست مدل انجام پذیرفت.

متغیرهای موثر در پیش‌بینی ورشکستگی:

الف) نسبت‌های مالی

بعد از معرفی اثر برجسته بیور[9] علاقه محققان به استفاده از نسبت‌های مالی در پیش‌بینی ورشکستگی به نحو چشمگیری افزایش پیدا کرد.

لنسبرگ و همکاران [21] بیست و هشت متغیر پیش‌بینی کننده ورشکستگی متشکل از نسبت‌های مالی و غیر مالی را بررسی کرده و نشان دادند که اطلاعات حسابداری برای شرکت‌های بزرگ بیشتر اهمیت دارد تا برای شرکت‌های کوچک. طبق استدلال آلتمن [5] می‌توان گفت که به طور کلی نسبت‌های سودآوری، نقدینگی و توان بازپرداخت بدهی، مهمترین متغیرهای پیش‌بینی کننده ورشکستگی هستند.

هوسری و رحمان [16] دریافتند که 5 نسبت پر کاربرد در پیش‌بینی ورشکستگی عبارتند از: نسبت درآمد خالص به کل دارائی‌ها، نسبت دارائی‌های جاری به بدهی‌های جاری، نسبت کل بدهی‌ها به کل دارائی‌ها، نسبت سرمایه در گردش به کل دارائی‌ها، نسبت سود قبل از بهره و مالیات به کل دارائی‌ها.

بررسی تحقیقات انجام شده نشان می‌دهد که نسبت‌های مالی مطرح شده در زمینه پیش‌بینی ورشکستگی در چهار گروه قرار می‌گیرند که در این تحقیق از مهمترین نسبت‌های ذکر شده در این گروه‌ها به شرح زیر استفاده شده است:

- نسبت‌های سود آوری: سود قبل از بهره و مالیات به فروش، سود قبل از بهره و مالیات به فروش، بازده حقوق صاحبان سهام، بازده دارائی‌ها، پوشش هزینه بهره
- نسبت‌های نقدینگی: نسبت جاری، نسبت آنی، نسبت سرمایه در گردش به کل دارائی‌ها
- نسبت‌های بدهی: بدهی به دارایی، بدهی به حقوق صاحبان سهام
- نسبت‌های فعالیت: گردش حقوق صاحبان سهام، گردش کل دارائی‌ها

ب) داده‌های بازار

صرف نظر از موفقیت مدل‌های مبتنی بر نسبت‌های مالی، مبنای نظری برای توجیه انتخاب نسبت‌ها مورد انتقاد قرارگرفته است زیرا نسبت‌های مالی ماهیتا تاریخی بوده و ممکن است در معرض دستکاری و ظاهر آرایی قرار گرفته باشند. یافته‌های بیور و همکاران [10] حاکی از آن بود که متغیرهای بازار فاکتور مهمی در پیش‌بینی ورشکستگی محسوب می‌گردند. بر این اساس و با توجه به بررسی تحقیقات پیشین متغیرهای زیر برای پیش‌بینی ورشکستگی انتخاب گردیدند:

ریسک: در تحقیق ونگ و همکاران [36] نشان داده شده است که شرکت‌های با بتای بالا یک سال قبل از ورشکستگی نوسان بازدهی بیشتری دارند.

بازده بازار سهام: بیور و همکاران[10] به این نتیجه رسیدند که شرکت‌های ورشکسته نوسان پذیری بازده و ریسک نکول بیشتری داشته‌اند.

ارزش روز نسبی سهم: شاموی [30] برای تشخیص شرکت‌های ورشکسته، متغیرهای بازار و متغیرهای حسابداری را در قالب یک مدل مخاطره ساده گرد هم آورد. یکی از مهمترین متغیرهای بازار در مدل او ارزش روز نسبی سهم بود.

ارزش دفتری به ارزش روز: ترتسکی و مک ایون [35] از قدر مطلق نسبت (B/M) برای نشان دادن ریسک بازار یک شرکت استفاده کردند. نتایج نشان داد احتمال ورشکستگی برای شرکت‌هایی که از نظر بازار پر ریسک‌تر تلقی می‌شوند، بیشتر است.

صنعت: تحقیقات چاوا و جارو [11] نشان داد که گروه و یا صنعتی که شرکت‌ها در آن فعالیت می کنند در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها تاثیر گذار است.

