تحقیقات مالی
شماره۱۷ ـ بهار و تابستان ۱۳۸۳
ص‌ص ۶۹- ۳۹

پیش بینی درماندگی مالی شرکتها با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

دکتر رضا راعی* ـ سعید فلاح پور**

چکیده

درماندگی مالی و ورشکستگی، هزینه‌های زیادی به همراه دارد که به اقتصاد یک کشور صدمه وارد می‌کند. یکی از راه‌هایی که می‌تواند به جلوگیری از درماندگی مالی کمک شایان توجهی کند، پیش‌بینی درماندگی مالی است.

در این پژوهش، با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، به پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های تولیدی پرداخته شده است. مرور جامعی از مدل‌های پیش‌بینی درماندگی مالی و شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز ارایه شده است. به‌منظور بررسی اثر تفاوت ناشی از نمونه‌ها در پیش‌بینی، از روش معتبرسازی مقطعی استفاده شده است. مدل مقایسه‌ای استفاده شده در این پژوهش، مدل تحلیل ممیز چندگانه (MDA) است. نتایج حاصله از مدل‌ها، براساس اطلاعات ۸۰ شرکت، نشان داد که مدل ANN در پیش‌بینی درماندگی مالی، به‌طور معنی‌داری نسبت به مدل MDA از دقت پیش‌بینی بیشتری برخوردار است.

واژه‌های کلیدی: درماندگی مالی، ورشکستگی، ماده ۱۴۱ قانون تجارت، شبکه‌های عصبی مصنوعی، تحلیل ممیز چندگانه

---

* استادیار دانشکده مدیریت دانشگاه تهران

** دانشجوی دوره کارشناسی ارشد مدیریت مالی دانشگاه تهران

مقدمه

یکی از راه‌هایی که می‌توان با استفاده از آن به بهره‌گیری مناسب از فرصت‌های سرمایه‌گذاری و هم‌چنین جلوگیری از به هدر رفتن منابع کمک کرد، پیش‌بینی درماندگی مالی یا ورشکستگی است. به این ترتیب که اولاً، با ارایه هشدارهای لازم می‌توان شرکت‌ها را نسبت به‌وقوع درماندگی مالی هوشیار کرد تا آن‌ها با توجه به این هشدارها دست به اقدامات مقتضی بزنند و دوم این‌که، سرمایه‌گذاران فرصت‌های مطلوب سرمایه‌گذاری را از فرصت‌های نامطلوب تشخیص داده، منابع‌شان را در فرصت‌های مناسب سرمایه‌گذاری کنند.

پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها، مدت‌ها است که به‌عنوان یکی از موضوعات مهم در حوزه مالی مطرح است. از آن‌جایی‌که در این مدل‌ها، متغیر ملاک (وابسته) از نوع طبقه‌ای[1] (درمانده مالی یا سالم) هستند، با مسأله‌ای از نوع دسته‌بندی[2] روبرو هستیم. بنابراین، واضح است در چنین مطالعاتی از مدل‌های آماری مانند تحلیل ممیز چندگانه، تحلیل لوجیت و تحلیل پروبیت استفاده می‌شود. هرچند که اعتبار و اثربخشی این روش‌های آماری سنتی به برخی فرضیات محدودکننده، هم‌چون خطی بودن[3] (در مدل تحلیل ممیز چندگانه)، نرمال بودن[4]، مستقل بودن[5] متغیرهای پیش‌بین از هم و وجود یک ساختار تابعی از پیش تعریف شده[6] بستگی زیادی دارد. این روش‌های سنتی، هنگامی می‌توانند مسائل را بخوبی حل کنند که تمامی یا بیشتر این فرضیات برآورده شوند. مطالعات اخیر در زمینه شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) نشان می‌دهد که ANN ها به‌علت ویژگی‌های غیرخطی[7]، ناپارامتریک[8] و یادگیری تطبیقی[9] که دارند، ابزار قدرتمندی برای شناسایی و دسته‌بندی الگو هستند. از مدل‌های ANN در حل بسیاری از مسائل مالی، از جمله پیش‌بینی درماندگی مالی استفاده شده است و این استفاده در حال افزایش است. بیشتر محققانی که از ANN در پیش‌بینی درماندگی مالی استفاده کرده‌اند،

---

1. Categorical
2. Classification
3. Linearity
4. Normality
5. Independence
6. Pre-Existing Functional Form
7. Nonlinear
8. Nonparametric
9. Adaptive Learning

به این نتیجه رسیده‌اند که دقت پیش‌بینی با استفاده از ANN بطور معنی‌داری از تکنیک‌های آماری سنتی بیشتر است (بعنوان مثال: لی[1] و دیگران،۱۹۹۲؛ تام و کیانگ[2] ۱۹۹۰، اودوم و شاردا[3]، ۱۹۹۶).

با توجه به مطالب یاد شده، در این پژوهش که هدف اصلی آن پیش‌بینی درماندگی مالی در شرکت‌های تولیدی است، از ANN به همراه مقایسه آن با تحلیل ممیز چندگانه (MDA)، استفاده شده است. با عنایت به این‌که هم‌اکنون، در حدود ۱۳ درصد شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران دچار درماندگی مالی هستند (با درنظر گرفتن معیار درماندگی مالی در این مطالعه)، انجام چنین تحقیقی اهمیت زیادی دارد.

مدل‌های مورد استفاده برای پیش‌بینی درماندگی مالی

برای پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی مدل‌های زیادی وجود دارد. در نگاره شماره (۱)، بیشتر مدل‌هایی که در تحقیقات قبلی استفاده شده است، فهرست شده‌اند. در ادامه، برخی نمونه مطالعات انجام شده قبلی که مهم‌تر هستند، بررسی می‌شوند. استفاده از این مدل‌ها برای پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی شرکت‌ها، با یک ترتیب زمانی همراه بوده است که به ترتیب عبارتند از: تحلیل نسبت یک متغیری[4]، تحلیل ممیز چندگانه[5]، تحلیل لوجیت و پروبیت[6]، الگوریتم افراز بازگشتی[7] و شبکه‌های عصبی مصنوعی. البته، از نظر زمانی هم‌پوشانی‌هایی نیز وجود دارد. از بین این مدل‌ها، RPA از همه کم‌تر وMDA از همه بیش‌تر استفاده شده است و با افزایش روزافزون قدرت رایانه‌ها، استفاده ازANN به‌شدت در حال افزایش است. در بیشتر مدل‌هایی که برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها استفاده می‌شود، نمونه‌ها به دو گروه تقسیم می‌شوند، یکی شامل شرکت‌های درمانده مالی و دیگری شامل شرکت‌های سالم.

---

1. Lee
2. Tam & Kiang
3. Odom & Sharda
4. Univariate Ratio Analysis
5. Multiple Discriminant Analysis (MDA)
6. Logit & Probit Analysis
7. Recursive Partitioning Algorithm (RPA)

نگاره۱. انواع مدل‌های مورد استفاده در پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی

مدل پیش‌بینی درماندگی مالی	محقق یا محققین	تاریخ
یک متغیری	Fitzpatrick	۱۹۳۱
	Ransmer & Foster	۱۹۳۱
	Merwin	۱۹۴۲
	Walter	۱۹۵۷
	Beaver	۱۹۶۶
تحلیل ممیز چندگانه (MDA)	Altman	۱۹۶۸
	Deakin	۱۹۷۲
	Edmister	۱۹۷۲
	Blum	۱۹۷۴
	Moyer	۱۹۷۷
	Altman, Halderman & Narayanan	۱۹۷۷
	Altman	۱۹۸۳
	Booth	۱۹۸۳
	Fulmer, Moon, Gavin & Erwin	۱۹۸۴
	Casey & Bartczak	۱۹۸۵
	Lawrence & Bear	۱۹۸۶
	Aziz, Emanual & Lawson	۱۹۸۸
	Altman	۱۹۹۳
	Altman	۲۰۰۰
	Grice & Ingram	۲۰۰۱
تحلیل لوجیت و پروبت	Martin	۱۹۷۷
	Ohlson	۱۹۸۰
	Rose & Giroux	۱۹۸۴
	Zavgren	۱۹۸۵
	Gentry, Newbold & Whitford	۱۹۸۵
	Lau	۱۹۸۷
	Platt & Platt	۱۹۹۰
	Koh	۱۹۹۱
	Lynn & Wertheim	۱۹۹۳
	Johnson & Melicher	۱۹۹۴
	Barniv, Hathorn, Mehrez & Kline	۱۹۹۹
	Lennox	۱۹۹۹
	Barniv, Mehrez & Kline	۲۰۰۰

ادامه نگاره ۱.

مدل پیش‌بینی درماندگی مالی	محقق یا محققین	تاریخ
الگوریتم افراز بازگشتی (RPA)	Marais, Patell & Wolfson	۱۹۸٤
	Frydman, Altman & Kao	۱۹۸۵
	Tam	۱۹۹۱
	McKee & Greenstein	۲۰۰۰
شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)	Odom & Sharda	۱۹۹۰
	Sachenberger, Cinar & Lash	۱۹۹۲
	Coates & Fant	۱۹۹۱-۹۲
	Tam & Kiang	۱۹۹۲
	Coates & Fant	۱۹۹۳
	Nittayagasetwat	۱۹۹٤
	Serrano-Cinca	۱۹۹٦
	Lee, Han & Kwon	۱۹۹٦
	Jo, Han, Lee	۱۹۹۷
	Serrano-Cinca	۱۹۹۷
	Luther	۱۹۹۸
	Zhang, Hu, Patuwo & Indro	۱۹۹۹
	Yang, Platt & Platt	۱۹۹۹
	Shah & Murtaza	۲۰۰۰

فنون آماری یک متغیری، جزء اولین فنونی بودند که برای پیش‌بینی ورشکستگی مورد استفاده قرار گرفتند. با استفاده از این نوع تجزیه و تحلیل می‌توان قدرت پیش‌بینی‌کنندگی نسبت‌های مالی مختلف را بررسی کرد. در این فن هر بار یکی از نسبت‌ها بررسی می‌شود. یکی از قدیمی‌ترین نسبت‌های مالی که برای ارزیابی وضعیت اعتباری در سال ۱۸۷۰ مورد استفاده قرار گرفت، نسبت جاری بود (بیور[1]، ۱۹٦٦).

