



فصلنامه علمی پژوهشی دانش سرمایه‌گذاری
سال هفتم / شماره بیست‌وششم / تابستان ۱۳۹۷

پیش بینی ورشکستگی شرکت های پذیرفته شده در سازمان بورس و اوراق بهادار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

محسن واعظ قاسمی

استادیار گروه ریاضی دانشگاه آزاد اسلامی واحد رشت (نویسنده مسئول)
mohsen.vaez@iaurasht.ac.ir

سعید رمضانپور چهارده

دانشجوی کارشناسی ارشد مدیریت بازرگانی دانشگاه آزاد اسلامی واحد رشت
saeed.ramezanpour760@gmail.com

تاریخ دریافت: ۹۶/۰۳/۱۶ تاریخ پذیرش: ۹۶/۰۸/۰۶

چکیده

آگاهی از وضعیت مالی شرکت های بازار سرمایه همیشه یکی از دغدغه های سهامداران و تحلیلگران اقتصادی است؛ از این رو تحلیل گران و محقق بازار های مالی همیشه به دنبال روش هایی برای پیش بینی شرایط آتی شرکت های حاضر در بازار سرمایه بودند. تحقیق پیش رو نیز به دنبال ایجاد مدلی برای پیش بینی ورشکستگی شرکت های حاضر در بازار بورس و اوراق بهادار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی است. در این تحقیق از نسبت های مالی زیمنسکی در کنار یک متغیر کلان اقتصادی برای پیش بینی ورشکستگی شرکت ها استفاده شده؛ جامعه آماری تحقیق از بین شرکت های پذیرفته شده در سازمان بورس و اوراق بهادار انتخاب شدند. نسبت های مالی از صورت های مالی شرکت ها در بازه زمانی پنج ساله، بین سال های ۱۳۸۹ تا ۱۳۹۳ استخراج شده، که در نهایت ۸۴ شرکت انتخاب و به دو دسته شرکت های سالم و ورشکسته با نسبت های برابر تقسیم شدند. برای ایجاد مدل پیش بینی و تجزیه و تحلیل داده ها از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با استفاده از الگوریتم پس انتشار استفاده شده. شبکه یک بار تنها فقط با استفاده از نسبت های مالی و بار دیگر با اضافه شدن متغیر کلان اقتصادی تحت آموزش قرار گرفت تا در نهایت این فرضیه تأیید شود که دقت شبکه با اضافه شدن متغیر کلان اقتصادی افزایش می یابد. در نهایت مدل طراحی شده در حالت کلی دارای دقتی ۹۲،۹۵ درصدی، و ۸۵ درصد پیش بینی درست شرکت های ورشکسته برای یک سال قبل از ورشکستگی را دارد.

واژه های کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، ورشکستگی، پیش بینی، الگوریتم پس انتشار خطا (BP).

۱- مقدمه

از جمله مهمترین موضوعات مطرح شده در زمینه مدیریت مالی، سرمایه‌گذاری و اطمینان به سرمایه‌گذاری می‌باشد. یکی از مسائلی که می‌تواند به نحوه تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاری کمک کند وجود ابزارها و مدل‌های مناسب برای ارزیابی شرایط مالی و وضعیت سازمان‌ها می‌باشد. تغییرات محیطی و رقابت روزافزون مؤسسات، دستیابی به سود مورد نظر را برای آن‌ها محدود کرده است. برای سرمایه‌گذاران و بسیاری از شرکت‌های خصوصی که تحت تأثیر ورشکستگی شرکت‌ها هستند، استفاده از ابزار سریع و راحت از اهمیت علمی برخوردار است زیرا آنها اغلب مجبور هستند درباره‌ی سرمایه‌گذاری خود تصمیم‌گیری سریع داشته باشند و ممکن است درک تحلیلی را نسبت به عملکرد شرکتها نداشته باشند (نبوی چاشمی، احمدی و مهدوی فرح آبادی، ۱۳۸۹).

ورشکستگی^۱ شرکت‌ها همواره به عنوان یکی از دغدغه‌های اصلی سرمایه‌گذاران، اعتبار دهندگان و دولت‌ها مطرح بوده است، به نحوی که تشخیص به موقع شرکت‌هایی که در شرف ورشکستگی قرار دارند می‌تواند تا حد زیادی از زیان‌های احتمالی ذی‌نفعان جلوگیری نماید. یکی از راه‌هایی که می‌توان با استفاده از آن به بهره‌گیری مناسب از فرصت‌های سرمایه‌گذاری و همچنین به جلوگیری از اتلاف منابع کمک کرد، پیش‌بینی درماندگی مالی یا ورشکستگی است. در همین راستا پژوهشگران اقدام به ارائه الگوهای مختلفی به منظور پیش‌بینی ورشکستگی نموده‌اند که در یک طبقه‌بندی کلی می‌توان این الگوها را در سه گروه، الگوهای تکنیک آماری، تئوریک و هوش مصنوعی جای داد. فارغ از اینکه کدام گروه از این الگوها مورد استفاده قرار گیرند، انتخاب متغیرهای پیش‌بینی‌کننده همواره به عنوان یکی از مسائل چالش برانگیز در ادبیات پیش‌بینی ورشکستگی مطرح بوده است.

ورشکستگی در لغت به معنای درماندگی در کسب و تجارت می‌باشد و حالت بازرگانی است که در تجارت زبان دیده و بدهی او بیش از دارائی‌اش می‌باشد.

در ادبیات مالی واژه‌های غیر متمایزی برای ورشکستگی وجود دارد. برخی از این واژه‌ها عبارتند از: وضع نامطلوب مالی، شکست^۲، عدم موفقیت واحد تجاری، وخامت، ورشکستگی، عدم قدرت پرداخت دیون، درماندگی^۳ مالی و غیره. براد استریت^۴ اصطلاح شرکت‌های ورشکسته^۵ را این‌طور تعریف می‌کند: "واحد‌های تجاری که عملیات تجاری خود را به علت واگذاری یا ورشکستگی یا توقف انجام عملیات جاری با زبان توسط بستانکاران، متوقف نماید" (نوروزی، زنده دل و اسماعیل زاده، ۱۳۹۰).

تعیین دلیل یا دلایل ورشکستگی و مشکلات مالی در هر مورد خاص کار آسانی نیست. در اغلب موارد دلایل متعددی با هم منجر به ورشکستگی می‌شود. ورشکستگی زمانی رخ می‌دهد که شرکت زیان‌های دائمی و جدی داشته یا توانایی بازپرداخت بدهی‌هایی را که فراتر از آن باشد نداشته باشد (خواجوی و امیری، ۱۳۹۲). دلایل ورشکستگی را می‌توان به طور کلی به دو دسته دلایل درون‌سازمانی و دلایل برون‌سازمانی تقسیم‌بندی نمود. دلایل برون‌سازمانی عبارتند از: ویژگی‌های سیستم اقتصادی، رقابت، تغییرات در تجارت و بهبودها و انتقالات در تقاضای عمومی، نوسانات تجاری، تامین مالی، تصادفات. عوامل درون‌سازمانی ورشکستگی واحد‌های

تجاری عواملی هستند که واحد تجاری می تواند با انجام اقدامات مناسب، از آن ها جلوگیری کند. اغلب این عوامل ناشی از تصمیم گیری غلط است و مسئولیت آن ها را باید به طور مستقیم متوجه واحد تجاری دانست (خواجوی و امیری، ۱۳۹۲). این عوامل عبارتند از: اعطای بیش از حد اعتبار، مدیریت ناکارا، سرمایه نا کافی، خیانت و تقلب.

پژوهش در زمینه پیش بینی ورشکستگی، با بیش از هشت دهه سابقه یکی از اولین تحقیقات انجام شده در زمینه دانش مالی تلقی می شود. پیش بینی ورشکستگی برای گروه های متعددی از جمله ذی نفعان شرکت ها، بیمه گران، وام دهندگان و تحلیل گران مالی از اهمیت ویژه ای برخوردار است (کرمی و سید سینی، ۱۳۹۱).

۲- مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

با توجه به ادبیات موضوعی و پیشینه ی پژوهش های گذشته در ارتباط با پیش بینی ورشکستگی شرکت ها، دو طبقه ی کلی از مدل های پیش بینی مبتنی بر نسبت های مالی مشهود است:

- ۱) مطالعاتی که با بررسی مجزای تک تک نسبت ها اقدام به پیش بینی می کنند (تحلیل تک متغیره).
- ۲) مطالعاتی که با استفاده از چندین نسبت و وزن دادن به آن ها برای رسیدن به تابع پیش بینی ورشکستگی تلاش می کنند (تحلیل های چند متغیره^۷).