عمر شرکت: لنسبرگ و همکاران [21] نشان دادند نرخ ورشکستگی شرکت‌های جوان در مقایسه با شرکتهای قدیمی به نحو چشمگیری بالاتر است.

اندازه شرکت: لنسبرگ و همکاران [21] نشان دادند بین ریسک ورشکستگی و اندازه شرکت رابطه منفی وجود دارد.

سهام شناور آزاد: به طور منطقی این انتظار وجود دارد که هر چه میزان سهام شناور آزاد شرکت‌ها بیشتر باشد امکان ریسک دستکاری قیمت کاهش یابد. رجبی [1] نشان داده که بین سهام شناور آزاد شرکت‌ها و شاخص حاکمیت شرکتی در بورس اوراق بهادار تهران رابطه منفی وجود دارد. از سوی دیگر دونهر [13] در تحقیق خود نشان داده که بین حاکمیت شرکتی و ورشکستگی شرکت‌ها رابطه وجود دارد از این رو در این تحقیق از درصد سهام شناور آزاد شرکت‌ها به عنوان یکی از اطلاعات بازار به منظور پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها استفاده شده است.

حجم مبنا: فرینو و همکاران [14] به این نتیجه رسیدند که شکاف عرضه و تقاضا قبل از ورشکستگی افزایش یافته و حجم معاملات کاهش می‌یابد. در صورتی که حجم

معاملات کاهش یابد احتمال رسیدن به حجم مبنا نیز کاهش می‌یابد بنابراین در این تحقیق از حجم مبنا به عنوان یک متغیر پیش‌بینی کننده ورشکستگی استفاده شده است.

توقف نماد معاملاتی: در بورس‌های اوراق بهادار توسعه یافته توقف نماد معاملاتی به منظور عدم وجود عرضه یا تقاضا و یا به هنگام برگزاری مجمع و یا به دلیل ارائه گزارش وجود ندارد. در این تحقیق از داده‌های مربوط به درصد روزهای توقف معاملاتی نسبت به کل روزهای معاملاتی سال به عنوان داده‌های بازار استفاده شده است.

حد نوسان قیمت سهام: بیور و همکاران[10] نشان داد که قیمت بازار سهام شرکت‌ها قبل از ورشکستگی افت می‌کند. بنابراین در این تحقیق از تعداد دفعاتی که سهام به حد نوسان منفی خود می‌رسد به عنوان متغیر پیش‌بینی کننده استفاده می‌شود.

نتایج تحقیق

برای مقایسه قابلیت پیش‌بینی مدل‌ها حداقل از چهار معیار می‌توان استفاده نمود که عبارتند از: میانگین مربعات خطا (MSE)، درصد پیش‌بینی درست (Pass)، خطای نوع اول (Err1) یعنی درصد ورشکستگی‌هایی که به اشتباه عدم ورشکستگی پیش‌بینی شده‌اند و خطای نوع دوم (Err2) درصد عدم ورشکستگی‌هایی که به اشتباه ورشکستگی پیش‌بینی شده‌اند. با توجه به جدول زیر به نظر می‌رسد که الگوریتم ژنتیک به صورت میانگین در مجموعه آموزش کمی بدتر از پس انتشار خطا عمل کرده و در عوض در مجموعه تست بهتر از پس انتشار خطا عمل کرده است.

	trMSE	trPass	trErr1	trErr2	tsMSE	tsPass	tsErr1	tsErr2
پس انتشار خطا	0/64	79/1	12/6	8/20	1/28	63/5	19/5	16/8
الگوریتم ژنتیک	0/66	77/9	13/8	8/21	1/29	66/3	18/9	14/6

جدول3) میانگین معیارهای مختلف برای روش‌های الگوریتم ژنتیک و پس انتشار خطا

اما برای آنکه بتوان به طور قطع اظهار نظری در مورد برتری الگوریتم ژنتیک بر پس انتشار خطا داشته باشیم باید همبستگی و پی مقدار آن‌ها را محاسبه نمائیم در صورتی که پی مقدار محاسبه شده کمتر از 5 درصد باشد فرض صفر (که در اینجا برتری الگوریتم ژنتیک به پس انتشار خطا است) تائید می‌گردد این اطلاعات در جدول زیر ارائه شده است:

