مقایسه مدل تحلیل تمایزی چندگانه با مدل شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته شده در بازار بورس اوراق بهادار تهران

دکتر احمد احمدپور

عضو هیئت علمی و استاد دانشگاه مازندران

حبیبه میرزایی اسرمی

کارشناس ارشد حسابداری دانشگاه مازندران.

چکیده

پژوهش حاضر به مطالعه‌ی پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران به وسیله‌ی شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌پردازد .بهترین نسبت‌های مالی پیش‌بین در پژوهش‌های صورت گرفته در پیشینه موضوع به عنوان ورودی شبکه‌های عصبی انتخاب شده‌اند. شبکه‌ی عصبی به کار گرفته شده در این پژوهش از نوع پرسپترون چند لایه می‌باشد که به روش الگوریتم پس انتشار خطا آموزش دیده‌اند، و شامل شبکه عصبی پیشخور سه لایه با ترکیب (۵:۱۸:۲) در آرایش نرون‌هاست. نمونه‌های انتخاب شده در برازش الگو شامل یک گروه ۵۴ عضوی از شرکت های ورشکسته ویک گروه ۶۴ عضوی از شرکت‌های غیرورشکسته بورس اوراق بهادار تهران است که گروه ورشکسته بر مبنای

مشمولیت ماده ۱۴۱ قانون تجارت طی سال‌های ۱۳۸۱ تا ۱۳۸۹و گروه غیرورشکسته وبراساس روش نمونه گیری تصادفی از شرکت‌های تولیدی پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران طی دوره زمانی تحقیق انتخاب شده اند. از مدل تحلیل تمایزی چندگانه به منظور مقایسه‌ی دقت پیش‌بینی مدل شبکه‌های عصبی استفاده شده است. ملاک صحت پیش‌بینی مدل ها سطح زیر منحنی ROC می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی ورشکستگی، مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، مدل تحلیل تمایزی چندگانه (MDA)، الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا (BP)،

مقدمه

پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها از پنجاه سال پیش موضوع مهم جهانی شده بود شاید علت آن از یک سو اهمیت ارزیابی حسابرسان از ریسک ورشکستگی و تداوم فعالیت شرکت-ها و در کنار آن افزایش خطر تقلب در صورت‌های مالی با توجه به سقوط شرکت‌هایی چون وردکام، انرون و ... بوده و از سوی دیگر هزینه‌های اقتصادی و اجتماعی قابل ملاحظه‌ای بود که ورشکستگی شرکت‌ها به سهامداران، اعتباردهندگان، موسسات اعتباری و بانک‌ها، مدیران، کارکنان شرکت و مشتریان و ... و در مجموع به اقتصاد ملی تحمیل می‌کرد. این امر منجر به تلاش‌های قابل ملاحظه محققان برای ایجاد و بهبود مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی شده است. [۱۲] ورشکستگی آخرین مرحله از حیات اقتصادی شرکت ها است و بر همه ذینفعان شرکت ها اثر می گذارد [۱۱]. مدل پیش‌بینی ورشکستگی با ارائه سیگنال‌های هشداردهنده از ورشکستگی احتمالی، مدیریت و سرمایه‌گذاران و کلیه ذی نفعان را قادر می‌سازد تا اقدامات بازدارنده انجام داده و مدت زمان تحمل زیان ها و ریسک تصمیم گیری را کاهش دهند.

جذابیت‌های ماندگار این رشته منجر به مطالعات متنوع با متغیرهای پیش‌بین، روش-های آماری و رویکردهای پیش‌بینی متفاوت، شده است. در طی دهه‌های اخیر، روش‌های

استفاده شده در هدف پیش‌بینی، ماهیت اطلاعات استفاده شده و ابزارهای محاسباتی به کاررفته متفاوت بوده‌اند. استفاده از رویکردهای آماری کلاسیک به دلیل محدودیت‌های خاص این روش‌ها محدود شده و ابزارهای محاسباتی مبتنی بر شبکه‌های عصبی، منطق فازی، الگوریتم ژنتیک و ابزارهای هیبریدی در پیش‌بینی مالی طی سال‌های اخیر رواجی دوچندان یافته‌اند.

با این وجود درباره‌ی تحقیق‌هایی که در زمینه‌ی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها انجام شده، چندین نقطه ضعف عمده عنوان شده است. نخستین نقطه ضعف این تحقیقات نبود یک تئوری اقتصادی عمومی درباره بحران مالی است که بتوان با استفاده از آن متغیرهایی را که باید در الگو گنجانده شود تعیین کرد. نقطه ضعف دوم مربوط به ارائه تعاریف متفاوت درباره رویداد مورد نظر است. همه تعاریف به کاررفته در تحقیقات شامل رویدادهای قابل مشاهده هم‌چون ورشکستگی قانونی، ناتوانی در بازپرداخت وام و عدم پرداخت سود تقسیمی سهام ممتاز محدود بوده اند. به علاوه، نمی توان نتایج حاصل از توان برتر پیش‌بینی برخی از نسبت-های مالی را تعمیم داد و بدان وسیله رابطه‌ای از یک تئوری حسابداری مبتنی بر عوامل پیش-بینی کننده ورشکستگی شرکت حتی با ثبات نسبی ارائه نمود [5]. به علاوه مبانی نسبت‌ها در مدل پیش‌بینی ورشکستگی در مطالعات مختلف متفاوت است و انتخاب مهم‌ترین نسبت‌های پیش‌بینی مشکل است؛ و در نهایت آن که، متدلوژی مورد استفاده در پیدا کردن مدل پیش‌بینی ورشکستگی در ادبیات ورشکستگی با مشکل مواجه بوده و انتقاد آمیز است[7].

مروری بر پیشینه تحقیق

ورشکستگی یک شرکت معمولاً به وسیله عوامل مختلف مرتبط به هم تعیین می‌شود؛ بنابراین تعیین دلیل یا دلایل دقیق ورشکستگی و مشکلات مالی در هر مورد خاص کار آسانی نیست. عموماً عوامل ورشکستگی شامل عوامل بیرونی (برون سازمانی) و عوامل درونی (درون سازمانی) می‌باشد[4]. از مهمترین دلایل ورشکستگی در ایران می‌توان به نوسانات اقتصادی و

متغیرهای سیاسی به عنوان دلایل بیرونی و غیرقابل کنترل توسط شرکت‌ها و بالا بودن هزینه‌های تولید، هزینه‌ی بهره پرداختنی و بروکراسی تولید به عنوان عوامل درونی و قابل‌کنترل توسط شرکت‌ها اشاره کرد[13].

نسبت‌های مالی معیارهای ارزنده‌ای برای افشای اطلاعات مالی مهم و ارزیابی موقعیت مالی یک شرکت محسوب می‌شوند، با توجه به این که نسبت‌های مالی بر اساس اندازه شرکت استاندارد و نرمال می‌شوند، تحلیل نسبت‌های مالی به طور وسیعی برای بررسی عملکرد یک شرکت در یک دوره زمانی و همچنین ارائه مبنایی برای مقایسه بین شرکت‌ها مورد استفاده واقع می‌شود[23,18,25].