این مطالعات خود به دو دسته، که هر یک چندین زیر شاخه دارد، قابل تقسیم است و شامل مدل های پارامتریک و مدل های غیر پارامتریک است. مدل های تحلیل متمایزی و احتمالات شرطی (پروبیست و لوجیت) زیر شاخه های مدل پارامتریک و مدل های شبکه های عصبی و افزاز بازگشتی زیر شاخه های مدل غیر پارامتریک محسوب خواهند شد (نیکبخت و شریفی، ۱۳۸۹).

توماس وود لاک^۸ (۱۹۰۰) اولین تحقیق مربوط به ورشکستگی را در صنعت راه آهن انجام داد. لارس جامبرلاین (۱۹۱۱) در مقاله ای با عنوان "اصول سرمایه گذاری اوراق قرضه" از نسبت های وود لاک استفاده کرد و نسبت های عملکرد را به وجود آورد.

نخستین پژوهش در حوزه پیش بینی ورشکستگی در سال ۱۹۳۱ توسط پاتریک انجام شد. وی روند ۱۳ نسبت مالی را برای حدود ۲۰ شرکت ورشکسته و ۲۰ شرکت غیر ورشکسته در یک دوره ۹ ساله بررسی نمود. وی به این نتیجه دست یافت که تمام نسبت های به کار گرفته شده تا حدی می توانند ورشکستگی را پیش بینی کنند. اما از میان آن ها نسبت های سود خالص به سود ویژه، سود ویژه به بدهی و سود ویژه به دارایی های ثابت بهترین نسبت های مالی برای پیش بینی ورشکستگی هستند (محسنی، آقا بابایی و محمد قربانی، ۱۳۹۲). پیش بینی ورشکستگی با استفاده از اطلاعات حسابداری برای اولین بار توسط بیور^۹ (۱۹۶۶) صورت گرفت. او از مدل های یک متغیره بهره گرفت و نسبت های حسابداری را مورد آزمون قرار داد. وی شش نسبتی که می توانست به تنهایی برای طبقه بندی شرکت های ورشکسته و غیرورشکسته استفاده شود، به کار گرفت نتایج حاصل از بررسی های ایشان نشان داد که نسبت جریان نقدی بر کل بدهی ها از توان بالایی جهت پیش بینی ورشکستگی برخوردار بوده و پس از آن نسبت سود خالص به کل دارایی در درجه دوم اهمیت قرار دارد. پژوهش

های صورت گرفته توسط فیتزیاتریک، مروین و والتر نمونه ای از مطالعات تحلیلی تک متغیره قلمداد میشوند (نیکبخت و شریفی، ۱۳۸۹)؛ (بیور، ۱۹۶۶).

آلتمن^{۱۱} (۱۹۶۸) نخستین فردی بود که الگوی های پیش بینی ورشکستگی چند متغیره را عرضه کرد. او از تجزیه و تحلیل چند ممیزی به عنوان روش مناسب آماری برای طبقه بندی هر متغیر در گروه های ورشکسته و غیر ورشکسته استفاده کرد. وی در تحقیق خود با دو گروه شرکت های ورشکسته و غیر ورشکسته سر و کار داشت. بنابراین تابع ممیزی کننده ی آن به صورت دو بعدی بود. در این تابع مقادیر ضرایب ممیز (متغیرهای مستقل) و مقادیر متغیرهای وابسته اند. آلتمن سپس با استفاده از تجزیه و تحلیل چند ممیزی، از میان ۲۲ نسبت مالی که به نظر وی بهترین پیش بینی گرها برای پیش بینی ورشکستگی بودند، ۵ نسبت را انتخاب و مقدار Z را به صورت تابعی از آنها ارائه نمود (آلتمن، ۱۹۶۸).

در مدل آلتمن برای پیش بینی وقوع ورشکستگی، از روش تجزیه و تحلیل نسبت ها استفاده شده است. مدل تشکیل شده از پنج نسبت مالی که به روش تجزیه و تحلیل ممیزی، ضریب دار شده‌اند و به صورت یک تابع که نسبت های مالی به عنوان متغیرهای مستقل آن هستند، به اجرا درآمده است.

مدل Z-Score آلتمن به شرح زیر است:

$$Z = 1.2x_1 + 1.4x_2 + 3.3x_3 + 0.6x_4 + 0.999x_5$$

در این مدل شرکت ها به ازای مقادیر کمتر از ۱/۸ برای Z، به عنوان ورشکسته و به ازای مقادیر بیشتر از ۲/۹۹ به عنوان غیر ورشکسته دسته بندی شدند و برای مقادیر Z بین ۱/۸ تا ۲/۹۹ دسته بندی خاصی صورت گرفت (آلتمن، ۱۹۶۸).

اسپرینگیت^{۱۱} (۱۹۷۸)، همانند آلتمن از تحلیل ممیزی چند متغیره استفاده کرد و با چهار نسبت مالی از داده های ۴۰ شرکت تولیدی مدلی طراحی نمود که به دقت کلی ۹۲/۵ درصد دست یافت (مهرآذین، زنده دل، تقی پور و همکاران، ۱۳۹۲).

هنسن^{۱۲} (۲۰۰۳) در پایان نامه خود تحت عنوان "بررسی مدل ورشکستگی چهار متغیره آلتمن قابل استفاده در صنعت خدمات" که از نمونه ای شامل ۵۴ شرکت ورشکسته و ۵۴ شرکت سالم بود بین سال های ۱۹۸۷ تا ۲۰۰۰ انتخاب و با استفاده از روش تحلیل تمایزی مدل برازش شده او به ترتیب برای یک، دو و سه سال قبل ورشکستگی دارای دقت ۷۵، ۸۲، ۷۱ درصد بوده است (هنسن، ۲۰۰۳).

جینینگ^{۱۳} (۲۰۰۵) مدل ۴ متغیره آلتمن مربوط به سال ۱۹۹۳ را بروی مراکز خدمات درمانی در امریکا تست کرد. وی ۶۳ شرکت ناموفق و ۶۵ شرکت موفق بین سال های ۱۹۹۶ تا ۲۰۰۳ انتخاب و فرض کرد بین Z الگو و اندازه دارایی ها رابطه وجود ندارد. نتیجه تحقیق او نشان داد که قدرت پیش بینی مدل به ترتیب برای یک و دو و سه سال قبل از ورشکستگی برابر ۴۶/۱، ۵۶/۳ و ۳۷/۵ درصد می باشد (جینینگ، ۲۰۰۵).

شیراتا^{۱۴} (۱۹۹۸) پس از بررسی مطالعات گذشته دریافت که نتایج تحقیقات قبلی در ژاپن به دلیل تعداد کم و محدود بودن نمونه ها به شرکت های تولیدی با سرمایه های تقریباً یکسان قابل تعمیم نیست. شیراتا برای رفع این نقاط ضعف الگویی جامع ارایه داد تا ورشکستگی را برای تمام انواع شرکت های تولیدی، بازرگانی و خدماتی با

هرمقدار سرمایه پیش بینی کند. نتایج تحقیقات نشان داد که الگوی وی می تواند ورشکستگی را با دقت بیش از ۸۶ درصد پیش بینی کند. شیراتا برای الگوی خود از روش تحلیل تمایزی چندگانه استفاده کرد. نمونه آماری او شامل ۶۸۶ شرکت ورشکسته و ۳۰۰ شرکت غیرورشکسته بود که از سال های ۱۹۸۶ تا ۱۹۹۶ بودند (شیراتا، ۱۹۹۸).

زمیجوسکی^{۱۵} (زمیسکی) (۱۹۸۴) برای ارائه الگوی خود از نسبت های مالی، نقدینگی، عملکرد و اهرمی استفاده کرد؛ این نسبت ها بر مبنای تئوریک گزینش نشده بودند بلکه بیشتر بر اساس تجربیات او در مطالعات قبلی اش اتکا داشت، الگوی زمیجوسکی بر مبنای نمونه ای شامل ۴۰ شرکت ورشکسته و ۸۰ شرکت غیر ورشکسته تولیدی پی ریزی شده بود. ایشان در الگوی خود از نسبت های سود خالص بر کل دارایی، کل بدهی بر کل دارایی و دارایی جاری بر بدهی جاری استفاده نمود (نبوی چاشمی، احمدی و مهدوی فرح آبادی، ۱۳۸۹)؛ زمیجوسکی، ۱۹۸۴).