	Corr	p-value		Corr	p-value
trMSE	0/055	0/44	tsMSE	0/0061	0/931
trPass	-0/074	0/29	tsPass	0/1512	0/034
trErr1	0/074	0/30	tsErr1	-0/0326	0/649
trErr2	0/0007	0/99	tsErr2	-0/0876	0/221

جدول4) مقادیر همبستگی و پی مقدار روش‌های آموزش الگوریتم ژنتیک و پس انتشار خطا

در مورد اکثر معیارها نمی‌توان به قطعیت نظری در مورد وجود همبستگی ارائه نمود. ولی در مورد درصد پیش‌بینی‌های درست در مجموعه تست با توجه به پی مقدار 03/ می‌توان گفت که درصد پیش‌بینی‌های درست در مجموعه تست هنگامی که از الگوریتم ژنتیک استفاده می‌کنیم بهتر از زمانی است که از روش پس انتشار خطا استفاده می‌کنیم. بنابراین احتمالاً الگوریتم ژنتیک منجر به شبکه عصبی عمومی‌تری[8] نسبت به الگوریتم پس انتشار خطا می‌شود. یعنی شبکه حاصل کمتر به داده‌های مجموعه آموزش حساس می‌شود. به منظور مقایسه دو روش الگوریتم ژنتیک و حرکت تجمعی ذرات بررسی می‌گردد که آیا رابطه‌ای معنی دار میان روش آموزش و معیارهای خطا وجود دارد.

	trMSE	trPass	trErr1	trErr2	tsMSE	tsPass	tsErr1	tsErr2
GA	0/66	77/9	13/8	8/2	½	66/3	18/9	14/6
PSO	0/67	77/6	12/3	10/0	1/1	64/4	18/0	17/4

جدول 5) میانگین معیارهای مختلف برای روش‌های الگوریتم ژنتیک و بهینه سازی تجمعی ذرات

[8] Generalization

بر اساس جدول فوق میانگین معیارهای مختلف خطا خصوصاً درصد پیش‌بینی‌های درست در مجموعه تست نشان می‌دهد که الگوریتم ژنتیک به صورت میانگین بهتر از بهینه‌سازی تجمعی ذرات عمل کرده است ولی بررسی میانگین کافی نیست و این مدعا نیازمند اثبات به شیوه آماری است. بررسی‌های آماری نشان می‌دهد که تقریباً این دو روش مانند یکدیگر عمل می‌کنند و به طور قطعی نمی‌توان یکی را بر دیگری ترجیح داد. جدول زیر اطلاعات مربوط به مقایسه دو روش را نشان می‌دهد.

	Corr	p-value		Corr	p-value
trMSE	0/020	0/779	tsMSE	-0/056	0/438
trPass	-0/025	0/726	tsPass	-0/115	0/111
trErr1	-0/118	0/102	tsErr1	-0/048	0/499
trErr2	0/138	0/055	tsErr2	0/133	0/064

جدول 6) مقادیر همبستگی و پی مقدار مربوط به مقادیر خطا نسبت به روش‌های آموزش الگوریتم ژنتیک و بهینه سازی تجمعی ذرات

هیچ رابطه معنی داری بین انتخاب الگوریتم ژنتیک یا بهینه سازی تجمعی ذرات به عنوان روش آموزش و معیارهای مختلف وجود ندارد زیرا پی مقدارها هیچگاه کمتر از 05/ نبوده‌اند و نمی‌توان راجع به وجود همبستگی اظهار نظر کرد. بنابراین با وجود آنکه از لحاظ میانگین، ژنتیک بهتر از بهینه سازی تجمعی ذرات عمل کرده ولی هیچ شاهد آماری مبنی بر بهتر بودن الگوریتم ژنتیک نسبت به بهینه سازی تجمعی ذرات وجود ندارد.

به منظور بررسی تاثیر داده‌ها بر پیش‌بینی ورشکستگی میزان همبستگی تغییر هر یک از معیارهای خطا نسبت به اعمال داده‌های بازار و یا نسبت‌های مالی بررسی می‌گردد. با توجه به جدول زیر می‌توان دریافت هم در قسمت مجموعه آموزشی و هم در مجموعه تست داده‌های بازار بسیار بهتر از داده‌های دسته دوم یعنی نسبت‌های مالی عمل کرده‌اند.