در سال ۱۹٦٦، ویلیام بیور برای بررسی توان نسبت‌های مالی در پیش‌بینی درماندگی مالی، از تجزیه و تحلیل یک متغیری استفاده کرد. او در این تجزیه و تحلیل بیشتر از نسبت‌هایی استفاده کرد که مربوط به جریانات نقدی می‌شدند. در این پژوهش، بیور عدم توانایی شرکت به انجام تعهدات مالی‌اش را به‌عنوان درماندگی مالی تعریف کرد.

1. Beaver

در این تحقیق، بیور ۳۰ نسبت مالی را که تصور می‌کرد بهترین شاخص برای سلامت مالی یک شرکت هستند، انتخاب کرد. سپس این نسبت‌ها را براساس چیزی که اندازه‌گیری می‌کردند به شش گروه تقسیم کرد. این شش گروه عبارت بودند از: نسبت‌های مربوط به جریان نقدی، نسبت‌های بدهی به کل دارایی‌ها، نسبت‌های دارایی‌های نقد شونده به کل دارایی‌ها، نسبت‌های دارایی‌های نقد شونده به بدهی‌های جاری، نسبت‌های فعالیت (گردش) و نسبت‌های سود خالص.

مدل بیور در صورت وجود شرایط برابر در موارد دیگر، مبتنی بر چهار مفهوم بود. نخست این‌که، هر چه دارایی‌های نقد شونده یک شرکت بیشتر باشد، احتمال درماندگی مالی آن کمتر است. دوم این‌که، هر چه خالص جریان نقدی حاصل از عملیات بیشتر باشد، احتمال درماندگی مالی کم‌تر است. سوم این‌که، هر چه میزان بدهی در شرکت بیشتر باشد، احتمال درماندگی مالی بیشتر است. و آخر این‌که، هر چه نیاز به نقدینگی برای تامین هزینه‌های عملیاتی بیشتر باشد، احتمال درماندگی مالی بیشتر است. در این پژوهش، بیور از یک نمونه ۱۵۸ تایی استفاده کرد که ۷۹ مورد از آن‌ها شامل شرکت‌های درمانده مالی و ۷۹ مورد دیگر شامل شرکت‌های سالم بود. بیور ۳۰ نسبت یادشده را برای این شرکت‌ها محاسبه نمود. بیور نیز مانند محققان قبلی به این نتیجه رسید که این نسبت‌ها در شرکت‌های درمانده مالی و سالم با هم تفاوت دارند. او دریافت که توان پیش‌بینی برخی نسبت‌های مالی مشخص، بویژه جریان نقدی به کل بدهی، در پیش‌بینی درماندگی مالی زیاد است. نتایج تحقیقات او نشان داد که شرکت‌های درمانده مالی جریان نقدی و دارایی‌های نقد شونده کم‌تری نسبت به شرکت‌های سالم دارند. مدل او قادر بود در ۷۸ درصد موارد، پیش‌بینی درستی در ۵ سال قبل از درماندگی مالی ارایه دهد. به‌علاوه بیور عنوان کرد که شرکت‌های درمانده مالی، توانایی کم‌تری در انجام تعهدات خود دارند و نسبت به شرکت‌های سالم، تمایل بیشتری به اخذ وام دارند (همان).

ادوارد آلتمن[1]، در سال ۱۹۶۸ برای اولین بار اثر ترکیبات مختلف نسبت‌های مالی را برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها بررسی کرد. آلتمن در این مطالعه از MDA استفاده کرد. مدلی که او بدست آورد و به «Z-Score» معروف است، هنوز به‌عنوان شاخصی برای سلامت مالی شرکت‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. نظریه اصلی آلتمن این بود که مدل پیش‌بینی ورشکستگی او که از ۵ نسبت مالی تشکیل می‌شود، می‌تواند برای

1. Altman

تشخیص شرکت‌های ورشکسته از غیر ورشکسته مورد استفاده قرار گیرد. او پیشنهاد کرد که از مدلش در ارزیابی اعطای وام‌های تجاری، فرآیندهای کنترل داخلی و بررسی گزینه‌های سرمایه‌گذاری استفاده شود (آلتمن، ۱۹۶۸).

آلتمن در ابتدای امر، ۲۲ متغیر (نسبت مالی) را مورد توجه قرار داد. این نسبت‌ها یا در مطالعات قبلی مورد توجه قرار گرفته بودند یا نسبت‌هایی بودند که خود آلتمن تصور می‌کرد شاخص مهمی برای درماندگی مالی باشند. آلتمن در این مطالعه از یک نمونه ٦٦ تایی استفاده کرد که به‌طور برابر به دو گروه ورشکسته و غیر ورشکسته تقسیم شده بودند. گروه ورشکسته متشکل از شرکت‌های تولیدی بودند که در طول سال‌های ۱۹٤٦ تا ۱۹٦۵ اعلام ورشکستگی کرده بودند. میزان دارایی‌های شرکت‌های ورشکسته بین ۰/۷ میلیون دلار تا ۲۵/۹ میلیون دلار قرار داشت که متوسط آن ٦/٤ میلیون دلار بود. شرکت‌های ورشکسته که در سال ۱۹٦٦ هنوز پابرجا بودند نیز از همان دوره زمانی انتخاب شدند. میزان دارایی‌های این گروه بین یک میلیون دلار تا ۲۵ میلیون دلار بود.

آلتمن در مدل نهایی پنج نسبت را که به نظر می‌رسید برای پیش‌بینی ورشکستگی بیشترین اهمیت را داشته باشند، انتخاب کرد.

مدل «Z-Score» آلتمن به‌صورت زیر است:

$$Z = 0.012X_1 + 0.014X_2 + 0.033X_3 + 0.006X_4 + 0.999X_5$$

که در آن:

X_1 = کل دارایی‌ها/ سرمایه در گردش

X_2 = کل دارایی‌ها/ سود انباشته

X_3 = کل دارایی‌ها/ سود قبل از بهره و مالیات

X_4 = ارزش دفتری کل بدهی‌ها/ ارزش بازار سهام شرکت

X_5 = کل دارایی‌ها/ فروش

Z = شاخص کل

اسپرینگیت در سال ۱۹۷۸ با استفاده از MDA مدلی را بر مبنای مدل آلتمن ارایه کرد. مدل طراحی شده او بصورت زیر است:

$$Z = 1.03X_1 + 3.07X_2 + .66X_3 + .4X_4$$

که:

X_1 = کل دارایی‌ها / سرمایه در گردش

X_2 = کل دارایی‌ها / سود قبل از بهره و مالیات

X_3 = بدهی جاری / سود قبل از مالیات

X_4 = کل دارایی‌ها / فروش

که دقت پیش‌بینی این مدل حدود ۸۸ درصد بدست آمد.

گفتنی است که در سال ۱۳۸۲، مطالعه‌ای براساس مدل اسپرینگیت توسط شاکری در مورد شرکت‌های ایرانی صورت گرفت (شاکری، ۱۳۸۲). شاکری در این مطالعه از همان ضرایب مدل اسپرینگیت استفاده کرد که البته این کار با توجه به این‌که مطالعه اسپرینگیت در یک کشور دیگر صورت گرفته است، نادرست به نظر می‌رسد. البته او مدل دیگری را نیز با استفاده از رگرسیون چندگانه ارایه کرده است که در این مورد نیز باید گفت، از رگرسیون چندگانه در مسائلی از نوع دسته‌بندی استفاده نمی‌شود.

آلتمن در سال ۱۹۸۳، مدل اولیه خود را که مربوط به سال ۱۹٦۸ بود مورد تجدید نظر قرار داد و به منظور به‌کارگیری آن در مورد شرکت‌های خصوصی (منظور شرکت‌هایی که سهام آن‌ها در بازار مبادله نمی‌شود، مانند شرکت سهامی خاص)، وزن‌های دیگری را به هر یک از متغیرها اختصاص داد. یکی از محدودیت‌های مدل اولیه آلتمن این بود که برای استفاده از آن به قیمت سهام شرکت در بازار نیاز بود. در مدل تجدید نظر شده، ارزش دفتری سهام شرکت جایگزین ارزش بازار آن شد. نتایج این تحقیق نشان داد که این مدل فقط کمی نسبت به مدل اولیه قابلیت اعتماد کمتری دارد (آلتمن، ۲۰۰۰).

السون درسال ۱۹۸۰ مدلی را با استفاده از فن لوجیت توسعه داد. هدف این مطالعه، ارایه سه مدل برای پیش بینی درماندگی مالی تا سه سال قبل از آن بود.

السون در ارتباط با مطالعات قبلی انجام شده با استفاده از MDA، سه انتقاد را مطرح کرد. اولین انتقاد او در مورد پیش فرض آماری توزیع بود که به مدل تحمیل می‌شد. دومین انتقاد او این بود که امتیاز بدست آمده از MDA، امکان تفسیر زیادتری را فراهم نمی‌کند و سومین انتقاد او این بود که فرآیندی که برای تطبیق شرکت‌های ورشکسته و غیر ورشکسته استفاده می‌شود، فوایدی ندارد. تصور او این بود که با استفاده از تحلیل لوجیت می‌توان از این مشکلات اجتناب کرد.