دیکین^{۱۶} (۱۹۷۲) تحقیقات انجام شده توسط بیور و آلتمن را در الگوی جدیدی ادغام و با استفاده از روش تحلیل ممیزی، روند ۱۴ نسبت مالی را بررسی نمود و به این نتیجه رسید که روش بیور توان پیش بینی کنندگی بهتری دارد، در حالی که رویکرد آلتمن بینش بهتری را ارائه می کند (رستمی، فلاح شمس و اسکندری، ۱۳۹۰).

مدل سی ای - اسکور^{۱۷}: این مدل توسط دانشمندان دانشگاه کبک مونترال کانادا ایجاد و توسعه یافت، که از تجزیه و تحلیل چند متغیره برای ایجاد مدل استفاده کردند. در این تحقیق از ۳۰ نسبت مالی همراه با یک نمونه ۱۷۳ تایی از کارخانه های تجاری کبک که سالانه فروشی معادل ۱ تا ۲۰ میلیون دلار داشتند، استفاده شد. این مدل در سال ۱۹۸۷ توسط بیلینس^{۱۸} مورد آزمایش قرار گرفت و نرخ دقتی حدود ۸۳ درصد برای موسسه های تولیدی به دست آمد (رستمی، فلاح شمس و اسکندری، ۱۳۹۰).

مارتین^{۱۹} یکی از اولین محققانی بود که برای پیش بینی ورشکستگی از تحلیل لاجیت استفاده کرد. او در تحلیل نهایی خود از شش متغیر مستقل ترکیبی استفاده کرد. دقت پیش بینی تحقیق مارتین برای شرکت های ورشکسته بین ۸۷ تا ۹۶ درصد و برای شرکت های غیر ورشکسته ۸۹ درصد بود (رستمی، فلاح شمس و اسکندری، ۱۳۹۰).

زاوگرن^{۲۰} در سال ۱۹۸۳ با استفاده از تکنیک لوجیت نمونه ای شامل ۴۵ شرکت ورشکسته و ۴۵ شرکت تولیدی سالم را مورد بررسی قرار داد. وی با استفاده از روش نمونه دو تایی، شرکت های سالم از نظر صنعت و اندازه دارایی با شرکت های ورشکسته منطبق شدند. شرکت های عمده فروش و خرده فروش در این نمونه جایی نداشتند. دقت کلی مدل در پیش بینی طبقه بندی شرکت ها به ترتیب ۸۲، ۸۳، ۷۲، ۷۳ و ۸۰ درصد برای سال های یک تا پنج سال قبل از ورشکستگی بود. اگرچه عملکرد مدل لوجیت نتوانست بهبود یابد، دقت طبقه بندی به طور با اهمیتی پایین تر از دقت مدل آلتمن (۱۹۶۸، ۱۹۸۳، ۱۹۹۳) گزارش شده است (افشاری و خلیفه، ۱۳۹۲).

جدول ۱- مدل های اولیه آلتمن، اسپرینگیت و زیمسکی

مدل		نام مدل			
$Z_1 = 1.2x_1 + 1.4x_2 + 3.3x_3 + 0.6x_4 + 0.999x_5$		۱۹۶۸	آلتمن		
$Z_2 = 0.717x_1 + 0.874x_2 + 0.107x_3 + 0.420x_4 + 0.998x_5$		۱۹۸۳			
$Z_3 = 6.5x_1 + 3.26x_2 + 6.72x_3 + 1.05x_4$		۱۹۹۳			
X1 = سرمایه در گردش به کل دارائی ها، X2 = سود (زیان) انباشته به کل دارائی ها، X3 = سود قبل از بهره و مالیات به کل دارائی ها، X4 = ارزش بازار یا دفتری حقوق صاحبان سهام به کل بدهی ها، X5 = فروش خالص به کل دارایی ها		متغیر ها			
$SP = 1.03x_1 + 3.07x_2 + 0.66x_3 + 0.4x_4$		۱۹۷۸	اسپرینگیت		
X1 = سرمایه در گردش به کل دارائی ها، X2 = سود قبل از بهره و مالیات به کل دارائی، X3 = سود قبل از کسر مالیات به بدهی های جاری، X4 = فروش خالص به کل دارائی ها		متغیر ها			
$ZM = -4.3 - 4.5x_1 + 5.7x_2 + 0.004x_3$		۱۹۸۴	زیمسکی		
X1 = سود خالص به کل دارائی، X2 = کل بدهی به کل دارائی، X3 = دارائی جاری به بدهی جاری		متغیر ها			
زیمسکی	اسپرینگیت	آلتمن		مدل	
محدوده ZM	محدوده SP	محدوده Z ₃	محدوده Z ₂	محدوده Z ₁	محدوده
$ZM \leq 0.5$	$SP \leq 0.862$	$Z_3 \leq 1.1$	$Z_2 \leq 1.23$	$Z_1 \leq 1.8$	ورشکستگی
---	---	$1.1 < Z_2 \leq 2.6$	$1.23 < Z_2 \leq 2.99$	$1.8 < Z_1 \leq 2.99$	درماندگی
$ZM > 0.5$	$SP > 0.862$	$Z_3 > 2.6$	$Z_2 > 2.99$	$Z_1 > 2.99$	سلامت مالی

(ماخذ: کردستانی و تاتلی، ۱۳۹۰)

والاس در سال ۲۰۰۴ با استفاده از روش شبکه های عصبی الگوی خود را طراحی نمود. ۶ نسبت مالی به کار رفته در مدل وی عبارتند از: سرمایه در گردش به کل دارائی ها، جریان های نقدی به کل بدهی ها، سود خالص به کل دارائی ها، کل بدهی ها به کل دارائی ها، دارایی های جاری به بدهی های جاری، دارایی های سریع به بدهی های جاری. الگوی والاس دارای دقت پیش بینی کل معادل ۹۴ درصد می باشد (افشاری و خلیفه، ۱۳۹۲).

چن^{۲۱} (۲۰۱۲) به توسعه مدل های پیش بینی درماندگی مالی برای شرکت های ساختمانی پرداخت. او از سیستم SFNN^{۲۲} برای ایجاد یک روش جدید جهت پیش بینی درماندگی مالی شرکت های ساختمانی استفاده کرد. مدل او نه تنها برای بهبود دقت پیش بینی مورد استفاده قرار گرفت، بلکه معرفی کننده منبعی برای ارزیابی وضعیت مالی شرکت نیز هست. مدل او در سطح خطای ۳٪ و با نسبت ۵۰-۵۰ شرکت های سالم و ورشکسته انجام شد. در مجموع ۱۶۱۵ گزارش مالی از ۴۲ شرکت که در یک دهه ی اخیر فعال بودند جمع آوری شد و مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت که هر صورت مالی شامل ۲۵ نسبتی بودند که عموماً صاحبان بانک

ها برای رتبه بندی شرکت ها استفاده می کنند. نتایج حاصله از استفاده از سه الگوریتم استفاده شده در شبکه عصبی، مدل SFNN به دقتی ۸۱ درصدی و ۴۹ - ۴۸ قاعده قابل اطمینان برای شرکت های ورشکسته و سالم دست یافت (چن، ۲۰۱۲).

راعی و فلاح پور (۱۳۸۳) مرور جامعی از مدل های پیش بینی درماندگی مالی و شبکه های عصبی مصنوعی نیز ارائه شده است. به منظور بررسی اثر تفاوت ناشی از نمونه ها در پیش بینی از روش معتبر سازی مقطعی^{۲۳} استفاده شده است. مدل مقایسه ای استفاده شده در این پژوهش، مدل تحلیل ممیز چند گانه است. نتایج حاصله از مدل ها، بر اساس اطلاعات ۸۰ شرکت، نشان داد که مدل شبکه های عصبی مصنوعی در پیش بینی درماندگی مالی، به طور معنی داری نسبت به مدل تحلیل ممیز چند گانه از دقت پیش بینی بیشتری برخوردار است (مهر آذین، زنده دل، تقی پور و همکاران، ۱۳۹۲).