انجمن حسابداری ایران
Iranian Accounting Association

	Corr	p-value		Corr	p-value
trMSE	0/145	0/017	TsMSE	0/064	0/29
trPass	-0/152	0/013	TsPass	-0/32	0
trErr1	0/303	0	tsErr1	0/34	0
trErr2	-0/145	0/018	tsErr2	-0/01	0/81

جدول7) مقادیر همبستگی و پی مقدار مربوط به مقادیر خطا نسبت به داده‌های ورودی بازار و نسبت‌های مالی

میانگین مربعات خطا در مجموعه آموزشی پس از استفاده از نسبت‌های مالی به جای داده‌های بازار افزایش یافته است که پی مقدار 01/ این مطلب را تأیید می‌کند. در مجموعه تست با اینکه همبستگی همچنان مثبت است ولی پی مقدار آن را تأیید نمی‌کند. یعنی نمی‌توان به صراحت گفت که میانگین مربعات خطا در مجموعه تست پس از استفاده از نسبت‌های مالی بدتر شده است، در عین حال می‌توان مطمئن بود که بهتر نیز نشده است.

خطای نوع اول در هر دو قسمت آموزش و تست پس از استفاده از نسبت‌های مالی افزایش یافته است یعنی درصد ورشکستگی‌هایی که عدم ورشکستگی پیش بینی شده‌اند بیشتر شده است. در مقابل خطای نوع دوم در قسمت آموزش کاهش پیدا کرده ولی در قسمت تست تغییر خاصی نداشته است. درصد پیش‌بینی‌های درست در هر دو مجموعه آموزشی و تست پس از استفاده از داده‌های ورودی دسته دوم نسبت به داده‌های ورودی دسته اول کاهش یافته است (همبستگی منفی). این معیار در واقع عملکرد نهایی شبکه عصبی را نشان می‌دهد و با توجه به نتایج فوق مسلماً شبکه‌ای که با داده‌های بازار به عنوان ورودی آموزش می‌بینند در نهایت بهتر از شبکه‌ای که با نسبت‌های مالی آموزش یافته عمل می‌کند. لازم به ذکر است که نتایج استفاده از داده‌های بازار بهتر از نتایج استفاده همزمان از هر دو گروه داده‌ها یعنی نسبت‌های مالی و داده‌های بازار بوده است.

همچنین یافته‌های تحقیق نشان داد زمانی که از داده‌های بازار استفاده شود و شبکه عصبی با استفاده از حرکت تجمعی ذرات آموزش ببیند و یک شبکه سه لایه با 15

نرون در لایه مخفی داشته باشیم مدل پیش‌بینی ورشکستگی می‌تواند 92.6 درصد ورشکستگی‌ها در نمونه آزمون را به درستی پیش‌بینی نماید.

فهرست منابع

1. رجبی، روح الله. خدابخشی، علی. (1388) "بررسی رابطه بین نظام راهبری و ارزش بازار شرکت‌ها در ایران" پایان نامه کارشناسی ارشد حسابدرای دانشگاه آزاد اسلامی

2. فرج زاده دهکردی، حسن (1386) "کاربرد الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی ورشکستگی" پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تربیت مدرس

3. فلاح پور، سعید. راعی،(1383) "پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی "، پایان نامه دوره کارشناسی ارشد مدیریت مالی، دانشگاه تهران

4. Altman, E.I, Haldeman, R.G, Narayanan, P, (1977) "ZETA analysis: a new model to identify bankruptcy risk of corporations" Journal of Banking and Finance 1 (1)

5. Altman, Edward, I, (1968) "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy" The Journal of Finance 23

6. Atiya, A. (2001). Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results. IEEE Transactions of Neural Networks, 12(4)

7. Aziz, A.E, Diar, L, (2006) “Bankruptcy Predictio, Where we stand?” Journal of Corporate Governance, Vol 6, No. 1

8. Bäck, T (1996) “Evolutionary Algorithms in Theory and Practice” ISBN:0-19-509971-0

9. Beaver, w, (1966) “Financial Ratios as Predictors of Failures, In Empirical Research in Accounting”, selected studies supplement to the Journal of Accounting research, 1(4)