السون در این پژوهش از ۱۰۵ شرکت ورشکسته و ۲۰۵ شرکت غیر ورشکسته بین سالهای ۱۹۷۰ تا ۱۹۷٦ استفاده کرد. او ۹ نسبت مالی را به‌عنوان متغیر مستقل به‌کار برد. از این ۹ نسبت مالی، ۵ تای آن‌ها در مطالعات قبلی نیز استفاده شده بودند. دو متغیر دیگر تحت عنوان متغیرهای تصمیم اضافه شدند که در مورد اولی، در صورت بیشتر بودن میزان بدهی‌ها از دارایی‌ها مقدار آن یک و در غیر این‌صورت مقدار آن صفر در نظر گرفته می‌شد. متغیر دیگر بر اساس سود خالص سال‌های قبل از ورشکستگی تعریف شد، به این ترتیب که اگر سود خالص دو سال قبل از ورشکستگی منفی بود، مقدار این متغیر یک و در غیر اینصورت صفر در نظر گرفته می شد.

متغیرهای مستقلی که السون از آن‌ها استفاده کرد، عبارت بودند از:

X_1 = log (شاخص قیمت[1] -GNP / کل دارایی‌ها)

X_2 = کل دارایی‌ها / کل بدهی‌ها[2]

X_3 = کل دارایی‌ها / سرمایه در گردش

X_4 = (بدهی‌های جاری / دارایی‌های جاری)

X_5 = کل دارایی‌ها / درآمد خالص[3]

X_6 = کل بدهی‌ها / وجوه حاصل از عملیات[4]

X_7 = عدد یک اگر کل بدهی‌ها بیشتر از کل دارایی‌ها باشد وگرنه عدد صفر

X_8 = عدد یک اگر درآمد خالص در دو سال گذشته منفی باشد وگرنه عدد صفر

X_9 = (میزان تغییر در درآمد خالص)

فریدمن، آلتمن و کااو[5] اولین کسانی بودند که RPA را در مقایسه با تحلیل ممیز به‌کار بردند. در این مطالعه از اطلاعات ۵۸ شرکت ورشکسته و ۱۴۲ شرکت غیر ورشکسته بین سال‌های ۱۹۷۱ تا ۱۹۸۱ استفاده شد. در اولین مدل طراحی شده، از ده متغیر استفاده شد که عبارت بودند از : ۱) سود خالص به کل دارایی‌ها، ۲) دارایی‌های جاری به بدهی‌های جاری، ۳) لگاریتم کل دارایی‌ها، ۴) ارزش بازار سهام عادی به کل منابع تأمین مالی[6] ۵)

1. Price- Level Index
2. Total Liabilities
3. Net Income
4. Funds From Operations
5. Kao
6. Total Capitalization

دارایی‌های جاری به کل دارایی‌ها، ۶) جریانات نقدی به کل بدهی‌ها، ۷) دارایی‌های سریع[1] به بدهی‌های جاری، ۹) سود قبل از بهره و مالیات به کل دارایی‌ها و ۱۰) لگاریتم (۱۵+پوشش هزینه بهره).

مدل دوم متشکل از چهار متغیر بود که عبارت بودند از : ۱) سود خالص به کل دارایی‌ها، ۲) دارایی‌های جاری به بدهی‌های جاری، ۳) لگاریتم کل دارایی‌ها و ۴) ارزش بازار سهام عادی به کل منابع تأمین مالی. دقت پیش‌بینی این مدل ۹۰ درصد بود و عنوان شد در بین این نسبتها، نسبت جریانات نقدی به کل بدهی‌ها از همه با اهمیت‌تر است. (فریدمن و دیگران، ۱۹۸۵).

مدل پیش‌بینی شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)

اولین تلاش برای استفاده از ANN در پیش‌بینی ورشکستگی توسط ادم و شاردا صورت گرفت. آن‌ها در این مطالعه از یک شبکه پیش‌خور سه‌لایه[2] استفاده کردند. نتایج مطالعات آن‌ها نشان داد که شبکه‌های عصبی در مقایسه با تحلیل ممیز چندگانه از دقت و توان پیش‌بینی بیشتری برخوردارند (اودوم و شاردا، ۱۹۹۰) سالچنبرگر، سینار و لش[3] مطالعه‌ای را در زمینه پیش‌بینی درماندگی مالی موسسات وام و پس‌انداز[4] با استفاده از ANN انجام دادند و نتایج آن را با مدل لوجیت مقایسه کردند. در این مطالعه آن‌ها از پنج نسبت مالی استفاده کردند که بیانگر کفایت سرمایه[5]، کیفیت دارایی‌ها[6]، کارایی مدیریت[7]، سود[8] و نقدینگی[9] بودند. ۱۰۰ موسسه ورشکسته و ۱۰۰ موسسه غیرورشکسته براساس مکان جغرافیایی و ارزش دارایی‌ها، بین سال‌های ۱۹۸۶ تا ۱۹۸۷ انتخاب شدند. نتایج این تحقیق نشان داد که شبکه‌های عصبی عملکرد بهتری از مدل لوجیت دارند (ساچنبرگر و دیگران، ۱۹۹۲).

کتس و فانت[10] با بکارگیری شبکه‌های عصبی و اطلاعات ۴۷ شرکت درمانده مالی و ۴۷ شرکت سالم، مدلی را برای پیش‌بینی درماندگی مالی ارایه دادند. آن‌ها از پنج نسبت

1. Quick Assets
2. Three-Layer Feedforward Network
3. Salchenber, Cinar & Lash
4. Savings & Loan Institution
5. Capital Adequacy
6. Asset Quality
7. Management Efficiency
8. Earnings
9. Liquidity
10. Coutes & Fant

مالی استفاده کردند که عبارت بودند از: ۱) سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها، ۲) سود انباشته به کل دارایی‌ها، ۳) سود قبل از بهره و مالیات به کل دارایی‌ها، ۴) ارزش بازار سهام عادی به ارزش دفتری کل بدهی‌ها و ۵) فروش به کل دارایی‌ها. دقت پیش‌بینی مدل آن‌ها در مورد شرکت‌های درمانده مالی ۹۱ درصد و در مورد شرکت‌های سالم ۹۶ درصد بود، در حالی‌که این دقت با استفاده از MDA برای شرکت‌های درمانده مالی و سالم به ترتیب ۷۲ درصد و ۸۹ درصد بود (کتس و فانت، ۹۲-۱۹۹۱).

تام و کیانگ شبکه‌های عصبی را با مدل ممیز خطی، مدل رگرسیون لوجستیک، مدل نزدیک‌ترین مجاور[1] و مدل درخت تصمیم مورد مقایسه قرار دادند. آن‌ها برای انجام این پژوهش از اطلاعات ۵۹ بانک ورشکسته و ۵۹ بانک غیرورشکسته بین سال‌های ۱۹۸۵ تا ۱۹۸۷ استفاده کردند. بانک‌های ورشکسته و غیرورشکسته براساس عواملی هم‌چون ارزش دارایی‌ها، تعداد شعب و عمرشان با هم تطبیق داده شدند. نتایج این پژوهش نشان داد که مدل شبکه‌های عصبی از تمامی مدل‌های دیگر عملکرد بهتری دارد (تام و کیانگ، ۱۹۹۲).

نیتایاگاستوات[2] مدلی را با استفاده از ANN ارایه کرد که نمونه آموزشی آن شامل ۱۷۳ شرکت ورشکسته و ۱۵۷۸ شرکت غیرورشکسته و نمونه آزمایشی آن شامل ۶۰ شرکت ورشکسته و ۵۴۷ شرکت غیرورشکسته بود. دقت کلی پیش‌بینی مدل ارایه شده ۸۰ درصد بود. نتایج این تحقیق نشان داد که ANN عملکرد بهتری از تحلیل لوجیت و RPA دارد (نیتایاگاستوات، ۱۹۹٤).

لی، هان و کوان[3] از مدل ترکیبی[4] شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی ورشکستگی استفاده کردند. آن‌ها از شبکه عصبی ترکیب شده با MDA[5]، شبکه عصبی ترکیب شده با ID3[6] و شبکه عصبی ترکیب شده با SOFM[7] استفاده کردند. در این مطالعه از اطلاعات ۱۶۶ شرکت کره‌ای (متشکل از ۸۳ شرکت ورشکسته و ۸۳ شرکت غیرورشکسته) بین سال‌های ۱۹۷۹ تا ۱۹۹۲ استفاده شد. شرکت‌های هر دو دسته بر اساس ارزش دارایی‌ها، تعداد کارکنان، عمر شرکت و میزان سرمایه با هم تطبیق داده شدند. دقت کلی پیش‌بینی مدل ANN ترکیبی با MDA، ۷۷/۸ درصد و با ID3، ۷۵/۲ درصد به‌دست آمد ولی دقت

---

1. k Nearest Neighbor Model
2. Nittayagasetwat
3. Lee, Han Kwon
4. Hybrid
5. MDA-Assisted Neural Network

٦. ID3 یکی از روش‌های مورد استفاده در RPA می‌باشد.

7. Self Organizing Feature Maps

پیش‌بینی MDA و ID3 به ترتیب ۶۸/۶ درصد و ۷۴/۳ درصد بود. دقت پیش‌بینی در مورد ANN ترکیبی با SOFM(MDA) و با SOFM(ID3) به ترتیب ۸۰/۵ درصد و ۷۶/۷ درصد به‌دست آمد (لی و دیگران، ۱۹۹۶).

مطالعه دیگری توسط سرانو- سینکا[1] با استفاده از پرسپترون چند لایه (MLP) صورت گرفت. در این مطالعه از ۳۷ بانک غیرورشکسته و ۲۹ بانک ورشکسته در طول سال‌های ۱۹۷۷ تا ۱۹۸۵ استفاده شد. برای انجام این پژوهش از نه نسبت مالی استفاده گردید که عواملی هم‌چون نقدینگی، ظرفیت تأمین مالی داخلی[2]، سود نسبت به اقلام مختلف ترازنامه، سود ناخالص و جریانات نقدی نسبت به بدهی‌ها را می‌سنجیدند. در این تحقیق MLP با MDA مورد مقایسه قرار گرفت. دقت کلی پیش‌بینی با استفاده از MDA، ۸۶ درصد و با استفاده از MLP، ۹۴ درصد به‌دست آمد (سرانو- سینکا، ۱۹۹۷).