نیکبخت و شریفی (۱۳۸۹) نسبت های مالی کلیدی در پژوهش های دیگر را به عنوان ورودی شبکه های عصبی انتخاب کرده اند. شبکه عصبی به کار گرفته شده در این مقاله از نوع پرسپترون چند لایه است که به روش الگوریتم پس انتشار خطا آموزش دیده اند و شامل شبکه عصبی پیش خور سه لایه با ترکیب (۱ : ۴ : ۵) در آرایش نرون های ورودی، میانی و خروجی است. نمونه مورد نظر شامل دو گروه شرکت های ورشکسته و غیر ورشکسته است. گروه ورشکسته بر مبنای ماده ۱۴۱ قانون تجارت طی سال های ۱۳۷۸ لغایت ۱۳۸۵ انتخاب شده اند و گروه غیر ورشکسته نیز به صورت تصادفی انتخاب شده اند. مجموعه ای مساوی از داده های فوق با استفاده از شبکه های عصبی و تحلیل متمایزی چند گانه (MDA^{۲۴}) مورد تحلیل قرار گرفتند. مقایسه توانمندی پیش بینی های شبکه عصبی و تحلیل متمایزی چند گانه نیز ارائه شده است. همچنین صحت پیش بینی های شبکه های عصبی با استفاده از نمودار ROC^{۲۵} ارائه شده است. نتایج نشان دادند که تفاوت معنا داری بین MDA و ANN همچنین طبق نتایج خطای نوع اول^{۲۶} بر خطای نوع دوم^{۲۷} پیش بینی اولویت دارد (نیکبخت و شریفی، ۱۳۸۹).

جدول ۲- خلاصه تحقیقات انجام شده در ایران

معقق	سال	روش تحلیل
مهرانی و همکاران	۱۳۸۴	تحلیل ممیز چند گانه
کمپجانی و سعادت فر	۱۳۸۵	شبکه عصبی
مکیان و کریمی	۱۳۸۸	شبکه عصبی
نبوی و همکاران	۱۳۸۹	رگرسیون لجستیک
نیکبخت و شریفی	۱۳۸۹	شبکه عصبی
فیروزیان و همکاران	۱۳۹۰	تحلیل ممیز چند گانه
شورورزی و همکاران	۱۳۹۰	رگرسیون لجستیک
رستمی و همکاران	۱۳۹۰	رگرسیون لجستیک
افشاری و خلیفه	۱۳۹۲	تحلیل ممیز چند گانه
اقدامی و همکاران	۱۳۹۴	تحلیل ممیز چند گانه

۳- شبکه عصبی مصنوعی

یک شبکه عصبی مصنوعی ایده ای است برای پردازش اطلاعات که از سیستم عصبی زیستی الهام گرفته شده و مانند مغز به پردازش اطلاعات می پردازد. عنصر کلیدی این ایده، ساختار جدید سیستم پردازش اطلاعات است. این سیستم از شمار زیادی عناصر پردازشی فوق العاده بهم پیوسته (نورون) تشکیل شده که برای حل یک مسأله با هم هماهنگ عمل می کنند. شبکه های عصبی نظیر انسانها، با مثال یاد می گیرند. یک شبکه عصبی برای انجام وظیفه های مشخص، مانند شناسایی الگوها و دسته بندی اطلاعات، در طول یک پروسه یادگیری تنظیم می شود. در سیستم های زیستی یادگیری با تنظیماتی در اتصالات سیناپسی که بین اعصاب قرار دارد همراه است. این روش شبکه های عصبی هم می باشد.

اولین کاربرد عملی شبکه های عصبی زنده در اواخر دهه ۱۹۵۰ شکل گرفت. در این سال ها شبکه های پرسپترون^{۲۸} و قواعد یادگیری آن توسط فرانک روزنبلات^{۲۹} ابداع شد. روزنبلات و همکاران او ضمن ساخت یک شبکه پرسپترون ثابت کردند که این شبکه ها دارای توانایی تشخیص الگو می باشند. این موفقیت ها منجر به بوجود آمدن علاقه به تحقیق در این زمینه بین محققان شد (هاگان، دیموث و بیل، ۱۳۹۳).

در دهه ۱۹۷۰ یک سری تحقیقات اثر گذار در این زمینه انجام شد. در سال ۱۹۷۲ تئوو کوهنن^{۳۰} و جیمز اندرسون^{۳۱} به طور جداگانه یک شبکه عصبی جدید را گسترش دادند. استفان گراسبرگ^{۳۲} نیز در این دوره بسیار فعال بود و در زمینه شبکه های خود سازمان تحقیقات وسیعی انجام داد. علاقه به شبکه های عصبی در اواخر دهه ۱۹۶۰ به خاطر کمبود ایده های جدید و نبود کامپیوترهای قدرتمند دچار وقفه شده بود، در طول دهه ی ۱۹۸۰ هر دوی این موانع از پیش روی برداشته شد و تحقیقات در زمینه شبکه های عصبی جان تازه ای گرفت. کامپیوترهای شخصی جدید و ایستگاه های کاری به سرعت رشد یافتند و به طور گسترده در دسترس عموم قرار گرفتند. علاوه بر آن مفاهیم جدید و مهمی شکل پیدا کردند (هاگان، دیموث و بیل، ۱۳۹۳).

اجزای شبکه های عصبی به شرح زیر است:

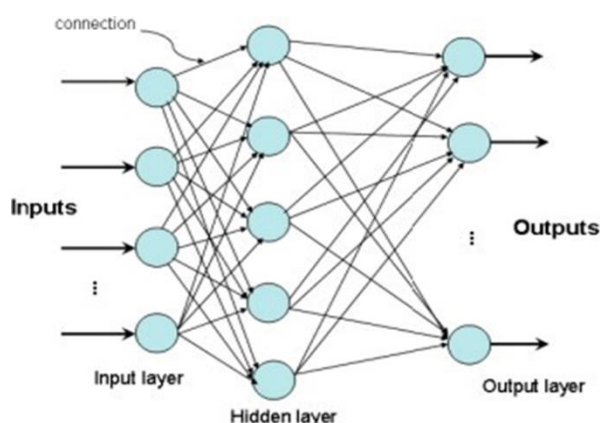
(۱) ورودی ها و خروجی ها^{۳۳}: اعداد و ارقام در قالب یک یا چند متغیر، ورودی های یک شبکه عصبی را تشکیل می دهند. این ورودی ها پس از انجام تحلیل و پردازش های خاص به یک یا چند متغیر خروجی تبدیل می شوند. ورودی ها نقش متغیر مستقل و خروجی ها نقش متغیر وابسته را بر عهده دارند (کمیجانی و سعادت فر، ۱۳۸۵).

(۲) نورونها^{۳۴}: مهمترین جزء سیستم عصبی مصنوعی نورون ها هستند که به سه دسته نورون های ورودی، خروجی و پنهان تقسیم می شوند و در قالب لایه ورودی^{۳۵}، لایه خروجی و لایه پنهان^{۳۶} یا میانی^{۳۷} قرار می گیرند. نورون ها یا واحد های ورودی وظیفه دریافت داده های ورودی را بر عهده دارند. لایه های میانی و خروجی شامل واحد های پردازش اطلاعات هستند. در این واحد ها عملیاتی جبری بر اطلاعات ورودی انجام و نتیجه آن ها به صورت یک ورودی جدید به واحد های دیگر در لایه های بعدی ارسال می شود (کمیجانی و سعادت فر، ۱۳۸۵).

۳) تعداد واحد های به کار رفته در لایه های ورودی و خروجی به تعداد متغیر های توضیحی و وابسته در مدل بستگی دارد. هیچ قاعده مشخص و دقیقی برای تعیین تعداد نرون ها در لایه های پنهان در اختیار نیست، بلکه در این مورد به طور عمده یک رویکرد تجربی صرف اتخاذ می شود (کميجانی و سعادت فر، ۱۳۸۵).

۴) وزن ها^{۳۸}: متغیر های ورودی به شبکه، ارزش های مختلفی دارند که به کمک وزن ها به آن ها می یابد. این وزن ها که قبل از لایه خروجی و لایه های پنهانی لحاظ می شوند، با اعداد تصادفی تولید و در استفاده از شبکه تصحیح می شوند.

۵) توابع تبدیل (توابع فعالیت)^{۳۹}: توابع تبدیل نیز در لایه خروجی و لایه های پنهان شبکه عصبی در نظر گرفته می شوند و با توجه به وزن های هر ورودی، محاسبه کلی خروجی را امکان پذیر می سازد. توابع فعالیت انواع گوناگونی دارند که بر حسب موضوع تحقیق توسط طراح انتخاب می شوند.