علاوه بر این که نسبت‌های مالی معیارهای ارزشمندی در مقایسه عملکرد بین شرکت-ها محسوب می‌شوند، آنها به عنوان متغیرهای پیش‌بین در مطالعات ورشکستگی شرکت‌ها نیز مفیدند. چهار گروه از نسبت‌های مالی وجود دارند که به طور گسترده در مدل پیش‌بینی ورشکستگی وارد شده‌اند. این چهار گروه نسبت‌های مالی شامل نسبت‌های سوددهی، نسبت-های اهرمی[1] (ساختار سرمایه)، نسبت‌های نقدینگی[2] و نسبت‌های عملکرد[3] می‌باشند. این چهار گروه نسبت‌ها، ویژگی‌های مالی شرکت ورشکسته را به صورت هم زمان بررسی می‌کنند و می‌توانند تاثیرات عوامل بیرونی و عوامل درونی را بر روی احتمال ورشکستگی شرکت منعکس نمایند[17,15,23,27,25,20].

اولین تحقیق در زمینه‌ی پیش‌بینی ورشکستگی در سال ۱۹۰۰ توسط تومان وودلاک انجام شد. وی یک تجزیه و تحلیل کلاسیک در صنعت راه آهن انجام داد و نتایج تحقیق خود را در مقاله‌ای تحت عنوان «درصد هزینه‌های عملیاتی به سود انباشته ناخالص» ارائه کرد. در

[1] -profitability ratios
[2] leverage ratios
[3] -liquidity ratios

سال ۱۹۱۱، لارس جامبر لاین در مقاله‌ای تحت عنوان «اصول سرمایه‌گذاری اوراق قرضه» از نسبت‌های به دست آمده به وسیله وودلاک، نسبت‌های عملکرد را به وجود آورد. در سال ۱۹۳۰ تا ۱۹۳۵، آرتور ونیکور و ریموند اسمیت در مطالعات خود تحت عنوان «روش‌های تحلیل در سبت های مالی شرکت‌های ورشکسته» دریافتند که صحیح‌ترین نسبت برای تعیین وضعیت ورشکستگی، نسبت سرمایه در گردش به کل دارایی است. اولین تحقیقاتی که باعث ایجاد مدلی برای پیش‌بینی ورشکستگی شد، تحقیقات ویلیام بیور در سال ۱۹۶۶ بود. بیور (۱۹۶۶) از نسبت‌های مالی و تحلیل تک متغیری برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت استفاده کرد. وی بر این نکته اشاره دارد که نسبت‌های مالی می‌توانند معیارهای حیاتی در پیش‌بینی شرایط و وضعیت مالی شرکت قلمداد شوند.[17] .

تحلیل تک متغیری در مطالعه بیور (۱۹۶۶)، بر مفید بودن نسبت‌های مالی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت تاکید دارد ولی این رویکرد در عمل محدودیت‌هایی دارد. مهمترین محدودیت این رویکرد آن است که تنها از یک نسبت برای بررسی وضعیت شرکت و پیش-بینی ورشکستگی استفاده می‌کند در صورتی که دید تک بعدی از شرکت بدون بررسی سایر نسبت های مالی کامل به نظر نمی‌رسد. بر اساس تحلیل تک متغیری، هر نسبتی به تنهایی معیاری برای طبقه‌بندی اختیاری و دل خواهانه فراهم می‌کند در صورتی که نسبت‌های مالی با بررسی جداگانه ممکن است معیارهای متضاد و گیج کننده‌ای فراهم آورند.[17] .

مدل تحلیل تمایزی چندگانه ترکیب خطی متغیرهای تفکیک کننده خاص است. طبق این مدل بر اساس مقایسه نمره بدست آمده از مدل و دامنه شمول تعیین شده مدل برای تفکیک، شرکت‌ها در گروه های ورشکسته و غیرورشکسته طبقه‌بندی خواهند شد. [16] آلتمن[1] (۱۹۶۸) نخستین فردی است که الگوهای پیش‌بینی ورشکستگی چند متغیره را عرضه

[1] - Altman

کرد. او با به کارگیری روش تحلیل تمایزی چندگانه و استفاده از نسبت‌های مالی به عنوان متغیرهای مستقل به دنبال پیش‌بینی ورشکستگی بنگاه‌ها، بود. وی الگوی معروف خود را تحت عنوان الگوی z-score ارایه داد که در پیش‌بینی ورشکستگی تجاری معروف است.آلتمن نتیجه می‌گیرد که مدل پیش‌بینی مبتنی بر تحلیل تمایزی چندگانه، توانایی پیش‌بینی بهتری را درتفکیک شرکت‌های ورشکسته و غیرورشکسته نسبت به تحلیل تک متغیری ارائه می دهد؛ چرا که رویکرد تمایزی چندگانه موقعیت عالی یک شرکت را با استفاده از مولفه‌های چند بعدی ارزیابی می‌کند[15]. آلتمن (۱۹۹۳) آلتمن اولین محققی است که تحلیل تمایزی چندگانه را برای مدل پیش‌بینی ورشکستگی برگزیده است. این روش، با استفاده از مولفه‌های مالی چند بعدی، قابلیت اتکا و توان پیش‌بینی بالاتری را فراهم می‌آورد. هنور هم مدل رتبه z آلتمن به طور وسیع درمطالعات پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها به کار می‌رود[17].

اودوم و شاردا[1] (۱۹۹۰) اولین کسانی بودند که متفاوت از روش‌های آماری تکنیک-های محاسباتی مدل شبکه‌های عصبی را برای پیش‌بینی ورشکستگی در مطالعه‌ای غیرتجربی به کار گرفتند. آن‌ها بیان می‌کنند که رویکرد شبکه‌های عصبی، برتری قابل ملاحظه‌ای نسبت به سایر روش‌های پیش‌بینی دارد. شبکه‌های عصبی می‌توانند طرح‌های پیچیده را به طور کارآمدتر و بهتری نسبت به روش‌های آماری تحلیل کند و به مفروضات آماری محدود کننده ملزم نیست. این مزایا به مدل شبکه‌های عصبی اجازه می‌دهد تا سطح بالاتری از صحت را فراهم سازد. مدل پیش‌بینی شبکه‌های عصبی از شبکه پرسپترون سه لایه شامل لایه ورودی[2]، لایه‌ی پنهان (یاد گیرنده)[3] و لایه خروجی[4] در مدل پیش بینی‌تشکیل شده است[21]. تسوکودا و