ژانگ، هو، پاتوا و ایندرو[3] براساس اطلاعات ۲۲۰ شرکت (متشکل از ۱۱۰ شرکت ورشکسته و ۱۱۰ شرکت غیرورشکسته) مدلی را با استفاده از ANN ارایه دادند. آن‌ها از شش متغیر که پنج مورد آن همان پنج متغیر پیشنهادی آلتمن بود استفاده کردند. متغیر ششمی که آن‌ها به مدل اضافه کردند نسبت دارایی‌های جاری به بدهی‌های جاری بود. در این پژوهش، نمونه‌ها براساس کدهای SIC[4] و ارزش دارایی‌هایشان با هم تطبیق داده شدند. نتایج این تحقیق نشان داد که دقت کلی پیش‌بینی شبکه‌های عصبی از رگرسیون لوجستیک بیشتر است. گفتنی است که در این مطالعه، از MLP به همراه الگوریتم یادگیری GRG2 استفاده شد (ژانگ و دیگران، ۱۹۹۹).

شاه و مرتزا[5] مدلی را با استفاده از ANN برای پیش‌بینی ورشکستگی ارایه دادند. در این مطالعه از اطلاعات ۶۰ شرکت ورشکسته و ۵۴ شرکت غیرورشکسته بین سال‌های ۱۹۹۲ تا ۱۹۹۴ استفاده شد. آن‌ها از هشت نسبت مالی استفاده کردند که عبارت بودند از: ۱) دارایی‌های جاری به بدهی‌های جاری، ۲) فروش به وجوه نقد، ۳) فروش به متوسط حساب‌های دریافتی، ۴) سود قبل از بهره و مالیات به هزینه‌های بهره، ۵) کل بدهی‌ها به کل دارایی‌ها، ۶) کل دارایی‌های به حقوق صاحبان سهام، ۷) سود خالص به فروش و ۸) سود خالص به ارزش دفتری سهام عادی. این نسبت‌ها براساس مطالعات قبلی و مشاوره با

1. Serrano-Cinca
2. Self-Financing Capacity
3. Zhang, HV, Patuwo & Indro
4. Standard Industrial Classification
5. Shah & Murtuza

متخصصان مالی انتخاب شدند. دقت پیش‌بینی این مدل ۷۳ درصد به‌دست آمد (شاه و مرتزا، ۲۰۰۰).

روش تحقیق

هدف اصلی این تحقیق، پیش‌بینی درماندگی مالی شرکتها با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی است. در واقع با استفاده از روش تحقیق همبستگی و چندین متغیر پیش‌بین[1] (مستقل) سعی می‌شود متغیر ملاک[2] (وابسته) تعیین شود. در این پژوهش، با عنایت به این‌که (۱) تحلیل ممیز چندگانه (MDA) در بین مدل‌های آماری، مدلی است که از همه بیشتر استفاده شده و مشهورتر است، (۲) از این مدل در کشور برای پیش‌بینی درماندگی مالی استفاده نشده است و (۳) نتایج تحقیقات قبلی در کشورهای دیگر نشان می‌دهد که دقت پیش‌بینی این مدل از نظر آماری بالا است، از MDA به عنوان مدل مقایسه‌ای استفاده شده است.

فرضیه تحقیق

فرضیه پژوهشی در این تحقیق عبارت است از: «دقت کلی[3] پیش بینی مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی درماندگی مالی از مدل تحلیل ممیز چندگانه بیشتر است». این فرضیه پژوهشی، برای آزمون پذیر شدن، خود به سه فرضیه آماری برای هر یک از سال‌های t ، t-۱ و t-۲ تبدیل شده است. سال t برای شرکت‌های درمانده مالی، سالی است که شرکت مشمول ماده ۱۴۱ قانون تجارت شده است و برای شرکت‌های سالم، سال مبنای جمع آوری اطلاعات است.

متغیرهای تحقیق

بعد از مطالعه ادبیات تحقیق، مشاهده شد که شش متغیر در بیشتر مطالعات استفاده شده‌اند و این امر نشان دهنده اهمیت بیشتر این نسبت‌های مالی بود. این شش نسبت مالی عبارتند از:

۱ـ نسبت جاری[4] که عبارت است از دارایی‌های جاری[5] تقسیم بر بدهی جاری[6].

---

1. Predictor Variable
2. Criterion Variable
3. Overall Accuracy
4. Current Ratio
5. Current Assets
6. Current Liability

۲ـ نسبت سود قبل از هزینه مالی و مالیات[1] به کل دارایی‌ها[2].
۳ـ نسبت خالص فروش[3] به کل دارایی‌ها.
٤ـ نسبت سود انباشته[4] به کل دارایی‌ها.
۵ـ نسبت کل حقوق صاحبان سهام[5] به کل بدهی‌ها[6].
٦ـ نسبت سرمایه در گردش[7] به کل دارایی‌ها، که منظور از سرمایه در گردش، دارایی‌های جاری منهای بدهی‌های جاری می‌باشد.

هم‌چنین نسبت دیگری که در این تحقیق مورد توجه قرار گرفت، نسبت سود قبل از هزینه مالی و مالیات به خالص فروش بود. این نسبت به دو دلیل انتخاب شد. یکی این‌که بسیاری از شرکت‌های درمانده مالی دارای بهای تمام شده و هزینه‌های بالایی هستند و دیگر این‌که یک نگاه کلی به روند نسبت‌ها در دو گروه نشان می‌داد که بین میانگین این نسبت در دو دسته، تفاوت وجود دارد که با تجزیه و تحلیل آماری مشخص شد که اولا این نسبت در پیش‌بینی درماندگی مالی در ایران اهمیت زیادی دارد و دوم این‌که از نظر آماری، میانگین این نسبت در دو گروه کاملا متفاوت بود. پس نسبت هفتم عبارت است از:

۷ـ نسبت سود قبل از هزینه مالی و مالیات به فروش.

در انتخاب نهایی، دو نسبت خالص فروش به کل دارایی‌ها و سود انباشته به کل دارایی‌ها حذف شدند. نسبت گردش دارایی‌ها زمانی برای شرکت‌ها قابل مقایسه است که شرکت‌ها از یک صنعت خاص یا صنایع مشابه انتخاب شوند. ولی با توجه به محدودیت در انتخاب نمونه‌ها از یک صنعت خاص یا صنایع مشابه، (زیرا بیشتر شرکت‌های درمانده مالی از صنعت نساجی بودند و به همین علت امکان انتخاب گروه دوم از همین صنعت وجود نداشت)، استفاده از این نسبت کاری نادرست بود، زیرا شرکت‌ها از صنایع مختلف و متنوع تولیدی انتخاب شده بودند.

علاوه بر این، تجزیه و تحلیل آماری نشان داد که بین میانگین این نسبت در دو گروه در سطح ۵ درصد تفاوت معنی‌داری وجود ندارد. هم‌چنین در بیشتر تحقیقات قبلی که از

1. Earning Before Interest & Taxes
2. Total Assets
3. Net Sales
4. Retained earning
5. Total Equity
6. Total Debt
7. working capital

این نسبت استفاده شده بود، دو گروه از نظر صنعت با هم تطبیق داده شده بودند. نسبت سود انباشته به کل دارایی‌ها به این علت حذف شد که متاسفانه در کشور، شرکت‌ها دارای یک خط مشی تقسیم سود[1] مشخص نیستند. به همین علت، استفاده از این نسبت نیز، کاری نادرست بود. بدین ترتیب در نهایت پنج نسبت انتخاب شدند که عبارتند از:

۱ـ نسبت سود قبل از هزینه مالی و مالیات به کل دارایی‌ها با نماد: EBIT- TA

۲ـ نسبت سود قبل از هزینه مالی و مالیات به خالص فروش با نماد: EBIT- NS

۳ـ نسبت کل حقوق صاحبان سهام به کل بدهی‌ها با نماد: TE- TD

٤ـ نسبت سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها با نماد: WC- TA

۵ـ نسبت دارایی های جاری به بدهی‌های جاری با نماد: CA- CL

گفتنی است که در انتخاب متغیرها، امکان دسترسی به اطلاعات نیز مورد توجه بوده است.

جامعه، نمونه و روش نمونه گیری

جامعه مورد مطالعه در این پژوهش، عبارت است از شرکت‌های تولیدی پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران.

نمونه مورد استفاده متشکل از ۸۰ شرکت تولیدی است که به شرح زیر انتخاب شده‌اند:

ابتدا به منظور آموزش شبکه، فهرستی از شرکت‌هایی که بین سال‌های ۱۳۷۳ تا ۱۳۸۰ دچار درماندگی مالی شده بودند، تهیه شد. این دوره هفت ساله با توجه به محدودیت در اطلاعات و هم‌چنین تغییر میانگین نسبت‌های مالی در دوره‌های خیلی طولانی، در نظر گرفته شد. تعداد این شرکت‌ها ٤۹ شرکت بود. از بین این شرکت‌ها، ٤۰ شرکت که دسترسی به اطلاعات آن‌ها ممکن بود انتخاب شدند. گفتنی است با توجه به این‌که در مورد هر شرکت از اطلاعات یکسال و دو سال قبل از درماندگی مالی نیز استفاده شده است، پس در مجموع باید گفت که از اطلاعات شرکت‌ها بین سال‌های ۱۳۷۱ تا ۱۳۸۰ استفاده شده است.