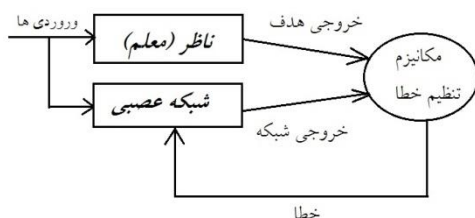


شکل ۱- لایه های یک شبکه عصبی و نحوه اتصال آن ها

دو یا چند نرون می توانند در قالب یک لایه ترکیب شوند. یک شبکه خاص، خود می تواند از چند لایه تشکیل شود. هر لایه در شبکه دارای ماتریس وزن ها، بایاس و خروجی مختص به خود می باشد. برای متمایز ساختن هر یک از این ماتریس های وزن، بردار ها بایاس و خروجی ها از عددی به صورت بالا نویس استفاده می شود.

شبکه مورد استفاده در این تحقیق از نوع پرسپترون و تعداد لایه های پنهان نیز سه لایه است. الگوریتم یادگیری شبکه پرسپترون منتخب در ساختار سه لایه، پس انتشار خطا^{۴۰} است. الگوریتم پس انتشار خطا از معروف ترین روش های آموزش با سرپرست است که در شبکه های عصبی پرسپترون کاربرد بسیاری دارد. این الگوریتم در سال ۱۹۸۶ توسط راملهارت و مکلند^{۴۱} مطرح شد. نحوه عملکرد الگوریتم به شرح زیر است:

پس از اینکه مقادیر داده‌ها و ستاده‌ها به مدل معرفی شدند، ضرایب ارتباطی (وزنه‌های) بین لایه‌های ورودی، میانی و خروجی، به طور تصادفی تعیین می‌شوند. سپس مدل با پردازش داده‌های هر واحد و ارسال آن‌ها به واحد‌های جلوتر، مقادیر ستاده‌ها را محاسبه می‌کند. در این مرحله مقادیر محاسبه شده ستاده‌ها با مقادیر واقعی آن‌ها مقایسه و مقدار خطا محاسبه می‌شود. اگر میزان خطا با مقدار مطلوب آن که از قبل در نظر گرفته شده است متفاوت بود، به عقب برگشته و با تغییر ضرایب ارتباطی و با تکرار مراحل قبلی دوباره ستاده‌های جدیدی محاسبه می‌شود. ضرایب ارتباطی طبق ساز و کارهایی که به قاعده یادگیری مرسومند، در جهت تغییر می‌کنند که خطای یعنی تفاوت بین ستاده محاسبه شده و ستاده واقعی کمتر و کمتر شود. این جریان یادگیری آن قدر ادامه می‌یابد تا خطا به میزان مورد نظر برسد.



شکل ۲- الگوریتم پس انتشار خطا

دلیل انتخاب پرسپترون چند لایه با روش یادگیری الگوریتم پس انتشار خطا، اثبات این است که یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با الگوریتم یادگیری مزبور، یک تابع تقریب زننده عمومی است. یعنی هر قدر از دقت که مورد نیاز باشد، یک پیکر بندی از شبکه مزبور وجود دارد که قادر است دقت مزبور را تحصیل نماید. آرایش نرون‌ها در لایه‌های پنهان به صورت [2 4 8] نوشته شده. البته آرایش‌های دیگری نیز مانند [5 10 2] و یا [3 6 9] مورد آزمایش قرار گرفتند که مناسب‌ترین حالت برای آن همان آرایش اول دیده شد.

۴- پیش‌بینی ورشکستگی در شرکتهای بورس اوراق بهادار

این تحقیق از نظر بررسی روابط علت و معلولی از طریق مطالعه نتایج موجود و زمینه قبلی به امید یافتن علت عمل گذشته نگر؛ از جهت کسب اطلاع از وجود رابطه و نوع روابط بین متغیرها، همبستگی؛ به دنبال کاربرد عملی دانش و روش‌هایی برای توصیف شرایط است، کاربردی و توصیفی است. در این تحقیق از چهار متغیر برای آموزش شبکه استفاده شده؛ که سه عدد از آن‌ها نسبت‌های مالی که از صورت‌های مالی شرکت‌ها استخراج شده‌اند و دیگری یک داده کلان اقتصادی، به عنوان متغیر کمکی که نرخ سود اوراق مشارکت است، می‌باشد. نسبت‌های مالی شرکت‌ها همگی نسبت‌های مالی زیمنسکی هستند که شامل، نسبت جاری، نسبت بدهی و بازده کل دارایی هستند.

هدف تحقیق این است تا به این پرسش پاسخ دهیم که: آیا به وسیله شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و با به کار گیری نسبت های مالی در کنار متغیر های کلان اقتصادی می توان ورشکستگی شرکت های موجود در بورس اوراق بهادار تهران را پیش بینی کرد؟ دلیل استفاده از داده اقتصاد کلان به عنوان متغیر کمکی این است که، سیاست های مالی کشور ها همواره بر شرایط و بازدهی مالی شرکت ها تاثیر گذار است. دلیل دیگر فرضیه تحقیق است، تا مشخص شود که آیا دقت شبکه طراحی شده با اضافه شدن متغیر اقتصادی کلان به عنوان داده چهارم افزایش پیدا می کند؟

فرضیه این تحقیق به این شکل بیان شده است: "دقت پیش بینی ورشکستگی شرکت ها با به کار گیری نسبت های مالی در کنار نسبت های کلان اقتصادی افزایش می یابد."

جامعه آماری این تحقیق شامل کلیه شرکت های پذیرفته شده در سازمان بورس و اوراق بهادار می باشد که دارای مشخصات زیر باشند:

۱) شرکت جزو واسطه های مالی، سرمایه گذاری یا هلدینگ نباشند.

۲) شرکت از سال ۱۳۸۸ در سازمان بورس پذیرفته شده باشد.

۳) اطلاعات مالی شرکت در طی سال های ۹۳-۱۳۸۹ در دسترس باشد.

حجم نمونه به روش غربالگری انتخاب شده؛ مبنای ورشکستگی شرکت ها ماده ۱۴۱ شرکت های سهامی، اصلاحیه قانون تجارت لحاظ شده است. ابتدا صورت های مالی کلیه شرکت های تولیدی بر اساس شرایط بالا دریافت شده سپس از بین آن ها شرکت هایی که دارای زیان انباشته ای برابر با ۵۰٪ سرمایه خود در یکی از سال های مالی بودند به عنوان ورشکسته انتخاب شدند. سالی که شرکت دارای بیشترین زیان انباشته بود به عنوان سال مبنای آموزش در نظر گرفته شد. نمونه شرکت های غیر ورشکسته نیز برابر با شرکت های ورشکسته در نظر گرفته شد و این شرط نیز لحاظ شد که از هر صنعت حداقل یک نماینده در حجم نمونه باید حضور داشته باشد، و سالی که شرکت دارای بیشترین سود انباشته بود به عنوان سال مبنای آموزش در نظر گرفته شد. در نهایت از بین ۲۴۰ شرکت واجد شرایط، تعداد ۱۰۴ شرکت انتخاب شدند که شامل ۵۲ شرکت ورشکسته و ۵۲ شرکت غیر ورشکسته است.

مسئله حائز اهمیت تعداد سال های مشمولیت ماده ۱۴۱ قانون تجارت شرکت های نمونه آزمایش است. بدین صورت که هر کدام از این شرکت ها چند سال از پنج سال مورد بررسی از نقطه نظر قانونی ورشکسته محسوب میشدند که در جدول ۱ آمده است.

روش گرد آوری اطلاعات میدانی از طریق اسناد کاوی، مطالعه ی صورت های مالی حسابرسی شده شرکت ها که توسط سازمان بورس اوراق بهادار انتشار می یابد، می باشد. صورت های مالی شرکت ها از طریق سامانه کدال^{۴۲} جمع آوری شده اند و متغیر کلان اقتصادی نیز از سایت بانک مرکزی^{۴۳} گرفته شده است.