---

[1] - odom and sharda

[2] - input layer

[3] - hidden(learning) layer

[4] - output layer

بابا[1] (۱۹۹۴) یک شبکه انتشار برگشتی را در مقابل تحلیل تمایزی در پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از داده‌های مالی برای یک و سه سال گذشته در ناتوانی شرکت‌های پذیرفته شده و پذیرفته نشده ژاپنی مقایسه کردند. نتایج نشان می‌دهند که دیدگاه شبکه انتشار برگشتی با داده پرنوسان نسبت به داده‌های آماری بهتر کار می‌کنند[24]. ویلسون و شاردا[2] (۲۰۰۳) و شاردا و ویلسون (۱۹۹۶) از یک طرح تجربی شامل مجموعه‌های آموزش و آزمون برای تست تاثیرات انتشار برگشتی در مقایسه با بسیاری از روش‌های طبقه‌بندی آماری استفاده کردند. آن‌ها با استفاده از تکنیک‌های دوباره نمونه‌گیری مونت کارلو، تایید کردند که دقت پیش‌بینی انتشار برگشتی متعارف‌تر از روش‌های آماری هستند[26,22]. جو و دیگران[3] (۱۹۹۷) سه تکنیک مختلف در پیش‌بینی ورشکستگی مقایسه کردند عبارتند از: تحلیل تمایزی، پیش‌بینی بر پایه موضوع، و شبکه انتشار برگشتی (BP). در طبقه‌بندی شرکت‌های کره‌ای طی ۱۹۹۱-۱۹۹۳ بر اساس صنعت و میانگین نسبت اعتبار در صنعت، آن‌ها دریافتند که شبکه انتشار برگشتی از دو تکنیک دیگر بهتر بود. آزمایشات آن‌ها همچنین نشان داد که آزمایش با داده‌های خام نتیجه‌ای بهتر نسبت به داده‌های نرمال شده می‌دهد.[19] . احمدی کاشانی (۱۳۸۴) در پژوهش خود تحت عنوان «ارائه الگوی پیش‌بینی ورشکستگی در صنعت تجهیزات و لوازم خانگی» به بررسی تعدیل ضرایب الگوی آلتمن در صنعت تجهیزات و لوازم خانگی پرداخته که طبق نتیجه تحقیق وی الگوی تعدیل شده آلتمن در صنعت یاد شده با دقت ۹۰/۷٪ شرکت‌های ورشکسته و غیرورشکسته را تفکیک می‌کند[1] .کمیجانی و سعادت فر (۱۳۸۵) به پیش‌بینی ورشکستگی اقتصادی شرکت‌های بورسی در بازه زمانی ۱۳۶۸- ۱۳۸۴ و با استفاده از شبکه‌های عصبی سه و چهار لایه و متغیرهای ورودی نسبت جاری، حاشیه ناخالص سود و نسبت سود خالص به بدهی جاری با آرایش نرونی (۱-۹-۳) و (۱-۹-۳-۳) پرداخته‌اند[13] . سعیدی و آقایی (۱۳۸۸) نیز

[1] - Tsukuda and Baba
[2] - Wilson R.L., and Sharda, R.
[3] - Jo, H.Y. Han, I.G. and Lee, H.Y.

در پژوهش خود به پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های بورس در بازه زمانی ۱۳۷۵-۱۳۸۵ با استفاده از شبکه ساده بیز پرداخته و نتایج حاصل از آن را با مدل رگرسیون لوجستیک مقایسه نموده‌اند[6] .در این پژوهش که هدف اصلی آن پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌های تولیدی با استفاده از مدل شبکه‌های عصبی با آرایش نرونی (۲-۱۸-۵) در طراحی شبکه و متغیرهای پیش‌بین،دارایی‌های جاری به بدهی‌های جاری، دارایی‌های سریع به بدهی‌های جاری، کل بدهی‌ها به کل دارایی‌ها، سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها، سودخالص به کل دارایی‌ها به همراه مقایسه آن با روش تحلیل تمایزی چندگانه استفاده شده است. صحت کلی مدل با استفاده از منحنی ROC و سطح زیر منحنی بررسی می‌شود. معیار ورشکستگی شرکت-ها ماده ۱۴۱ قانون تجارت[1] است.

شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی جزء سیستم‌های دینامیکی هوشمند مدل ° آزاد[2] قلمداد می‌شوند که با پردازش روی داده‌های تجربی دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند.

شیوه‌ی برخورد روش محاسباتی شبکه‌های عصبی، تسخیر اصول راهبردی زیربنایی فرایند مغز و به کارگیری آنها در سیستم‌های کامپیوتری است. ما نمی دانیم مغز چگونه اطلاعات سطح بالا را در خود می‌گنجاند و بنابراین نمی توانیم از آن تقلید کنیم، لیکن می‌دانیم

[1] – اگر زیان انباشته شرکت حداقل نصف سرمایه شرکت باشد هیئت مدیره مکلف است بلافاصله مجمع عمومی فوق‌العاده صاحبان سهام را دعوت کند تا موضوع انحلال یا بقا شرکت بررسی شود. هرگاه مجمع مزبور رای به انحلال شرکت ندهد، باید در همان جلسه و با رعایت مقررات ماده ۶ این قانون، سرمایه شرکت را به مبلغ سرمایه موجود کاهش دهد. (صقری، محمد، ۱۳۷۶)

[2] – Model - free

که مغز از تعداد زیادی واحدهای بسیار کند لیکن شدیداً مرتبط به یکدیگر تشکیل شده است. در مدل‌سازی سیستم‌های اصلی مغز، باید راه کاری بیابیم که بیشتر با ساختار موازی مغز سازگاری داشته باشد نه با ساختار پی در پی. این مدل‌های موازی باید بتوانند دانش را به صورت موازی در خود جای دهند و به همین شکل نیز آن را پردازش کنند.

مزیت اصلی شبکه‌های عصبی، قابلیت فوق‌العاده آن‌ها در یادگیری و نیز پایداری‌شان در مقابل اغتشاشات ناچیز ورودی است[3]. به عنوان مثال اگر از روش‌های عادی برای تشخیص دست‌خط یک انسان استفاده کنیم ممکن است در اثر کمی لرزش دست، این روش‌ها به تشخیص غلطی برسند در حالی که یک شبکه عصبی که به صورت مناسب آموزش داده شده است حتی در صورت چنین اغتشاشی نیز به پاسخ درست خواهد رسید. در نتیجه، تاکید ما بر این حقیقت است که انتخاب شبکه درست با محاسبات صحیح، عامل اصلی در تضمین موفقیت عملکرد است.

شبکه‌های عصبی مصنوعی با وجود این که با سیستم عصبی طبیعی قابل مقایسه نیستند، ویژگی‌هایی دارند که آن‌ها را در بعضی از کاربردها مانند تفکیک الگو، رباتیک، کنترل و به طور کلی در هر جا که نیاز به یادگیری یک نگاشت خطی و یا غیرخطی باشد ممتاز می‌نماید.

شبکه پرسپترون چندلایه

دوره ۱۹۴۰ تا ۱۹۶۰ را شاید بتوان به عنوان اولین دوره‌ی وجود شبکه‌های عصبی در نظر گرفت. در این دوره، شبکه‌ها به اندازه کافی برای حل مسایل جالب، پیچیده نبودند. از برخی وقایع مهم این دوره می‌توان به موارد ذیل اشاره داشت.

نخستین کاربرد عملی شبکه‌های عصبی در اواخر دهه ۵۰ قرن بیستم مطرح شد، زمانی که فرانک روزنبلات[1] در سال ۱۹۵۸ شبکه پرسپترون را معرفی نمود. روزنبلات و همکارانش شبکه‌ای ساختند که قادر به شناسایی الگوها از هم بود. در همین دوره، برنارد ویدرو[2] در سال ۱۹۶۰ شبکه عصبی تطبیقی خطی آدالاین/مادالاین[3] را با الگوریتم آموزش LMS مطرح نمود که از لحاظ ساختار شبیه شبکه پرسپترون بود.