10. Beaver, W.H, McNicjols, 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, 10,1

11. Chava, S, Jarrow, R (2004) “bankruptcy prediction with industry effects” Review of Finance ,no 8

12. Daubie, M, Meskens, N, (2002) “Business failure prediction: a review and analysis of the literature” Working Paper, Department of Productions and Operations Management, Catholic University of Mons, Belgium

13. Donoher, W. J (2004) “To File or Not to File? Systemic incentives, corporate control,and the bankruptcy decision” Journal of Management, 30(2)

14. Frino, A, Jones, S, Boong Woong, J, (2007) “Market Behaviour around Bankruptcy Announcements: Evidence from the Australian Stock Exchange” AFAAN Accounting and Finance Vol. 47, No. 4

15. Goldberg, D.E (1989) “Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine Learning” PublisherAddison-Wesley Longman Publishing Co

انجمن حسابداری ایران
Iranian Accounting Association

16. Hossari, G., and Rahman, S, (2005) “A comprehensive formal ranking of the popularity of financial ratios in multivariate modeling of corporate collapse” Journal of American Academy of Business, No 6

17. Kennedy, J (1997) “The particle swarm: social adaptation of knowledge”, Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation, Indianapolis, IN

18. Kennedy, J., Eberhart, R. C (1995) “Particle swarm optimization”, in Proc. IEEE International Conference on Neural Networks, IEEE Service Center, Piscataway, NJ

19. Leland , E.H (1994) “Corporate Debt Value, Bond Covenant and Optimal Capital Structure” The journal of finance, Vol 49, No. 4

20. Leland, H. E and Toft, K. B., (1996), Optimal Capital Structure Endogenous Bankruptcy and the Term Structure of Credit Spreads, Journal of Finance 51

21. Lensberg, T, Eilifsen, A, and McKee, T.E, (2006) “Bankruptcy theory development and classification via genetic programming” European Journal of Operational Research, No 169

22. Montana, DJ and Lorence, D (1989) “Training Feedforward Neural Networks Using Genetic Algorithms” IJCAI'89 Proceedings of the 11th international joint conference on Artificial intelligence - Volume 1

23. Neilsen, L, Saa_Requejo, J and Santa Clara, P (1993) “Default risk and interest rate risk: the term structure of default spreads” working paper, INSEAD

Iranian Accounting Association

24. Newton W (1998) "Grant Bankruptcy and Insolvency Taxation" Cumulative Supplement, John Wiley & Sons Inc. New York

25. Odom, M. and Sharda, R (1990) "A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction" Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks II

26. Ooghe, H., De Prijcker, S. (2006), "Failure processes and causes of company bankruptcy: a typology", Department of Accountancy & Corporate Finance, Ghent University,Working Paper, No. 388,

27. Ravi Kumar, P and Ravi, V (2007) "Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques" European Journal of Operational Research 180 No.180

28. Rugent, D, Menciuniene, V and Dagilene, L (2010) "The Importance of Bankruptcy Prediction and Methods" Business: Theory and Practice. Vilnius: Technika, Vol. 11, No. 2

29. Shi, Y, Eberhart, R (1998) "A modified particle swarm optimizer", in: Proc. 1998 IEEE Intl. Conf. Evolutionary Computation, IEEE WCCI

30. Shumway, T (2001) "Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model", Journal of Business, Vol 74, No1

31. Sprengers M.A (2005) "Bankruptcy Prediction using Classification and Regression Trees" Bachelor Thesis Informatics & Economics Faculty of Economics Erasmus University Rotterdam.

Iranian Accounting Association

32. Tam, K.Y and Kiang, M (1992) “Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Predictions”, Management Science, 38(7)

33. Tamari, M (1966) “Financial ratios as a means of forecasting bankruptcy” Management International Review 4

34. Tan, Y., Xiao, Z.M (2007) “Clonal particle swarm optimization and its applications”, The 2007 IEEE Congress on Evolutionary Computation

35. Turetsky, HF and McEwen, R A (2001) "An empirical investigation of firm longevity: a model of the ex ante predictors of financial distress" Review of Quantitative Finance and Accounting, 16

36. Wang, J, Meric, G, and Lui, Z (2009) “Stock market crashes, firm characteristics, and stock returns” Journal of banking and finance, volume 33 issue 9

37. Ziegler, A (2004) “A game theory analysis of options. Berlin” Springer-Verlag, ISBN:354020668X.

انجمن حسابداری ایران
پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی
Iranian Accounting Association