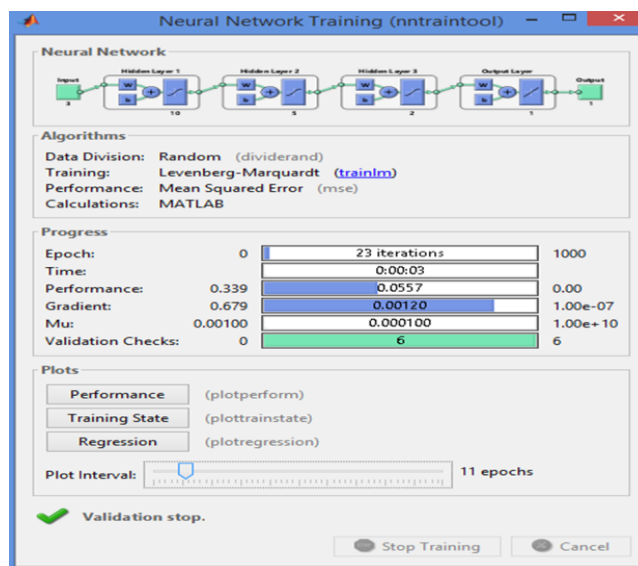
پس از جمع آوری اطلاعات نسبت های مالی به یک بانک اطلاعاتی اکسل منتقل و پس از انجام عملیات آماری مورد نظر و محاسبات بر روی آن ها جهت تجزیه و تحلیل به نرم افزار MATLAB منتقل می شوند.

جدول ۱- تعداد سال‌های ورشکستگی شرکت‌های نمونه آزمایش

تعداد سال‌های ورشکسته	نام شرکت
۹۲	آلو مراد
۹۰,۹۱,۹۲	آهنگری تراکتور سازی ایران
۹۰,۹۳	تولی پرس
۹۰,۹۱,۹۳	تولید تجهیزات سنگین همپکو
۹۰,۹۱,۹۲,۹۳	تولیدی پلاستیک شاهین
۸۹,۹۰,۹۱,۹۲,۹۳	سایپا دیزل
۸۹,۹۰,۹۱,۹۲,۹۳	صنایع ریخته‌گری ایران
۸۹	قند قزوین
۹۳	کاشی نیلو
۸۹,۹۰,۹۱,۹۲,۹۳	لوله و تجهیزات سدید

۵- نتایج و تجزیه تحلیل داده‌ها

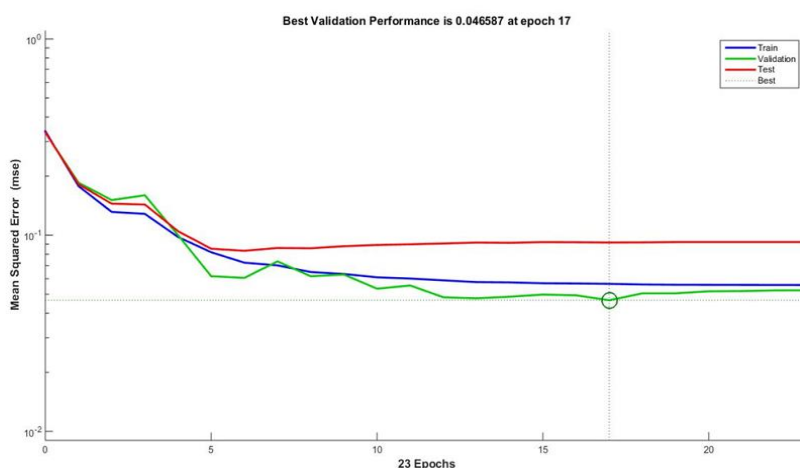
ابتدا شبکه باید یک بار بدون استفاده از نرخ اوراق مشارکت، آموزش داده شود. بعد از کد نویسی و اجرا، نمودار آموزش (شکل ۳) نمایش داده شد:



شکل ۳- نمودار آموزش شبکه به همراه تعداد لایه‌های پنهان

همان طور که در شکل ۳ مشخص است در Epoch 23 و مدت زمان تقریبی ۳ ثانیه، آموزش شبکه به پایان رسیده است؛ این بدین معناست که آموزش شبکه ۲۳ بار تکرار شده است تا مقدار خطای نهایی خود را که برابر با ۰,۰۵۵۷ است، برسد.

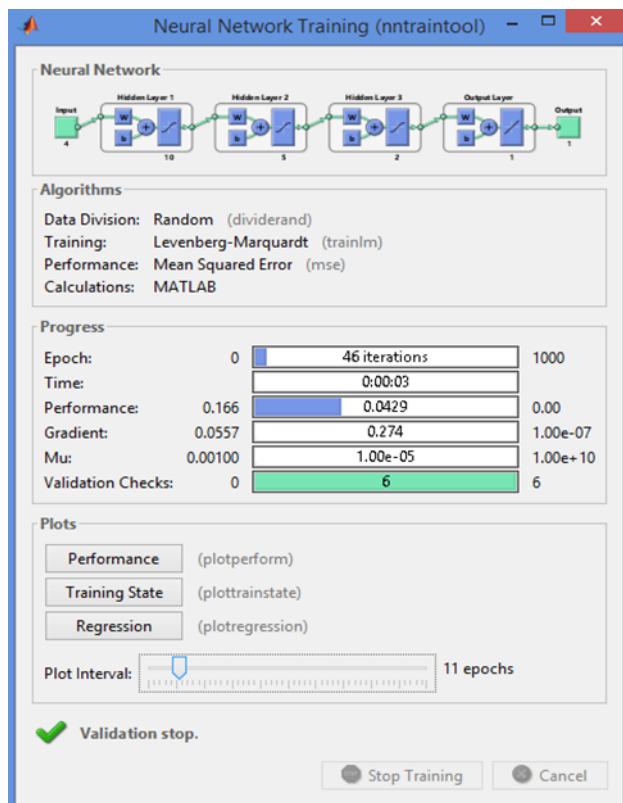
همانطور که در نمودار کارایی آموزش (شکل ۴) مشخص است در Epoch 17 آموزش شبکه به بهترین روایی خود رسیده که در این حالت خطای کمینه برابر با ۰,۰۴۶۵۸۷ است. مقدار وزن کاهش خطا در مدت زمان آموزش شبکه به رقم ۰,۶۷۹ رسیده است.



شکل ۴- نمودار کارایی آموزش

در حالت اول کد نویسی که آموزش بدون استفاده از داده کلان اقتصادی انجام شده، مدل ایجاد شده دارای دقت کلی برابر با ۸۵,۹ درصد است.

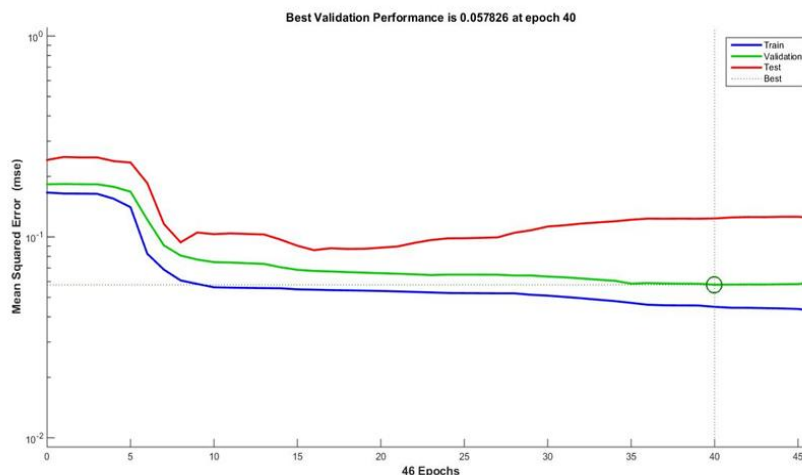
حال شبکه باید دوباره به همراه متغیر کلان نیز آموزش داده شود. قبل از وارد کردن متغیر های کلان به شبکه باید به نوعی تغییر داده شوند زیرا در حالت عادی یک عدد ثابت هستند که برای تمام شرایط یکسان هستند که تاثیری در آموزش شبکه ندارند؛ بنابراین تبدیل به نسبتی از سود شرکت در آن سال مالی به سود اوراق مشارکت در همان شدند؛ تا برای کلیه شرکت ها اعدای منحصر به فرد به دست آید. حال به آموزش دوباره شبکه با استفاده از چهار ویژگی باز میگردیم. بعد از آموزش شبکه همان بخش قبلی نمودار آموزش شبکه به صورت زیر نمایش داده شد:



شکل ۵- نمودار آموزش مجدد شبکه به همراه تعداد لایه های پنهان

همان طور که در شکل ۵ مشخص است در **Epoch 46** و مدت زمان تقریبی ۳ ثانیه، آموزش دوباره شبکه به پایان رسیده است؛ این بدین معناست که آموزش شبکه ۴۶ بار تکرار شده است تا مقدار خطای نهایی خود را که برابر با $0,0429$ است، برسد. کمتر شدن خطای نهایی نشان دهنده بالاتر رفتن دقت و کیفیت آموزش شبکه است.