هر دوی این شبکه‌ها، پرسپترون و آدالاین، دارای این محدودیت ذاتی بودند که توانایی طبقه‌بندی الگوهایی را داشتند که به طور خطی[4] از هم متمایز باشند. ویدرو و روزنبلات هر دو از این امر آگاه بودند. چون آن‌ها قانون یادگیری را برای شبکه‌های عصبی تک لایه که توانایی محدودی در تخمین توابع داشتند مطرح نموده بودند. هر چند آن‌ها توانستند شبکه‌های چند لایه را مطرح نمایند لیکن نتوانستند الگوریتم‌های شبکه‌های تک لایه‌شان را بهبود بخشند[14].

ساختار پیوندها و تماس‌ها و تعداد لایه‌ها و نرون‌ها تعیین کننده معماری شبکه است که بایستی قبل از استفاده از شبکه‌های عصبی تنظیم شود [3]. یک شبکه‌ی عصبی مصنوعی از تعداد زیادی گره و پاره خط‌های جهت‌دار که گره‌ها را به هم ارتباط می‌دهند تشکیل شده است.گره‌هایی که در لایه‌ی ورودی هستند گره‌های حسی[5] و گره‌هایی لایه‌ی خروجی، گره-

---

[1]- frank rosenblalt

[2]- bernurd widrow

[3]- adaline/ MAdoline

[4] – مسئله ای را جدایی پذیر خطی تعریف می کنیم که تنها به وسیله‌ی یک فوق صفحه بتوان محدوده‌ی تصمیم را به دو گروه طبقه‌بندی کرد (البرزی، محمود؛ ۱۳۸۶).

[5] – sensory

های پاسخ دهنده[1] نامیده می‌شوند[8]. به منظور قابل استفاده بودن سیستم باید توانایی ذخیره اطلاعات را داشته باشد. سیستم‌های عصبی به شکل مورد انتظار آموزش می‌یابند تا بعدا در زمانی که الگوی جدیدی به منظور تشخیص یا طبقه‌بندی به آن عرضه شود، همواره رفتاری صحیح ارائه دهد. هدف در مرحله‌ی آموزش شبکه، گسترش یک ساختار درونی است که شبکه را قادر سازد تا الگوی جدید و مشابه را به طرز صحیحی مشخص یا طبقه‌بندی کند.

شبکه‌های عصبی پرسپترون، به ویژه پرسپترون چندلایه که دارای توانایی بیش‌تری نسبت به شبکه‌های عصبی تک لایه است، در زمره کاربردی‌ترین شبکه‌های عصبی می‌باشند. این شبکه‌ها قادرند با انتخاب مناسب تعداد لایه‌ها و سلول‌های عصبی، که اغلب زیاد هم نیستند، یک نگاشت غیرخطی را با دقت دلخواه انجام دهند. به طوری که شبکه‌های عصبی پیش‌خور دو لایه با توابع محرک سیگموئید در لایه اول قادرند هر تابعی را به دقت دلخواه تقریب بزنند [14]. شبکه‌های پرسپترون چندلایه سلسله مراتبی از واحدهای پردازش‌گر است که در یک مجموعه‌ی متشکل از دو یا چند مجموعه‌ی منحصر به فرد از نرون‌ها یا لایه‌ها، سازمان‌دهی شده‌اند. این شبکه‌ها از به هم پیوستن سه شبکه پرسپترون ایجاد شده است که یکی لایه‌ی ورودی و دوتای دیگر لایه‌های میانی و خروجی نامیده می‌شوند [14].

شبکه‌های عصبی چند لایه‌ی پیش‌خور، تابع سه جزء عمده می‌باشند:

۱. تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌ها در هر لایه؛
۲. تابع انتقال یا تابع محرک مورد استفاده؛
۳. وزن‌های شبکه عصبی مصنوعی [8].

[1] – responding

قانون یادگیری در شبکه پرسپترون چندلایه

شبکه‌های عصبی به عنوان سیستم‌های یادگیری[1] دارای این توانایی هستند که از گذشته و تجربه و محیط بیاموزند و رفتار خود را در حین یادگیری بهبود بخشند. در شبکه‌های چند لایه، به پروسه‌ی یادگیری نیاز است چون ارتباط ورودی و خروجی در آن‌ها کاملاً مشخص نیست. در حالت کلی دو نوع یادگیری موجود است: یادگیری با ناظر[2] و یادگیری بدون ناظر[3].

در فرایند یادگیری سه مورد زیر باید به ترتیب انجام شوند:

۱ - سیستم یادگیرنده توسط محیط تحریک انجام شوند؛
۲ - قانون یادگیری با رجوع به نتیجه تحریک پارامترهای سیستم، یادگیری را تغییر دهد،
۳ - سیستم یادگیرنده به خاطر تغییراتی که در ساختار داخلی آن اتفاق افتاده پاسخ مناسب‌تری به محیط بدهد[14].

قاعده‌ی فراگیری[4] در شبکه‌های عصبی چند لایه پیش‌خور (شبکه‌های پرسپترون چند لایه) «قاعده‌ی کلی دلتا» یا «قاعده‌ی پس از انتشار» است. در این قاعده‌ی یادگیری، وزن‌های شبکه به گونه‌ای تنظیم می‌شوند که خطایی را که بر مبنای مقدار اختلاف بین خروجی مطلوب و خروجی واقعی شبکه‌ی پیش‌خور حاصل شده است، به حداقل رسانند.

روش تحقیق

[1] -سیستم‌های یادگیر سیستم‌هایی هستند که می‌توانند رفتارشان را جهت دست‌یابی به هدف و مقصدی خاص صرفاً با مشاهده عملکردشان بهبود بخشند (منهاج، محمدباقر؛ ۱۳۷۷).

[2] - Supervised Learning

[3] -Unsupervised Learning

[4] - قاعده‌ی فراگیری، روش میزان کردن ضرایب وزنی شبکه را بیان می کند (البرزی، محمود؛ ۱۳۸۶).

این پژوهش از لحاظ روش بررسی، یک پژوهش تحلیلی- ریاضی محسوب می‌شود. در این پژوهش با استفاده از شبکه‌های عصبی، به پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران پرداخته شده است. شرکت‌های تولیدی جامعه آماری طی سال‌های ۱۳۸۱ تا ۱۳۸۹ بررسی و بر اساس گزارش بازرس قانونی شرکت، لیستی از شرکت-هایی که در بین سال‌های ۱۳۸۱ تا ۱۳۸۹ مشمول ماده ۱۴۱ قانون تجارت شده‌اند تهیه شد. این لیست ۵۴ شرکت ورشکسته را در بر می‌گرفت. لازم به ذکر است که با توجه به این که در مورد هر شرکت از اطلاعات یک و دو سال قبل از ورشکستگی نیز استفاده شده است، پس در مجموع باید از اطلاعات شرکت‌ها بین ۱۳۷۹ تا ۱۳۸۹ استفاده شود. سپس با استفاده از نمونه-گیری تصادفی، ۶۴ شرکت گروه دوم نیز انتخاب شدند. امکان تطبیق دادن شرکت‌های دو گروه از نظر صنعت به دلیل محدود بودن تعداد ورشکستگی در هر صنعت وجود نداشت. در صورتی که هنوز هم اهمیت تأثیرات صنعت به عنوان جزء مهمی از پیش‌بینی ورشکستگی حس می‌شود. البته یک حسن متنوع بودن صنایع این است که تعمیم پذیری مدل افزایش می‌یابد.