پس از این‌که ٤۰ شرکت درمانده مالی به این ترتیب انتخاب شدند، باید ٤۰ شرکت سالم نیز بعنوان گروه دوم انتخاب می‌شد. در کل حدود ۳۳۰ شرکت برای انتخاب موجود بودند. که انتخاب آن‌ها محدود به سه شرط مهم بود: ۱) تولیدی باشند، ۲) اطلاعات آن‌ها

---

1. Dividend Policy

حداقل برای سال‌های ۱۳۷۸ تا ۱۳۸۰ موجود باشد (برخی شرکت‌های جدیدا پذیرفته شده، اطلاعات مالی سال‌های قبل را نداشتند) و ۳) از نظر اندازه طوری باشد که تقریبا در بازه گروه اول قرار گیرد. بدین ترتیب با استفاده از نمونه‌گیری تصادفی، ٤٠ شرکت گروه دوم نیز انتخاب شدند. امکان تطبیق دادن شرکت‌های دو گروه از نظر صنعت وجود نداشت. زیرا صنعت یا صنایع مشابهی که به اندازه کافی هم دارای شرکت‌های درمانده مالی و هم شرکت‌های سالم باشد،موجود نبود. بنابراین، در نمونه‌گیری از صنایع مختلف استفاده شد. البته یک حسن متنوع بودن صنایع این است که تعمیم‌پذیری مدل افزایش می یابد. در انتخاب نمونه‌های گروه دوم سعی شد که شرکت‌های هر دو دسته از نظر اندازه تقریبا تطبیق داده شوند. ملاک اندازه شرکت‌ها، ارزش کل دارایی‌ها بوده است. در گروه اول (شرکت‌های درمانده مالی)، حداقل، حداکثر و میانگین اندازه شرکت‌ها در سال t به ترتیب برابرند با ۳۸٤۳ ، ۱٥٦۰۸٥۷ و ۱۲۲۰۸۹ میلیون ریال و در گروه دوم (شرکت‌های سالم) به ترتیب با ۸٥۱٤ ، ۲۷۷۰۲۳۳ و ۲۱۲۰٤۷ میلیون ریال برابر هستند.

هم‌چنان که گفته شد، در مورد هر شرکت از اطلاعات سه سال مالی آن‌ها استفاده شده است. سال مبنا (t) در مورد شرکت‌های درمانده مالی، سالی است که شرکت مشمول ماده ۱٤۱ قانون تجارت شده است و در مورد شرکت‌های سالم، سالی است که اطلاعات یک‌سال قبل و دو سال قبل، نسبت به آن جمع آوری شده است. این سال (سال‌t) در مورد شرکت‌های سالم، به‌صورت تصادفی در بین سال‌های ۱۳۷۸ تا ۱۳۸۰ انتخاب شده است تا نسبت‌های مالی به‌دست آمده در هر دو گروه از انحراف زمانی کمتری برخوردار باشند.

پس در مجموع از اطلاعات ۸۰ شرکت تولیدی بین سال‌های ۱۳۷۱ تا ۱۳۸۰ استفاده شده است که این ۸۰ شرکت به‌طور برابر به دو گروه درمانده مالی و سالم تقسیم شده‌اند.

طرح‌ریزی شبکه عصبی مصنوعی

برای طراحی یک مدل شبکه عصبی به منظور حل مساله‌ای از نوع دسته‌بندی، اصول و روش‌های سیستماتیکی وجود ندارد، برخی روش‌های ابتکاری[1] مانند الگوریتم هرس[2]، الگوریتم زمانی چند جمله‌ای[3] و تکنیک اطلاعات شبکه[4] پیشنهاد شده است. از آنجایی که عوامل زیادی هم‌چون لایه‌های پنهان، تعداد نرون‌های لایه‌های پنهان، نرمال کردن داده‌ها و

1. Heuristic Methods
2. Pruning Algorithm
3. Polynomial Time Algorithm
4. Network Information Technique

الگوریتم یادگیری می‌توانند عملکرد شبکه‌های عصبی را تحت تأثیر قرار دهند، بنابراین بهترین معماری شبکه با استفاده از تجربه و آزمایش و خطا بدست می‌آید. به عبارت دیگر، کار طراحی شبکه‌های عصبی بیشتر از آن‌که علم باشد، هنر است.

در این بخش، در مورد تعداد لایه‌های پنهان شبکه، تعداد نرون‌های هر لایه، الگوریتم یادگیری، تابع تبدیل، تابع عملکرد[1]، نرخ یادگیری، تعداد تکرارها[2]، نرمال کردن داده‌ها، اندازه مجموعه آموزشی و آزمایشی به ترتیب توضیح داده می‌شود. قبل از وارد شدن به این مباحث، یادآوری می‌شود که شبکه مورد استفاده در این پژوهش، پرسپترون چند لایه (MLP) همراه با الگوریتم پس انتشار خطا (EBP) است که در مورد آن‌ها در فصل دوم توضیحات کافی داده شد.

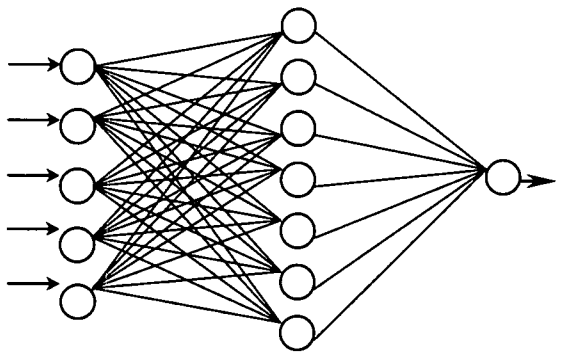
نتایج بیشتر تحقیقات قبلی در زمینه دسته‌بندی و پیش‌بینی درماندگی مالی نشان می‌دهد که برای حل این نوع مسائل، داشتن یک لایه پنهان در شبکه کافی است. به‌عنوان مثال، می‌توان از (ژانگ و دیگران، ۱۹۹۲؛ تام و کیانگ، ۱۹۹۰؛ اودوم و شاردا، ۱۹۹۹) نام برد. بنابراین در این پژوهش نیز در هر چهار شبکه عصبی، از یک لایه پنهان استفاده شده است.

در مسائل از نوع دسته‌بندی، تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر با تعداد متغیرهای پیش‌بین (مستقل) است. بنابراین در این پژوهش، تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر با پنج است. با توجه به این‌که شبکه یک خروجی دارد، پس تعداد نرون لایه خروجی برابر با یک است. تعیین تعداد نرون‌های لایه میانی (پنهان) کار ساده‌ای نیست و بیشتر با استفاده از سعی و خطا صورت می‌گیرد، به‌نحوی که عملکرد کلی شبکه بهبود یابد. البته در این زمینه یک‌سری قواعد سرانگشتی مانند استفاده از n/۲ ، n ، n+۱ و ۲n+۱ نرون (n نشان دهنده تعداد نرون‌های لایه ورودی است) در لایه میانی نیز وجود دارد. بطور کلی، با افزایش تعداد نرون‌های لایه پنهان، توان شبکه در تشخیص پیچیدگی‌های موجود در مجموعه آموزشی افزایش می‌یابد ولی این امر ممکن است باعث شود که قابلیت تعمیم شبکه کاهش یابد، در واقع اگر تعداد نرون‌های لایه میانی بیش از اندازه زیاد باشد، شبکه به‌جای یادگیری، حفظ می‌کند. بنابراین باید بین این دو هزینه، تعادل برقرار شود تا عملکرد کلی شبکه بهبود یابد.

---

1. Performance Function
2. Epoch

در این تحقیق پس از بارها و بارها آزمایش تعداد نرون‌های مختلف در لایه میانی، هم‌راه با تنظیم پارامترهای دیگر، این نتیجه حاصل شد که وجود هفت نرون در لایه میانی می‌تواند به عملکرد بهتر، بویژه از نظر قابلیت تعمیم، منجر شود. بنابراین شمای کلی شبکه‌های مورد استفاده، به‌صورت شکل شماره (۱) است. گفتنی است که برای هر لایه، یک تورش نیز در نظر گرفته شده است.



شکل ۱. شمای کلی شبکه‌های عصبی مورد استفاده در تحقیق

در این پژوهش، برای آموزش شبکه‌های عصبی از الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا استفاده شده است که در مورد آن در بخش قبلی توضیح داده شد. تابع تبدیل مورد استفاده، تابع زیگموئیدی است که فرمول آن برابر است با:

$$f(NET)=\left(1+e^{-NET}\right)^{-1}$$

که منظور از NET ، مجموع وزنی متغیرهای ورودی از لایه قبلی است. با استفاده از این تابع، مقدار متغیر خروجی، عددی بین صفر تا یک خواهد شد.

در ابتدا، تابع عملکرد برای آموزش شبکه، متوسط مجموع مربعات خطا[1] در نظر گرفته شد، اما پس از بارها آموزش شبکه، با توجه به نتایج حاصله، به‌رغم این‌که شبکه در مورد داده‌های آموزشی به خوبی یادگیری به‌عمل آورده بود (۱۰۰درصد)، از قابلیت تعمیم

1. Mean Sum of Squares of Errors

کمی نسبت به داده‌های سال‌های قبل برخوردار بود. به چنین حالتی بیش برازشی[1] گفته می‌شود، یعنی حالتی که یادگیری در مورد مجموعه آموزشی بسیار خوب است ولی قابلیت تعمیم پایین است. علت اصلی چنین پدیده‌ای کم بودن تعداد نمونه‌ها است. هرچند تعداد نمونه‌های مورد استفاده برای یک مدل آماری کافی است، ولی شبکه‌های عصبی برای یادگیری حل چنین مسائل پیچیده‌ای نیاز به تعداد بیشتری نمونه دارند. از طرفی، امکان جمع‌آوری نمونه‌های بیشتر با توجه به محدودیت در تعداد شرکت‌های درمانده مالی که اطلاعات آن‌ها در دسترس باشد، وجود نداشت. خوشبختانه برای چنین حالت‌هایی، راهکارهایی پیشنهاد شده است که مساله را بخوبی حل و نگرانی را کاملاً رفع می‌کند. در این پژوهش از روشی بنام « منظم کردن»[2] استفاده شده است که در جعبه ابزار[3] شبکه‌های عصبی نرم‌افزار MATLAB وجود دارد. با استفاده از این روش، قابلیت تعمیم شبکه تا حد بسیار خوبی افزایش یافت. در واقع، در این روش تابع عملکرد که معمولاً MSE یا SSE در نظر گرفته می‌شود، اصلاح می‌شود. تابع عملکرد MSE که معمولاً برای شبکه‌های عصبی پیش‌خور چند لایه در نظر گرفته می‌شود، عبارت است از:

$$F = MSE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(e_i\right)^2$$

در روش «منظم کردن»، برای بهبود قابلیت تعمیم شبکه، یک عبارت به تابع عملکرد اضافه می‌شود که شامل میانگین مجموع مربعات وزن‌ها و تورش‌های شبکه است. این تابع عملکرد در نرم‌افزار MATLAB به MSEREG معروف است:

$$MSEREG = \gamma MSE + (1-\gamma)MSW$$

که γ نسبت عملکرد است و عددی است بین صفر تا یک و

$$MSW = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} w_j$$

1. Overfiting
2. Regularization
3. Toolbox

استفاده از این تابع عملکرد باعث خواهد شد که شبکه وزن‌ها و تورش‌های کوچک‌تری داشته باشد و این امر به نوبه خود شبکه را مجبور می‌کند تا پاسخ‌های هموارتری ارایه دهد. با استفاده از این تابع عملکرد، نتایج نهایی بسیار رضایت بخش بود.