مقدار وزن کاهش یافته در مدت زمان آموزش شبکه به رقم $0,0557$ رسیده است، همانطور که در نمودار کارایی آموزش (شکل ۶) مشخص است در **Epoch 40** آموزش شبکه به بهترین روایی خود رسیده که در این حالت خطای کمینه برابر با $0,057826$ است.



شکل ۶- نمودار کارایی آموزشی دوباره شبکه

در حالت دوم کد نویسی که آموزش دوباره شبکه با استفاده از داده کلان اقتصادی انجام شده مدل ایجاد شده دارای دقت کلی برابر با ۹۲,۹۵ درصد است.

حال پس از آموزش شبکه باید دید که تا چه اندازه شبکه طراحی شده می تواند وضعیت حال شرکت های حاضر را پیش بینی کند. بنابراین نسبت به ای شرکت های نمونه آزمایش را به شبکه می دهیم تا مقدار درستی کار کرد شبکه مشخص شود مشخص شود. نتایج حاصل از این تست در جدول ۱ مشخص شده است.

همانطور که در جدول ۲ مشخص است پیش بینی درست برای شرکت های نمونه آزمایش ۸۵ درصد است؛ البته این نکته نیز حائز اهمیت است که با، بالاتر رفتن تعداد شرکت های نمونه آزمایش درصد پیش بینی ورشکستگی شرکت ها نیز بهتر می شود. زیرا در جدول بالا کاملاً مشهود است که با عدم پیش بینی صحیح یک شرکت جواب حاصله از پیش بینی یک به یک شرکت های نمونه آزمایش به مقدار ۵ درصد تغییر می کند.

نکته قابل توجه دیگر دو شرکت آلو مراد و قند قزوین هستند؛ همانطور که در جدول ۱ مشخص شده تنها یک سال دارای شرایط ورشکستگی بوده اند و در بقیه سال های مالی، وضعیت مناسبی داشتند؛ بنابراین شبکه، آن ها در گروه شرکت های سالم قرار داد.

پیش بینی شرایط آتی شرکت از اهداف دیگر این پژوهش است. بنابراین از پنج سال در دسترس اطلاعات مالی سال آخر (۱۳۹۳) شرکت های سالم - نمونه های آزمایش را به شبکه می دهیم تا پیش بینی از وضعیت سال مالی بعدی شرکت یعنی سال ۹۴ را به ما بدهد(صورت های مالی سال مالی ۹۵ در زمان اجرای این پژوهش در دسترس نبودند). نتایج این پیش بینی در جدول ۴-۹ آمده است.

جدول ۲- پیش بینی نهایی شرکت های نمونه آزمایش

نام شرکت	سال	ورشکسته	احتمال
آلو مراد	۰	۱	۰,۰۳۶۳
آهنگری تراکتور سازی ایران	۰	۱	۰,۱۰۰۵
تولی پرس	۰	۱	۰,۵۴۸۹
تولید تجهیزات سنگین هپکو	۰	۱	۰,۹۷۶۰
تولیدی پلاستیک شاهین	۰	۱	۰,۸۶۴۶
سایپا دیزل	۰	۱	۰,۹۶۵۲
صنایع ریخته گری ایران	۰	۱	۰,۹۸۷۰
قند قزوین	۰	۱	۰,۱۷۶۶
کاشی نیلو	۰	۱	۰,۸۲۷۵
لوله و تجهیزات سدید	۰	۱	۰,۹۸۷۴
الکترونیک شرق خودرو	۱	۰	۰,۹۶۹۵
پتروشیمی اصفهان	۱	۰	۰,۹۹۰۲
پتروشیمی نوری	۱	۰	۰,۹۸۳۲
داروسازی زهراوی	۱	۰	۰,۹۹۸۶
زامیاد	۱	۰	۰,۹۸۰۹
سیمان داراب	۱	۰	۰,۹۹۷۴
فولاد آلیاژی یزد	۱	۰	۰,۹۸۸۹
کاشی و سرامیک الوند	۱	۰	۰,۹۷۵۵
محورسازان ایران خودرو	۱	۰	۰,۹۴۷۶
نوش مازندران	۱	۰	۰,۹۸۶۲

جدول ۳- پیش بینی شرایط آتی و وضعیت فعلی شرکت های نمونه آزمایش

نام شرکت	سال	ورشکسته	پیش بینی	وضعیت فعلی
الکترونیک شرق خودرو	۱	۰	۰,۹۵۴۹	سالم
پتروشیمی اصفهان	۱	۰	۰,۸۷	سالم
پتروشیمی نوری	۱	۰	۰,۹۷۵۸	اطلاعات سال مالی در دسترس نیست
داروسازی زهراوی	۱	۰	۰,۹۹۸۵	سالم
زامیاد	۱	۰	۰,۹۴۰۵	دارای زیان انباشته - سالم
سیمان داراب	۱	۰	۰,۹۹۱۳	سالم
فولاد آلیاژی یزد	۱	۰	۰,۹۸۵۴	سالم
کاشی و سرامیک الوند	۱	۰	۰,۹۷۵۵	سالم
محورسازان ایران خودرو	۱	۰	۰,۸۹۶۷	دارای زیان انباشته - سالم
نوش مازندران	۱	۰	۰,۹۷۳۳	سالم

با توجه به جدول فوق همه شرکت های نمونه آزمایش بایستی در سال مالی ۹۴ دارای شرایط مالی مناسب و سالم باشند که از این تعداد یک شرکت (پتروشیمی نوری) اطلاعات مالی آن در این سال در دسترس نیست؛ و دو شرکت زامیاد و محور سازان ایران خودرو دارای زیان انباشته هستند ولی همچنان در دسته شرکت های سالم قرار دارند. از این رو می توان گفت که مدل ایجاد شده می تواند تا ۷۸ درصد وضعیت آتی شرکت های بازار بورس را پیش بینی کند.

۶- بحث و نتیجه گیری

مدل استفاده شده در این تحقیق از نوع پرسپترون چند لایه با سه لایه پنهان است؛ برای آموزش شبکه از اطلاعات پنج سال مالی شرکت های بازار بورس استفاده شده؛ شبکه دو بار تحت آموزش قرار گرفت که بار اول بدون استفاده از متغیر کلان اقتصادی دارای دقت کلی ۸۵,۹ درصد بود؛ بار دوم نیز آموزش شبکه با استفاده از متغیر کلان اقتصادی به عنوان ویژگی چهارم انجام شد که در این حالت دقت تست شبکه در حالت کلی به دقتی برابر ۹۲,۹ درصد دارد. در حالت دیگر که با استفاده از نسبت های مالی شرکت های نمونه آزمایش اقدام به تست گرفتن از شبکه می کنیم. با توجه به جواب به دست آمده مدل طراحی شده توانست تا ۸۵ درصد وضعیت شرکت های موجود را درست پیش بینی کند. دلیل این پیش بینی می تواند دو علت داشته باشد:

- اول اینکه دو شرکت از شرکت های نمونه تنها یک سال مشمول شرایط ورشکستگی بودند و سال های بعدی وضعیت مالی مناسبی داشتند، که در نتیجه شبکه هر دو این شرکت ها را در دسته شرکت های سالم قرار داد.
 - دوم همپوشانی نسبت های مالی شرکت های سالم و ورشکسته است. همانطور که در شکل ۴-۳ پیداست نسبت های مالی شرکت های سالم و ورشکسته در یک بازه مشخص بسیار نزدیک به هم بوده و دارای همپوشانی هستند که همین مسئله می تواند باعث عملکرد اشتباه شبکه در تصمیم گیری شود. با توجه به جدول ۲ که شرکت های نمونه آزمایش هستند و شکل های ۳ و ۵، همانطور که در تصاویر مشخص است کاهش مقدار خطا و همچنین پایین آمدن وزن کاهشی خطا در هر بار آموزش شبکه بعد از اضافه شدن متغیر کلان اقتصادی نشان از افزایش دقت پیش بینی مدل می دهد. دلیل این افزایش، اضافه شدن یک ویژگی دیگر به شبکه است که باعث می شود مدل طراحی شده گزینه های بیشتری برای تصمیم گیری داشته باشد.
- عموما در سیستم های خبره و هوش مصنوعی هرچه گزینه هایی بیشتری در دسترس مدل باشد مدل ایجاد شده می تواند تصمیم گیری بهتر و دقیق تری انجام دهد.
- بنابراین فرضیه تحقیق با توجه به کمتر شدن مقدار خطای مدل بعد از اضافه شدن متغیر کلان اقتصادی و بالاتر رفتن دقت شبکه، تأیید می گردد.