داده های خام مورد نیاز در این تحقیق با مراجعه به آرشیو نرم‌افزاری سازمان بورس و اوراق بهادار تهران، وب سایت مدیریت پژوهش توسعه و مطالعات اسلامی سازمان بورس و اوراق بهادار[1] و دانلود کلیه صورت‌های مالی شرکت‌های تولیدی پذیرفته شده در بورس جمع-آوری شده است.

برای طراحی یک مدل شبکه عصبی باید تعداد لایه‌های پنهان شبکه، تعداد نرون‌های هر لایه، الگوریتم یادگیری، تابع تبدیل، تابع عملکرد[2]، نرخ یادگیری، تعداد تکرارها[3]، نرمال کردن داده‌ها، اندازه مجموعه آموزشی، آزمایشی و ارزیابی تعیین شود.

[1] -www.rdis.ir
[2] -Performance Function
[3] -Epoch

نتایج بیش‌تر تحقیقات قبلی در زمینه دسته‌بندی و پیش‌بینی ورشکستگی نشان می‌دهد که برای حل این نوع مسایل، داشتن یک لایه‌ی پنهان در شبکه کافی است. به عنوان مثال، می‌توان از تحقیقات صورت گرفته توسط اودوم و شاردا (۱۹۹۰)، تام کیانگ[1] (۱۹۹۲)، ژانگ و همکاران[2] (۱۹۹۹) و فلاح‌پور (۱۳۸۳) نام برد. بنابراین در این پژوهش نیز در طراحی شبکه‌های عصبی، از یک لایه‌ی پنهان استفاده شده است. در مسایل از نوع دسته‌بندی، تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر با تعداد متغیرهای پیش‌بین است. بنابراین در این پژوهش، تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر با پنج است. با توجه به اینکه شبکه دو خروجی دارد، پس تعداد نرون لایه خروجی برابر با دو خواهد بود، یک نرون مربوط به شرکت‌های ورشکسته است و یک نرون مربوط به شرکت‌های غیرورشکسته خواهد بود. تعیین تعداد نرون‌های لایه میانی (پنهان) کار ساده‌ای نیست و بیش‌تر با استفاده از سعی و خطا صورت گرفته است، به نحوی که عملکرد کلی شبکه بهبود یابد، با توجه به سعی و خطاهای صورت گرفته بهترین تعداد نرون‌ها ۱۸ عدد می‌باشد.

برای آموزش شبکه‌های عصبی از الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا استفاده شده است. تابع تبدیل مورد استفاده در لایه‌ی خروجی، و لایه‌ی پنهان، تابع سیگموئیدی است که فرمول آن برابر است با:

$$a = \text{tansig}\,(n) = \frac{2}{1 + e^{(-2n)}} - 1$$

معادل ریاضی این تابع (tansig)، همان تانژانت هایپربولیک (tanhn) است. فرق این دو تابع در این است که سرعت اجرا شدن تابع tansig در متلب سریع‌تر از تابع تانژانت هایپربولیک است؛ اما نتایج حاصل از آن با مقدار بسیار کوچکی خطا همراه است. درنتیجه در

[1] -Tam & Kiang
[2] -Zhang, et al

برنامه‌های متلب به جای تابع tanhn از تابع tansig استفاده می‌کنیم. این تابع برای استفاده در شبکه‌های عصبی در جایی که سرعت دارای اهمیت است کارایی زیادی دارد.

تابع عملکرد آموزش شبکه، متوسط مجموع مربعات خطا (MSE)[1] در نظر گرفته شده است؛ این تابع عملکرد معمولاً در طراحی شبکه‌های عصبی پیش‌خور چند لایه مورد استفاده قرار می‌گیرد که از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

M

در ارتباط نرخ یادگیری باید گفت اگر نرخ یادگیری کوچک باشد، یادگیری به کندی انجام می‌شود و اگر بزرگ انتخاب شود، باعث نوسان زیاد و ناپایداری سیستم می‌شود. نرخ یادگیری مورد استفاده در این پژوهش، با استفاده از تابع عملکرد MSE و همچنین چندین بار آزمایش، ۰,۱ انتخاب شد.

MSE ۰,۰۱ نیز به‌طور پیش فرض در برنامه شبکه عصبی موجود است، زیرا پس از این نقطه در عملکرد کلی شبکه بهبود چندانی حاصل نمی‌شود.

در برخی از پژوهش‌های قبلی، عنوان شده است که در پیش‌بینی درماندگی مالی با استفاده از نسبت‌ها، نیازی به نرمال کردن[2] داده‌های ورودی نیست، در این تحقیق نیز با توجه به نتایج مطلوب حاصل از به کارگیری داده‌های معمولی، نرمال کردن داده‌ها صورت نپذیرفت.

پرتال جامع علوم انسانی

[1] -Mean Squared Error
[2] -Normalization

در این تحقیق داده‌ها به سه دسته آموزشی[1]، ارزیابی[2] و آزمایشی[3] تقسیم می‌شوند، و تقسیم‌بندی به این صورت است که ۷۰٪ داده‌ها برای آموزش شبکه، ۱۵٪ داده‌ها برای ارزیابی پیشرفت یادگیری شبکه و ۱۵٪ برای آزمایش شبکه استفاده خواهد شد.

نتایج تحقیق

جدول ۱ نتایج پیش‌بینی درست دو مدل شبکه عصبی و تحلیل تمایزی چندگانه را در سال مبنا همراه با درصد پیش‌بینی درست ارائه نموده است.

جدول۱ نتایج پیش‌بینی مدل‌های شبکه عصبی و تحلیل تمایزی چندگانه

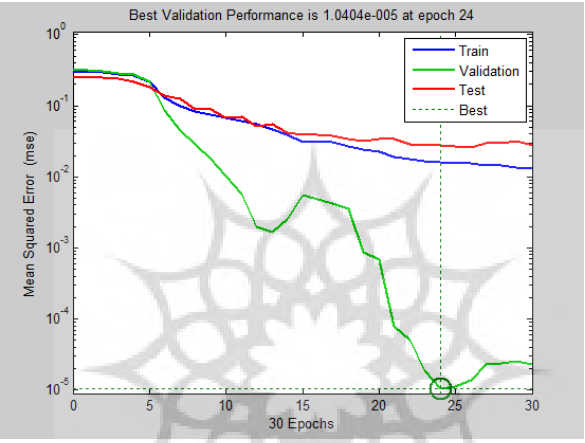
سال	عضویت گروه‌های پیش‌بینی شده-MDA		عضویت گروه‌های پیش‌بینی شده-ANN	
	ورشکسته	غیرورشکسته	ورشکسته	غیرورشکسته
مبنا	۵۲	۵۸	۵۴	۶۳
	٪۹۶,۳	٪۹۰,۶	٪۱۰۰	٪۹۸,۴

باتوجه به درصد عضویت گروه‌های نمونه‌های ۵۴ عضوی از شرکت‌های گروه ورشکسته و نمونه‌های ۶۴ عضوی از شرکت‌های گروه غیرورشکسته، نتایج حکایت از دقت بالاتر مدل شبکه‌های عصبی در تفکیک شرکت‌ها و هم‌چنین خطای نوع اول و دوم پائین‌تر نسبت به مدل تحلیل تمایزی دارد.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