در مورد نرخ یادگیری باید گفت که 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 توجه به دو مسأله مذکور، استفاده از تابع عملکرد MSEREG و هم‌چنین چندین بار آزمایش ، ۰/۱ انتخاب شد.

تعداد تکرارها، به نرخ یادگیری و هدف مورد نظر در ارتباط با تابع عملکرد بستگی دارد. با نرخ یادگیری ۰/۱ و داشتن MSEREG در حد ۰/۲ ، تعداد تکرارها در مورد شبکه عصبی اول تا چهارم به ترتیب ٥٤٢٦، ٤٧٩٠، ٨٢٢١ و ٥١٢٧ بدست آمد. هدف ۰/۲ نیز پس از چندین بار آزمایش انتخاب شد، زیرا پس از این نقطه در عملکرد کلی شبکه بهبود چندانی حاصل نمی‌شد.

در برخی از پژوهش‌های قبلی، عنوان شده است که در پیش‌بینی درماندگی مالی با استفاده از نسبت‌ها، نیازی به نرمال کردن[1] داده‌های ورودی نیست، ولی در بیشتر پژوهش‌های قبلی داده‌های ورودی نرمال شده‌اند که این امر باعث بهبود عملکرد شبکه شده است. در این تحقیق نیز پس از بکارگیری داده‌های معمولی و نرمال شده، مشاهده شد که داده‌های نرمال شده، عملکرد شبکه به‌ویژه قابلیت تعمیم آن را افزایش می‌دهد. بنابراین، از داده‌های نرمال شده با به‌کارگیری فرمول زیر استفاده شد:

$$X_N = (X - X_{Min})/(X_{Max} - X_{Min})$$

که در آن

X_N: ارزش نرمال شده X

X: ارزش واقعی متغیر ورودی

X_{Min}: حداقل ارزش متغیر X

X_{Max}: حداکثر ارزش متغیر X

1. Normalization

بدین ترتیب داده‌های ورودی به اعدادی بین صفر تا یک تبدیل شدند. البته این نرمال سازی برای مدل آماری MDA لزومی ندارد و در هیچ یک از تحقیقات قبلی نیز چنین کاری صورت نگرفته است.

اندازه مجموعه آموزشی و آزمایشی برای هر یک از چهار شبکه، به ترتیب ۶۰ (۷۵ درصد) و ۲۰ (۲۵درصد) در نظر گرفته شد، که این اعداد با توجه به روش معتبرسازی مقطعی صورت گرفت.

معتبرسازی مقطعی[1]

دسته‌بندی براساس ضرایبی (در شبکه عصبی، وزن‌هایی) انجام می‌شود که از نمونه حاصل شده است و به همین دلیل، این ضرایب در مورد نمونه‌ای که از آن حاصل شده‌اند به خوبی جواب می‌دهد. از آنجایی که این ضرایب دسته‌بندی، در واقع برآوردی از ضرایب دسته‌بندی جامعه هستند، دانستن این‌که این ضرایب تا چه حدی قابلیت تعمیم به نمونه‌های جدید را دارند، مفید خواهد بود. به آزمایش[2] کاربردپذیری ضرایب بر روی یک نمونه جدید، «معتبرسازی مقطعی» گفته می‌شود.

یکی از اشکال معتبرسازی مقطعی، تقسیم تصادفی نمونه اصلی به دو بخش است، بدین ترتیب که با استفاده از یک بخش، ضرایب به‌دست می‌آید و روی بخش دیگر آزمایش می‌شود. معمولاً این شکل ساده از معتبرسازی مقطعی در مورد شبکه‌های عصبی به‌کار می‌رود. برای غنی‌تر شدن این شبکه از معتبرسازی مقطعی، می‌توان نمونه اصلی را به چند بخش تقسیم کرد و سپس در هر بار یکی از این بخش‌ها را به‌عنوان مجموعه آزمایشی و از سایر بخش‌ها به‌عنوان مجموعه آموزشی استفاده کرد. در این پژوهش، نمونه اصلی به‌طور تصادفی به چهار بخش ۲۰ تایی تقسیم شده است که در هر کدام از آنها ۱۰ مورد شرکت‌های درمانده مالی و ۱۰ مورد از آنها شرکت‌های سالم هستند. سپس، با استفاده از این نمونه‌های ۲۰ تایی، ٤ زیرنمونه[3] تشکیل شده است که در هر زیرنمونه ، ۶۰ نمونه برای آموزش شبکه (در مورد MDA ، استخراج مدل) و ۲۰ نمونه برای آزمایش شبکه (در مورد MDA ، آزمایش مدل) استفاده شده است. بدین ترتیب، در هر زیرنمونه جای ۲۰ نمونه از مجموعه آموزشی با ۲۰ نمونه ، مجموعه آزمایشی تعویض می‌شود. بنابراین، با توجه به

1. Cross-Validation
2. Testing
3. Subsample

این‌که برای هر ترکیب یک مدل ارایه می‌شود، در مجموع برای هر یک از دو رویکرد ANN و MDA ٤ مدل با وزن‌های (ضرایب) مختلف ارایه شده است.

شکل دیگر معتبرسازی مقطعی، استخراج مدل با استفاده از نمونه اصلی در یک زمان و آزمایش مدل با استفاده از داده‌های مربوط به زمانی دیگر است. در این تحقیق، این شکل از معتبرسازی مقطعی نیز استفاده شده است. بدین ترتیب که مدل‌های به‌دست آمده برای زمان‌های (t-۱) و (t-۲) مورد آزمایش قرار گرفته‌اند. بنابراین، در این مطالعه از دو روش سودمند برای آزمایش مدل‌ها بهره گرفته شده است.

روش تلخیص و تحلیل داده‌ها

به منظور تلخیص داده‌ها، ابتدا نسبت‌های مورد نظر با استفاده از داده‌های جمع‌آوری شده برای تک تک شرکت‌ها و هر یک از سالهای t ، (t-۱) و (t-۲) محاسبه شدند. کلیه فعالیت‌های مربوط به عملیات تلخیص با استفاده از نرم‌افزار MS Excel 2000 به همراه کدنویسی توسط VBA[1] انجام پذیرفت. سپس برای هر یک از هفت نسبت اولیه، نمودارهای مقایسه‌ای ترسیم شد تا یک دید کلی نسبت به دو گروه بدست آید.

پس از آن‌که داده‌ها به این ترتیب تلخیص شدند، ابتدا مدل آماری، یعنی MDA مورد توجه قرار گرفت. به این منظور ابتدا آماره‌های مربوط به هر یک از متغیرها در هر دو گروه محاسبه شدند و آزمون برابری میانگین‌ها نیز در مورد آنها صورت گرفت. در این مرحله بود که تصمیم نهایی نسبت به انتخاب پنج متغیر اصلی گرفته شد. از این مرحله به بعد، ادامه فعالیت‌ها با استفاده از این پنج نسبت شامل سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها، سود قبل از هزینه مالی و مالیات به کل دارایی‌ها، دارایی‌های جاری به بدهی‌های جاری، سود قبل از هزینه مالی و مالیات به خالص فروش و کل حقوق صاحبان سهام به کل بدهی‌ها صورت گرفت. آزمون برابری میانگین‌ها نشان داد که بین میانگین تمامی متغیرهای دو گروه، در سطح ۵ درصد تفاوت معنی‌داری وجود دارد. البته در سطح ۱ درصد نیز برای تمامی متغیرها، بجز نسبت جاری، این تفاوت معنی‌دار بود، هرچند در زیرنمونه ۳ ، در مورد نسبت جاری نیز در سطح ۱درصد معنی‌دار بود.

سپس، برای هر یک از نمونه‌های فرعی، یک مدل با استفاده از تحلیل ممیز چندگانه و نرم‌افزار SPSS 11.5 بدست آمد که عبارتند از:

---

1. Visual Basic Application

برای زیرنمونه(۱):

$$FH = -0.99 + 0.101X_1 + 0.462X_2 + 5.415X_3 + 0.916X_4 - 0.334X_5$$

برای زیرنمونه(۲):

$$FH = -1.312 + 0.145X_1 + 0.324X_2 + 6.342X_3 + 0.889X_4 - 0.508X_5$$

برای زیرنمونه(۳):

$$FH = -0.061 - 1.128X_1 + 4.479X_2 + 2.37X_3 + 1.004X_4 + 4.902X_5$$

برای زیرنمونه(٤):

$$FH = -1.105 + 0.103X_1 + 0.561X_2 + 5.056X_3 + 1.201X_4 - 0.319X_5$$

که در آن

X_1: (CA_CL)= نسبت جاری

X_2: (EBIT_NS)= سود قبل از هزینه مالی و مالیات به خالص فروش

X_3: (EBIT_TA)= سود قبل از هزینه مالی و مالیات به کل دارایی‌ها

X_4: (TE_TD)= کل حقوق صاحبان سهام به کل بدهی‌ها

X_5: (WC_TA)= سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها

FH: شاخص کل

روش تصمیم‌گیری در مورد دسته‌بندی نمونه‌ها به دو گروه درمانده مالی و سالم به این ترتیب است که برای هر یک از نمونه‌ها، با توجه به ضرایب به‌دست آمده، شاخص کل (FH) محاسبه می‌شود. اگر FH منفی شود، آن نمونه متعلق به گروه درمانده مالی است و اگر FH مثبت شود، متعلق به گروه سالم می‌شود. با انجام همین محاسبات در مورد مجموعه آزمایشی، سال (t-۱) و سال (t-۲)، پیش‌بینی عضویت گروهی توسط مدل صورت گرفت و با مقایسه آن با عضویت واقعی نمونه‌ها، عملکرد مدل‌ها بدست آمد. گفتنی است که در هنگام مدل‌سازی، برای شرکت‌های درمانده مالی عدد صفر و برای شرکت‌های سالم عدد یک در نظر گرفته شده است.