همچنین مدل ایجاد شده توانست تا ۷۸ درصد وضعیت آتی شرکت های سالم را برای سال مالی بعدی درست پیش بینی کند.

تحقیقات همیشه با موانع و محدودیت هایی به خصوص در هنگام جمع آوری داده مواجه هستند؛ این محدودیت ها در پاره ای از مواقع می توانند باعث ایجاد پاسخی غیر واقع به پرسش تحقیق نیز باشند. این تحقیق نیز از این قاعده مستثنی و با محدودیت هایی روبرو بوده. محدودیت های این تحقیق نیز به شرح زیر است:

- ۱) عدم شفافیت شرکت ها در ارائه صورت های مالی، که می تواند باعث ایجاد نسبت های مالی اشتباه، و در نتیجه تصمیم گیری اشتباه شود.
- ۲) عدم کارایی بازار سرمایه ایران، در دسترسی مناسب به بیشتر داده های اقتصادی نیز از دیگر محدودیت های این تحقیق بود. به طوری که امکان استفاده از برخی متغیر های کلان اقتصادی امکان پذیر نبود؛ به همین دلیل تنها از نرخ سود اوراق مشارکت استفاده شده است.
- برای محققین آتی پیشنهاداتی ارائه می شود تا در تحقیقات خود استفاده کنند:
- ۱) استفاده از مدل های شبکه عصبی برای گروه خاصی از شرکت های تولیدی، مانند صنایع خودرویی، یا گروه سیمان آهک و گچ.
- ۲) استفاده از شبکه عصبی برای شرکت های غیر تولیدی، واسطه گری های مالی، بانک ها و بیمه ها.
- ۳) مقایسه شبکه عصبی با مدل های تحلیل آماری یا روش های دیگر هوش مصنوعی مانند الگوریتم ژنتیک.
- ۴) استفاده از شبکه عصبی در شناسایی عوامل موثر بر ورشکستگی.
- ۵) استفاده از مدل ها و ساختار های دیگر در شبکه عصبی برای پیش بینی ورشکستگی.

فهرست منابع

- * افشاری، اسداله و خلیفه، سحر (۱۳۹۲). بررسی امکان سنجی استفاده از مدل زمیجوسکی برای پیش بینی درماندگی مالی شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران. مطالعات کمی در مدیریت، شماره ۴، زمستان ۱۳۹۲، ص ۲۵۴ - ۲۳۱.
- * خواجوی، شکراله و امیری، فاطمه السادات (۱۳۹۲). شناسایی مهمترین عوامل موثر در ورشکستگی شرکتها با استفاده از تکنیک TOPSIS_AHP. فصلنامه مطالعات تجربی حسابداری مالی، شماره ۳۸، تابستان ۱۳۹۲، ص ۹۰ - ۶۹.
- * رستمی، محمدرضا؛ فلاح شمس، میر فیض و اسکندری، فرزانه (۱۳۹۰). ارزیابی درماندگی مالی شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران مطالعه مقایسه ای بین تحلیل پوششی داده ها و رگرسیون لجستیک، پژوهش های مدیریت در ایران، شماره ۷۲، ص ۱۴۷ - ۱۲۹.

- * نوروزی، محمدرضا؛ زنده دل، احمد و اسماعیل زاده سیاه باغی، مهدی (۱۳۹۰). مقایسه اظهار نظر حسابرسان مستقل و متغیر های مالی در پیش بینی ورشکستگی. بررسی های حسابداری و حسابرسی، شماره ۶۵، پاییز ۱۳۹۰، ص ۷۸ - ۶۳.
- * کرمی، غلامرضا و سید حسینی، سید مصطفی (۱۳۹۱). سودمندی اطلاعات حسابداری نسبت به اطلاعات بازار در پیش بینی ورشکستگی. مجله دانش حسابداری، شماره ۱۰، پاییز ۱۳۹۱، ص ۱۱۶ - ۹۳.
- * کمیجانی، اکبر و سعادت فر، جواد (۱۳۸۵). کاربرد مدل های شبکه عصبی در پیش بینی ورشکستگی اقتصادی شرکت های بازار بورس. دو فصلنامه علمی - پژوهشی جستار های اقتصادی، شماره ۶، پاییز و زمستان ۱۳۸۵.
- * محسنی، رضا؛ آقا بابایی، رضا و محمد قربانی، وحید (۱۳۹۲). پیش بینی در ماندگی مالی با بکار بردن کارایی به عنوان یک متغیر پیش بینی کننده. فصلنامه پژوهش ها و سیاست های اقتصادی، شماره ۶۵، بهار ۱۳۹۲، ص ۱۴۶ - ۱۲۳.
- * مهرآذین، علیرضا؛ زنده دل، احمد؛ تقی پور، محمد و فروتن، امید (۱۳۹۲). شبکه های عصبی شعاعی آموزش یافته بر پایه متغیر های مدل های آماری و مقایسه آن ها در پیش بینی ورشکستگی. فصلنامه علمی پژوهشی دانش سرمایه گذاری، شماره ۷، پاییز ۱۳۹۲.
- * نبوی چاشمی، سید علی؛ احمدی، موسی و مهدوی فرح آبادی، صادق (۱۳۸۹). پیش بینی ورشکستگی شرکت ها با استفاده از مدل لاجیت. مهندسی مالی و مدیریت پرتفوی، شماره ۵، زمستان ۱۳۸۹، ص ۸۱ - ۵۵.
- * نیکبخت، محمدرضا و شریفی، مریم (۱۳۸۹). پیش بینی ورشکستگی مالی شرکت های بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی. مجله مدیریت صنعتی، شماره ۴، بهار و تابستان ۱۳۸۹، ص ۴۹ - ۵۶.
- * هاگان، مارتین؛ دیموث، هاوارد و بیل، مارک (۱۳۹۳). طراحی شبکه های عصبی، کیا، سید مصطفی، تهران، انتشارات دانشگاهی کیان.
- * Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. The journal of finance, 23(4), 589-609.
- * Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. Journal of accounting research, 71-111.
- * Chen, J. H. (2012). Developing SFNN models to predict financial distress of construction companies. Expert Systems with Applications, 39(1), 823-827.
- * Hanson, R. O. (2003). A Study of Altman's Revised Four-variable Z "-score Bankruptcy Prediction Model as it Applies to the Service Industry (Doctoral dissertation, Nova Southeastern University).
- * Jennings, M. E. (2005). Applicability of Altman's revised four variable z-score as a bankruptcy predictor for health maintenance organizations.
- * Shirata, C. Y. (1998). Financial ratios as predictors of bankruptcy in Japan: an empirical research. Tsukuba College of Technology Japan, 1(1), 1-17.

- * Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting research*, 59-82.

یادداشت‌ها

- ¹ Bankruptcy
- ² Failure
- ³ Distress
- ⁴ Bradstreet
- ⁵ Bankrupt
- ⁶ Univariate analysis
- ⁷ Multiple discriminant analysis
- ⁸ Woodluck
- ⁹ Beaver
- ¹⁰ Altman
- ¹¹ Springate
- ¹² Hanson
- ¹³ Jennings
- ¹⁴ Shirata
- ¹⁵ Zmigewski
- ¹⁶ Deakin
- ¹⁷ CA - Score
- ¹⁸ Bilanas
- ¹⁹ Martin
- ²⁰ Zavgren
- ²¹ Chen
- ²² Self – organized feature map optimization, fuzzy , and hyper - rectangular composite Neural Network
- ²³ Cross-validation
- ²⁴ Multiple Discriminant Analysis
- ²⁵ Reciever Operating Charasteristic
- ²⁶ خطای نوع اول یا آلفا به معنی تشخیص نادرست ورشکستگی است.
- ²⁷ خطای نوع دوم یا بتا به معنی تشخیص نادرست وجود ورشکستگی است.
- ²⁸ Perceptrons
- ²⁹ Frank Rosenplatt
- ³⁰ Teuvo Kohonen
- ³¹ James Anderson
- ³² Stephen Grossberg
- ³³ Inputs and Outputs
- ³⁴ Neurons
- ³⁵ Input Layer
- ³⁶ Hidden Layer
- ³⁷ Output Layer
- ³⁸ Weights
- ³⁹ Transfer Function (Activation Function)
- ⁴⁰ Back Propation (BP)
- ⁴¹ Rummelhart, Daivid and Mcland, James
- ⁴² Codal.ir
- ⁴³ Cbi.ir