[1] -Training
[2] -Validation
[3] -Testing

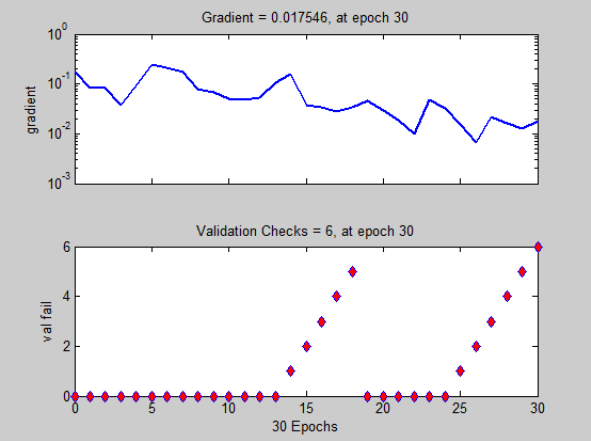
همانطور که در شکل ۱ نمایان است با شروع یادگیری شبکه خطای مربوط به هر اپک[1] ثبت خواهد شد. مسلما در اپک‌های بعدی و با پیشرفت یادگیری شبکه، میزان خطاها روند نزولی خواهد داشت و شبکه به سوی پاسخ‌های مطلوب پیش خواهد رفت. اما این روند نزولی میزان خطا، از نقطه‌ای به بعد نه تنها سودی نخواهد داشت بلکه سبب آموزش بیش از حد شبکه خواهد شد، بدین معنی که شبکه برای ۷۰٪ داده‌ی انتخاب شده خطایی بسیار کوچک خواهد داد ولی برای داده‌های جدید ممکن است خطای بزرگی داشته باشد.



(الف)

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

[1]-Epoch

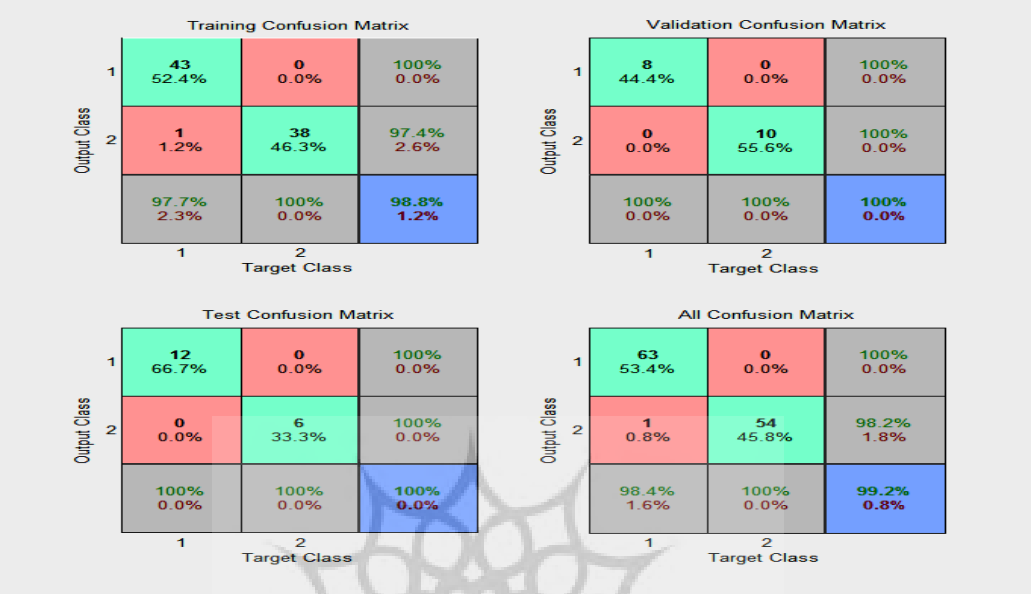


(ب)

شکل ۱ نمودار ارزیابی عملکرد آموزش شبکه عصبی

در شکل ۱ بهترین نقطه عملکرد برای آموزش شبکه، در اپک بیست و چهارم است. در شکل ۱ (ب) این موضوع به وضوح دیده خواهد شد که در مرحله ارزیابی از شروع تا اپک سیزدهم، افزایش خطا نداشته‌ایم. از اپک چهاردهم تا هجدهم افزایش خطا داشتیم، ولی از آنجا که منحنی خطا قبل از اینکه به شش اپک برسد دوباره روند نزولی پیدا کرد روند ارزیابی ادامه پیدا کرده تا جایی که از اپک بیست و پنجم تا سی‌ام افزایش خطا مشاهده شد و در نتیجه اپک بیست و چهارم (اپک قبل از شروع افزایش خطا) به عنوان بهترین اپک در آموزش شبکه انتخاب شده است. در واقع وزن‌های به دست آمده در اپک بیست و چهارم به عنوان وزن‌های شبکه آموزش دیده در نظر گرفته خواهد شد.

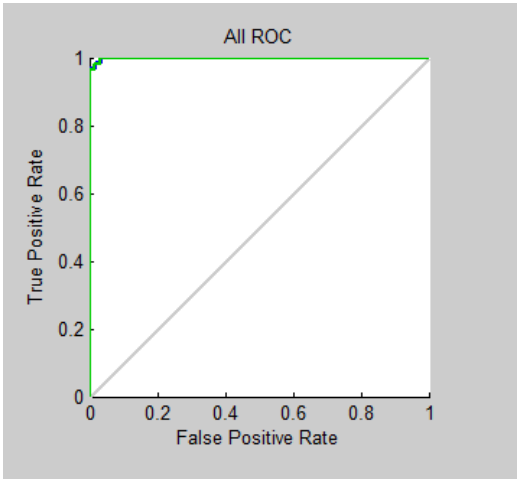
یادگیری شبکه در سه دسته‌ی آموزشی، ارزیابی و آزمایش در سال مبنا منجر به نتایج نشان داده شده در شکل ۲ شده است:



شکل ۲ نتایج حاصل از شبکه آموزش دیده در سال مبنا

در پایان، ۱۵ درصد از داده‌ها به عنوان داده‌های آزمایش به شبکه اعمال خواهد شد تا مشاهده شود که آیا روند نزولی خطای به دست آمده در این مرحله با روند نزولی مرحله آموزش سازگار بوده است یا خیر. این مطلب نیز به وضوح در شکل ۱ مشاهده می‌شود.