در گام بعدی، پیش‌بینی درماندگی مالی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی صورت گرفت. کلیه فعالیت‌های مربوط به این قسمت، توسط نرم‌افزار MATLAB 6.5 و با استفاده از Neural Network Toolbox موجود در آن و کدنویسی صورت پذیرفت. در این مرحله، همان‌طور که در قسمت قبل توضیح داده شد، توپولوژی نهایی شبکه برای هر یک از چهار نمونه فرعی، پس از بارها آزمایش انتخاب شد که این فعالیت‌ها در مجموع

در حدود ۱۰۰ ساعت به‌طول انجامید. با توجه به این‌که خروجی نهایی شبکه عددی بین صفر تا یک بود، نمونه‌هایی که خروجی آن‌ها کوچک‌تر از ۰/۵ بود، به‌عنوان شرکت‌های درمانده مالی و نمونه‌هایی که خروجی آن‌ها بزرگتر از ۰/۵ بود، به‌عنوان شرکت‌های سالم دسته‌بندی شدند.

به‌منظور محاسبه خروجی نهایی شبکه برای مجموعه آزمایشی، سال‌های(t-۱) و (t-۲) از وزن‌های به‌دست آمده برای لایه اول و لایه میانی استفاده شد. دسته‌بندی نهایی این نمونه‌ها، هم در مورد MDA و هم در مورد ANN ، با استفاده از نرم‌افزار MS Excel صورت گرفت. سپس عملکرد شبکه‌های عصبی، با مقایسه نتایج پیش‌بینی با واقعیت، محاسبه شد.

در گام آخر، برای آزمون سه فرضیه این پژوهش از آزمون مقایسه زوجی استفاده شد. این کار در مورد سال t، (t-۱) و (t-۲) صورت پذیرفت.

یافته‌های تحقیق

در این قسمت یافته‌های تحقیق و تجزیه و تحلیل آن‌ها به ترتیب فرضیه‌ها ارایه می‌شوند. نگاره شماره (۲) نتایج پیش‌بینی چهار زیر نمونه مدل ANN را به همراه مدل MDA برای سال t نشان می‌دهد.

نگاره ۲. نتایج پیش‌بینی برای سال t

ANN				MDA					
Sub4	Sub3	Sub2	Sub1	Sub4	Sub3	Sub2	Sub1		
30	30	29	28	30	30	29	28	Failed	آموزشی
100.00%	100.00%	96.67%	93.33%	100.00%	100.00%	96.67%	93.33%		
27	28	29	29	26	28	29	27	Healthy	
90.00%	93.33%	96.67%	96.67%	86.67%	93.33%	96.67%	90.00%		
57	58	58	57	56	58	58	55	Total	
95.00%	96.67%	96.67%	95.00%	93.33%	96.67%	96.67%	91.67%		
8	10	10	10	8	10	10	10	Failed	آزمایشی
80.00%	100.00%	100.00%	100.00%	80.00%	100.00%	100.00%	100.00%		
10	10	7	10	10	9	5	10	Healthy	
100.00%	100.00%	70.00%	100.00%	100.00%	90.00%	50.00%	100.00%		
18	20	17	20	18	19	15	20	Total	
90.00%	100.00%	85.00%	100.00%	90.00%	95.00%	75.00%	100.00%		

ادامه نگاره ۲.

38	40	39	38	38	40	39	38	Failed	مجموع
95.00%	100.00%	97.50%	95.00%	95.00%	100.00%	97.50%	95.00%		
37	38	36	39	36	37	34	37	Healthy	
92.50%	92.50%	90.00%	97.50%	90.00%	92.50%	85.00%	92.50%		
75	78	75	77	74	77	73	75	Total	
93.75%	97.50%	93.75%	96.25%	92.50%	96.25%	91.25%	93.75%		

- Failed= شرکت‌های درمانده مالی، Healthy= شرکت‌های سالم، Sub= نمونه فرعی
- اعداد داخل نگاره نشان‌دهنده تعداد نمونه‌هایی است که به‌طور صحیح دسته‌بندی شده‌اند و درصد آن‌ها نیز در زیر اعداد آورده شده است.

همان‌طور که در این نگاره، در قسمت مجموع مشخص است، دقت پیش‌بینی هر دو مدل برای شرکت‌های درمانده مالی برابر است ولی دقت پیش‌بینی ANN برای شرکت‌های سالم در هر چهار زیرنمونه بیشتر است. این نتایج باعث شده که در کل دقت پیش‌بینی ANN از MDA بیشتر شود. تفاوت پیش‌بینی دو مدل، در زیرنمونه(۱)، زیرنمونه (۲)، زیرنمونه(۳) و زیرنمونه(٤) به ترتیب برابر با ۲/۵درصد، ۲/۵درصد، ۱/۲۵درصد و ۱/۲۵ درصد است.

نگاره شماره (۳)، نتایج آزمون مقایسه زوجی را برای سال t نشان می‌دهد.

نگاره ۳. نتایج آزمون مقایسه زوجی برای سال t

آماره / مدل	MDA	ANN
میانگین	۰/۹۳٤۳۷۵	۰/۹۵۳۱۲۵
آماره t	۵/۱۹٦	
p-value	۰/۰۱٤	

این آزمون به‌صورت دوطرفه انجام شده است، بنابراین اگر درچنین حالتی تفاوت میانگین‌ها معنی‌دار باشد، برای حالت یک طرفه به‌طور اولی چنین خواهد بود. همان‌طور که از اعداد و ارقام نگاره مشخص است، تفاوت میانگین دو گروه در سطح ۵درصد

معنی‌دار است. این، بدین معنی است که فرض H_1 تأیید می‌شود و می‌توان نتیجه گرفت که در سال t ، دقت پیش‌بینی ANN از MDA بیشتر است.

نگاره شماره (٤) نتایج پیش‌بینی چهار زیرنمونه مدل ANN را به همراه مدل MDA برای سال (t-۲) نشان می‌دهد. در مورد شرکت‌های درمانده‌مالی، بجز زیرنمونه (۲)، ANN دقت پیش‌بینی بیشتری از MDA دارد. تفاوت دقت پیش‌بینی در مورد این شرکت‌ها برای نمونه‌های فرعی ۱ تا ٤ به ترتیب برابر است با ۷/۵ درصد، ۵- درصد، ۷/۵ درصد و ۵ درصد. در مورد شرکت‌های سالم، بجز زیرنمونه(۲)، ANN دقت پیش‌بینی کم‌تری از MDA دارد. تفاوت دقت پیش‌بینی در مورد این شرکت‌ها برای نمونه‌های فرعی ۱ تا ٤ به ترتیب برابر است با ۵- درصد، ۷/۵ درصد، ۲/۵- درصد و ۲/۵- درصد.

نگاره ۴. نتایج پیش‌بینی برای سال (t-۱)

ANN				MDA				
Sub4	*Sub3*	*Sub2*	*Sub1*	*Sub4*	*Sub3*	*Sub2*	*Sub1*	
36	*32*	*35*	*34*	*34*	*29*	*37*	*31*	**Failed**
90.00%	*80.00%*	*87.50%*	*85.00%*	*85.00%*	*72.50%*	*92.50%*	*77.50%*	
36	*37*	*37*	*35*	*37*	*38*	*34*	*37*	**Healthy**
90.00%	*92.50%*	*92.50%*	*87.50%*	*92.50%*	*95.00%*	*85.00%*	*92.50%*	
72	*69*	*72*	*69*	*71*	*67*	*71*	*68*	**Total**
90.00%	*86.25%*	*90.00%*	*86.25%*	*88.75%*	*83.75%*	*88.75%*	*85.00%*	

در کل برای سال(t-۱)، در تمامی نمونه‌های فرعی، ANN دقت پیش‌بینی بیشتری از MDA دارد. تفاوت دقت پیش‌بینی در کل برای نمونه‌های فرعی ۱ تا ٤ به ترتیب برابر است با ۱/۲۵درصد، ۱/۲۵ درصد، ۲/۵ درصد و ۱/۲۵ درصد.

نگاره شماره (۵)، نتایج آزمون مقایسه زوجی را برای سال (t-۱) نشان می‌دهد.

همان‌طور که از اعداد و ارقام نگاره مشخص است، تفاوت میانگین دو گروه در سطح ۵ درصد معنی‌دار است. این، بدین معنی است که فرض H_1 تأیید می‌شود و می‌توان نتیجه گرفت که در سال (t-۱) ، دقت پیش‌بینی ANN از MDA بیشتر است.