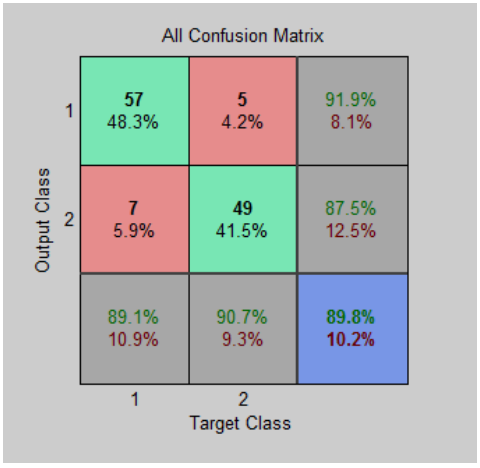
در مطالعات مدل‌سازی جهت سنجش میزان دقت مدل و پیش‌بینی صورت گرفته از منحنی ROC و سطح زیر منحنی نیز استفاده می کنند. هر چه سطح زیر منحنی ROC به عدد ۱ نزدیک‌تر باشد دقت مدل در معیار خوب و هر چه این عدد به ۰/۵ نزدیک‌تر باشد نشان از دقت پایین مدل و پیش‌بینی نامناسب مدل است. سطح منحنی ROC در مدل ارائه شده در تحقیق، درشکل ۳ نشان داده شده است. این سطح بالا حکایت از قدرت بالای پیش‌بینی مدل دارد



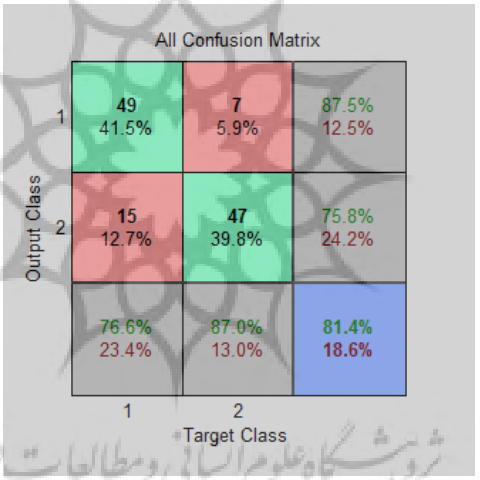
شکل ۳ نمودار ROC برای سنجش میزان دقت شبکه سال مبنا

مدل شبکه‌های عصبی طراحی شده برای یک و دو سال قبل از مبنا دقیقاً با همان پیش فرض‌های سال مبنا طراحی گردید. اشکال ۴ و ۵ نتایج پیش‌بینی درست مدل شبکه عصبی در یک و دو سال قبل از مبنا، همراه با درصد پیش‌بینی درست ارائه نموده است.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی



شکل ۴ نتایج پیش‌بینی مدل شبکه‌های عصبی در یک سال قبل از سال مبنا



شکل ۵ نتایج پیش‌بینی مدل شبکه‌های عصبی در دو سال قبل از سال مبنا

این دو شکل را می‌توان به‌طور خلاصه به صورت زیر نشان داد:

جدول ۲ نتایج پیش‌بینی مدل شبکه‌های عصبی در یک و دو سال قبل از سال مبنا

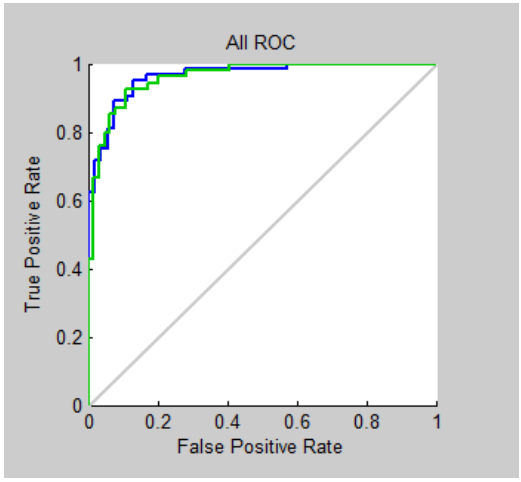
سال	عضویت گروه‌های پیش بینی شده-ANN	
	ورشکسته	غیرورشکسته
یک سال قبل از مبنا	۴۹	۵۷
	٪۹۰,۷	٪۸۹,۱
دو سال قبل از مبنا	۴۷	۴۹
	٪۸۷	٪۷۶,۶

با توجه به نتایج پیش‌بینی، در هر دو سال قبل از سال مبنا، اشتباه نوع اول[1] نسبت به اشتباه نوع دوم[2] کمتر است؛ به عبارتی دیگر، مدل طراحی شده شرکت‌های ورشکسته را با دقت بالاتری نسبت به شرکت‌های غیرورشکسته تفکیک کرده است که با توجه به نوع مطالعه و ضرورت شناخت شرکت‌های ورشکسته قبل از رخداد مزبور، کم کردن اشتباه نوع اول نسبت به اشتباه نوع دوم ضرورت بیشتری دارد.

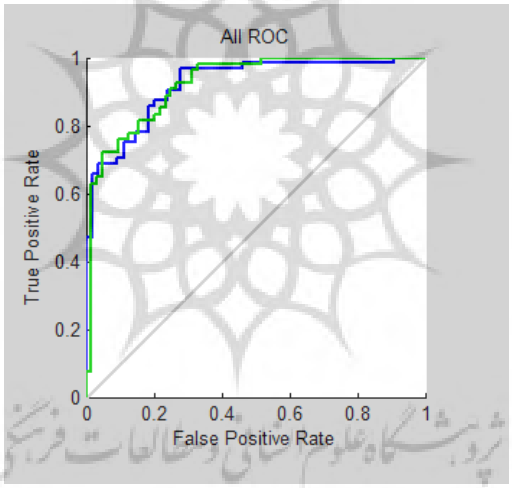
پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

[1] – اشتباه نوع اول عبارت است از این که مدل به طور نادرست شرکتی را در گروه غیرورشکته قرار دهد در صورتی که واقعاً ورشکسته است.

[2] – اشتباه نوع دوم عبارت است از این که مدل به طور نادرست شرکتی را در گروه ورشکته قرار دهد در صورتی که واقعاً غیرورشکسته است.



شکل ۶ نمودار ROC برای سنجش میزان دقت شبکه یک سال قبل



شکل ۷ نمودار ROC برای سنجش میزان دقت شبکه دو سال قبل

نتیجه‌گیری

پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌ها یکی از موضوعات مهم در حوزه تصمیم‌گیری مالی قلمداد می‌شود که با توجه به آثار و پیامدهای این پدیده در سطوح خرد و کلان جوامع، ابزارها و مدل‌های قابل توجهی که هر یک در روش یا متغیر پیش‌بین متفاوت‌اند در سطح بین-المللی ارائه شده است. در این پژوهش، این پیش‌بینی با استفاده از مدل شبکه‌های عصبی و الگوریتم پس انتشار خطا صورت پذیرفت. برای ارزیابی قدرت شبکه‌های عصبی در مسئله‌ی پژوهش از تکنیک معتبرسازی مقطعی که در آن مدل با در نظر گرفتن نمونه‌های متفاوت آزمون می‌شود، بهره گرفته شد.

نتایج به دست آمده از پژوهش نشان داد، شرکت‌های ورشکسته در مراحل ورشکستگی، فروش، سود ویژه و دارایی‌های کمتری نسبت به گروه دوم دارند که در نهایت به تفاوت معنادار نسبت‌های مالی دو گروه منجر خواهد شد.

نتایج نشان‌دهنده این مطلب است که توان پیش‌بینی مدل شبکه‌های عصبی در تفکیک درست شرکت‌های ورشکسته بالاتر از شرکت‌های غیرورشکسته می‌باشد. در این پژوهش، دقت مدل شبکه‌های عصبی با نمودار ROC بررسی شد. این نتیجه برای آن مهم است که با توجه به نوع متغیر وابسته در پژوهش، پیش‌بینی درست شرکت‌های ورشکسته از شرکت‌های غیرورشکسته از اهمیت بالاتری برخوردار است. به عبارتی کم بودن خطای نوع اول نسبت به خطای نوع دوم اولویت دارد.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

فهرست منابع

۱. احمدی کاشانی، سیدعباس(۱۳۸۴)، "ارائه الگوی پیش‌بینی ورشکستگی در صنعت تجهیزات و لوازم خانگی"،**پایان نامه کارشناسی ارشد حسابداری**، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکزی، دانشکده اقتصاد و حسابداری.

۲. بیل، آر و جکسون، تی(۱۳۸۶)، "**آشنایی با شبکه‌های عصبی**"، ترجمه محمود البرزی، تهران: موسسه انتشارات علمی دانشگاه صنعتی شریف.

۳. جعفریه،حمیدرضا، معتمدی،نگار و ملایی، الهه (۱۳۸۷)، "شبکه های عصبی و الگوریتم ژنتیک در تجارت"، **ماهنامه تدبیر**، سال هجدهم، شماره ۱۷۷.

۴. حاجیها، زهره(۱۳۷۸)، "ورشکستگی چیست؟"، وب سایت علمی دانشجویان ایران: www.daneshju.ir

۵. ریاحی بلکویی، احمد(۱۳۸۱)، "**تئوری‌های حسابداری**"، ترجمه علی پارسائیان، تهران: دفتر پژوهش‌های فرهنگی.

۶. سعیدی، علی، آقایی، آرزو(۱۳۸۸)، "پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار با استفاده از شبکه بیز"، **فصل نامه بررسی‌های حسابداری و حسابرسی**، دوره ۱۶، شماره ۵۶، ۵۹-۷۸.

۷. سلیمانی امیری، غلامرضا(۱۳۸۱)، "بررسی شاخص‌های پیش‌بینی کننده ورشکستگی در شرایط محیطی ایران، **رساله دکتری حسابداری**، دانشکده مدیریت دانشگاه تهران.

۸. سینایی، حسنعلی، مرتضوی، سعیدا...، تیموری اصل، یاسر(۱۳۸۴)، "پیش‌بینی شاخص بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی"، **فصل‌نامه بررسی-های حسابداری و حسابرسی**، شماره ۴۱.

۹. شالکف، رابرت جی(۱۳۸۴)، "**شبکه‌های عصبی مصنوعی**"، ترجمه محمود جورابیان، طناز زارع، امید استوار، اهواز: دانشگاه شهید چمران.

۱۰. صقری، محمد(۱۳۷۶)، "**ورشکستگی نظری و علمی**"، تهران: شرکت سهامی انتشار.

۱۱. فدایی نژاد، محمد اسماعیل و اسکندری، رسول، (۱۳۹۰)، "طراحی و تبیین مدل پیش بینی ورشکستگی شرکت ها در بورس اوراق بهادار تهران"، **تحقیقات حسابداری و حسابرسی**، انجمن حسابداری ایران، شماره ۹، بهار ۹۰

۱۲. قدرتی، حسن و معنوی مقدم، امیرهادی، (۱۳۸۹)، "بررسی دقت مدل های پیش بینی ورشکستگی"، **تحقیقات حسابداری و حسابرسی**، انجمن حسابداری ایران، شماره ۷، پاییز ۸۹

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

۱۳. کیمباجی، اکبر، سعادت فر، جواد، (۱۳۸۵)، "کاربرد مدل‌های شبکه های عصبی در پیش بینی ورشکستگی اقتصادی شرکت های بازار بورس"، **دوفصلنامه علمی-پژوهشی جستارهای اقتصادی**، سال سوم، شماره ششم، پاییز و زمستان ۱۳۸۵، ص ۱۱ تا ۴۳.

۱۴. منهاج، محمدباقر(۱۳۷۷)، "مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی"، مرکز نشر پرفسور حسابی.

15. Altman, E.L. (1968), "Financial ratios, discriminate analysis and the prediction of corporate bankruptcy", **Journal of Finance**, 23 (3), pp. 589–609

16. Altman, E.L. (1993), "Corporate financial distress and bankruptcy", **New York: NY**, John Wiley & Sons Inc.

17. Beaver, W., (1966), "Financial ratios as predictors of failure, empirical research in accounting, selected studies", **Journal of Accounting Research**, 4 (1966), pp. 71–111.

18. Gibson, C. (2005), "Financial ratios in annual report. www.proquest.com

19. Jo, H.Y. Han, I.G. and Lee, H.Y., (1997), "Bankruptcy prediction using case-based reasoning, neural networks, and discriminant analysis", **Expert Systems With Applications**, 13 (2), pp. 97–108.

20. Morris, R. C. (1997), "Early warning indicators of corporate failure: A critical review of previous research and further empirical evidence", **Aldershot, England: Ashgate publishing limited.**
21. Odom, M. and Sharda, R. (1990), "A neural network model for bankruptcy prediction, **Proceedings of the IEEE international conference on neural networks**, pp. 163–168
22. Sharda, R. and Wilson, R.L. (1996), "Neural network experiments in business-failure forecasting: predictive performance measurement issues", **International Journal of Computational Intelligence and Organization** ,**1** (2), pp. 107–117.
23. Tamari, M. (1978), "Financial ratios: Analysis and prediction", London: **Paul Elek Ltd**.
24. Tsukuda, J. and Baba, S.I. (1994), "Predicting Japanese corporate bankruptcy in terms of financial date using neural network", **Computers and Industrial Engineering**, pp. 445–448.

25. White, G. I., Sondhi, A. C., & Fried, D. (1994), "The analysis and use of financial statements: New York", NY: **John Wiley & Sons Inc.**
26. Wilson R.L., and Sharda, R. (2003), "Bankruptcy prediction using neural networks", **Decision Support Systems**, 11 pp. 545–557.
27. Zavgren, C. V. (1985), "Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: Alogistic analysis", **Journal of Business Finance & Accounting** ,12(1), 19-45.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

Compared with Multiple Discriminate Analysis Model and neural network Models in Predicting Bankruptcy of the listed Companies in Tehran Stock Exchange

Abstract

The main purpose of this paper is prediction of corporate financial bankruptcy using Artificial Neural Networks 1380-1389. The mean values of key ratios reported in past bankruptcy studies were selected for neural network inputs (Working capital to total assets, Net income to total assets, Total debt to total assets, Curent assets to current liabilities, Quick assets to current liabilities). The neural network used in this research is Multilayer Perceptron (MLP) that trained with backpropagation algorithm, and contained three-layer feedforward neural network with 5,18,2 number of neurons in input, hidden and output layer respectively. The samples of this research consist of bankrupt and non-bankrupt groups. Bankruptcy group was Manufacturing Corporations that were included Article 141 of Mercantile law within 1380-1389 and non-bankruptcy group selected by random sampling. The data is analysed using a more traditional method of bankruptcy prediction, multivariate discriminant analysis. A comparison of the predictive abilities of both the neural network and the discriminant analysis method is presented. Also, accuracy prediction of neural network is presented by ROC curve.

Key words: Bankruptcy Prediction, Multivariate Discriminant Analysis, Artificial Neural Networks Model, Backpropagation Algorithm