نگاره ۵. نتایج آزمون مقایسه زوجی برای سال (t-۱)

آماره / مدل	MDA	ANN
میانگین	۰/۸٦٥٦۲٥	۰/۸۸۱۲٥۰
آماره t	٥	
p-value	۰/۰۱٥	

نگاره شماره (٦) نتایج پیش‌بینی چهار زیرنمونه مدل ANN را به همراه مدل MDA برای سال (t-۲) نشان می‌دهد. در مورد شرکت‌های درمانده‌مالی، در تمامی نمونه‌های فرعی، ANN دقت پیش‌بینی بیشتری از MDA دارد. تفاوت دقت پیش‌بینی در مورد این شرکت‌ها برای نمونه‌های فرعی ۱ تا ٤ به ترتیب برابر است با ٤٥درصد، ۳٥درصد، ٥۲/٥ درصد و ٤۰درصد. در مورد شرکت‌های سالم، در تمامی نمونه‌های فرعی، ANN دقت پیش‌بینی کمتری از MDA دارد. تفاوت دقت پیش‌بینی در مورد این شرکت‌ها برای نمونه‌های فرعی ۱ تا ٤ به ترتیب برابر است با ۳۲/٥- درصد، ۲۲/٥-درصد، ۳۰- درصد و ۳۲/٥- درصد.

نگاره ۶ نتایج پیش‌بینی برای سال (t-۲)

ANN				MDA				
Sub4	Sub3	Sub2	Sub1	Sub4	Sub3	Sub2	Sub1	
38	37	38	38	22	16	24	20	Failed
95.00%	92.50%	95.00%	95.00%	55.00%	40.00%	60.00%	50.00%	
23	26	25	25	36	38	34	38	Healthy
57.50%	65.00%	62.50%	62.50%	90.00%	95.00%	85.00%	95.00%	
61	63	63	63	58	54	58	58	Total
76.25%	78.75%	78.75%	78.75%	72.50%	67.50%	72.50%	72.50%	

نگاره شماره (۷)، نتایج آزمون مقایسه زوجی را برای سال (t-۲) نشان می‌دهد. همان‌طور که از اعداد و ارقام نگاره مشخص است، تفاوت میانگین دو گروه در سطح ٥

درصد معنی‌دار است. این، بدین معنی است که فرض H_1 تأیید می‌شود و می‌توان نتیجه گرفت که در سال (t-۲) ، دقت پیش‌بینی ANN از MDA بیشتر است.

نگاره ۷. نتایج آزمون مقایسه زوجی برای سال (t-۲)

آماره / مدل	MDA	ANN
میانگین	۰/۷۱۲۵۰۰	۰/۷۸۱۲۵۰
آماره t	۴/۳۷۱	
p-value	۰/۰۲۲	

نتیجه‌گیری

پیش بینی درماندگی مالی و ورشکستگی شرکت‌ها یکی از مطالعات جالب و با اهمیت در حوزه مالی است. با پیش بینی درماندگی مالی و پس از آن ریشه‌یابی مسأله و حل آن، می‌توان به نتایج بسیار رضایت بخشی دست یافت. در این پژوهش، پیش بینی درماندگی مالی شرکت‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) صورت گرفت. مدل‌های آماری در برخی شرایط (زمانی که پیش فرض‌های آماری آن‌ها فراهم باشد) در حل مسائل به‌خوبی جواب می‌دهند. با در نظر گرفتن شرایط واقعی، ANN جایگزین بسیار خوبی برای مدل‌های آماری در حل مسائلی مانند پیش بینی درماندگی مالی است. علاوه بر این، از ANN می‌توان در حل بسیاری دیگر از مسائل مالی نیز استفاده کرد و با توجه به نتایج بسیار خوبی که به‌دست می‌آید، انتظار می‌رود که استفاده از ANN به‌صورت چشم‌گیری در حوزه مالی افزایش یابد.

در این مطالعه، برای ارزیابی قدرت شبکه‌های عصبی در دسته‌بندی، از تکنیک «معتبر سازی مقطعی» استفاده شد. یک مدل خوب، مدلی است که با در نظر گرفتن نمونه‌های مختلف یا در طول دوره‌های زمانی متفاوت، قوی باشد. در این پژوهش، دو شکل از معتبر سازی مقطعی مورد استفاده قرار گرفت.

نتایج به‌دست آمده از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی، نشان داد که این مدل از توان بالایی در پیش بینی درماندگی مالی شرکت‌ها برخوردار است و می‌توان با اطمینان بالایی از آن استفاده کرد. البته طبیعی است که با دور شدن از سال وقوع درماندگی مالی، از توان پیش بینی مدل کاسته می‌شود.

در این تحقیق، نتایج حاصل از مدل ANN با نتایج حاصل از تحلیل ممیز چندگانه (MDA) نیز مقایسه شد و با تأیید شدن فرض H_1 در هر سه فرضیه آماری، می‌توان گفت که: «دقت کلی پیش بینی مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی درماندگی مالی به‌طور معنی‌داری از مدل تحلیل ممیز چندگانه بیشتر است». در واقع بدین ترتیب فرضیه اصلی پژوهشی این مطالعه تأیید می‌شود. از نتایج جالب توجه دیگری که از مقایسه ANN و MDA حاصل شد این بود که مدل ANN در پیش‌بینی درست شرکت‌های درمانده مالی توان بسیار بیشتری از MDA داشت. این نتیجه از آن جهت مهم است که پیش‌بینی درست شرکت‌های درمانده مالی نسبت به پیش‌بینی درست شرکت‌های سالم، از اهمیت بیشتری برخوردار است. به‌عبارت دیگر، در این نوع مطالعات، کم بودن خطای نوع اول از کم بودن خطای نوع دوم، اهمیت بیشتری دارد و نتایج نشان داد که خطای نوع اول در مدل ANN بسیار کم‌تر از مدل MDA است.

در مجموع باید گفت که با استفاده از نتایج این پژوهش، به‌عنوان اولین گام، می‌توان از مبتلا شدن شرکت‌ها به درماندگی مالی و ورشکستگی و هم‌چنین پیامدهای آن، به‌طور مطلوبی جلوگیری کرد. البته در صورتی‌که پس از پیش‌بینی به ریشه‌یابی مساله و ردیابی علل پرداخته شود.

منابع

آذر،عادل و مومنی، منصور (۱۳۷۷). *آمار و کاربردآن در مدیریت (تحلیل آماری)*. تهران: سمت.

جهانخانی، علی و پارسائیان علی (۱۳۷۵). *فرهنگ اصطلاحات مالی*. تهران: موسسه مطالعات و پژوهش‌های بازرگانی.

دوانی، غلامحسین (۱۳۸۱). *بورس، سهام و نحوه قیمت گذاری سهام*. تهران: نخستین.

راعی، رضا (۱۳۷۷). *طراحی مدل سرمایه گذاری مناسب در سبد سهام با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی*. رساله دکتری. دانشکده مدیریت دانشگاه تهران.

سرمد، زهره ؛ بازرگان، عباس و حجازی، الهه (۱۳۸۰). *روش های تحقیق در علوم رفتاری*. تهران: آگاه.

شاکری، عبدالرضا (۱۳۸۲). *بررسی کاربرد مدل اسپرینگیت برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران*. پایان‌نامه کارشناسی ارشد. دانشکده معارف اسلامی و مدیریت دانشگاه امام صادق (ع).

منهاج، محمد باقر (۱۳۷۷). *هوش محاسباتی (جلد اول): مبانی شبکه های عصبی*. تهران: مرکز نشر پرفسور حسابی.

Altman, E. I. (1968, September). Financial ratios, discriminant analysis and the
Prediction of corporate bankruptcy .***The Journal of Finance***, 23 (4), 589- 609

Altman, E. I. (2000). ***Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z-Score and Zeta Models***. New Tork University.

Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. ***Journal of Accounting Research***, 4, Empirical Research in Accounting: Selected Studies, (Supplement), 71-111.

Coates, P. K., & Fant, L. F. (1991-92, Winter). A neural network approach to forecasting Financial distress. ***The Journal of Business forecasting***, 10 (4), 9-12.

Frydman, H., Altman, E. I., & Kao, D. (1985). Introducing recursive partitioning for Financial classifications: The case of Financial distress. ***Journal of Finance***, 40 (1), 269-291.

Gordon, M.J. (1971). Towards a theory of Financial distress. ***The Journal of Finance***, 26, 347-356.

Jones, F. L. (1987). Current techniques in Bankruptcy Prediction. ***Journal of Accounting Literature***, 6, 131-164.

Lee, K. C., Han, I., & Kwon, Y. (1996). Hybrid neural network models for Bankruptcy Prediction. ***Decision Support Systems***, 18, 63-72.

Medesker, L., Turban, E. & Trippi, R. (1992). ***Neural Network***

Fundamentals for Financial Analysts, in: Trippi, Robert & Turban, Efraim (1993). Neural Networks in Finance and Investment: Using Artificial Intelligence to Improve Real- World performance. Probus Publishing Company, 3-25.

Odom, M. & Sharda, R. (1990). ***neural network for bankruptcy prediction***, in: Trippi, Robert & Turban, Efraim (1993). Neural Networks in Finance and Investment: Using Artificial Intelligence to Improve Real- World performance. Probus Publishing Company, 177-185.

Ogden, Joseph P., , Jen, Frank C., O'Connor, Philip F., & Ogden, Joseph (2002, September). ***Advanced Corporate Finance***, Prentice Hall; 1st edition

Ohlson, J. A. (1980, Spring). Financial ratios and the probabilistic Prediction of bankruptcy. ***Journal of Accounting Research***,18 (1), 109-131.

Salchengerger, L. M., Cinar, E. M., & Lash, N. A. (1992). Neural networks: A new tool for Predicting thrift failures. ***Decision Sciences***, 23, 899- 916.

Serrano- Cinca, C. (1997). Feedforward neural networks in the classification of Financial Information. ***The European Journal of Finance***, 3, 183-202.

Shah, J. R., & Murtaza, M. B. (2000). A neural network based clustering procedure for bankruptcy Prediction. ***American Business Review***, 18 (2), 80-86.

Tabachnich, Barbera & Fidell, Linda (2001). Using multivariate Statistics (4th ed.). Boston: Allyn & Bacon.

Tam, K. Y., & Kiang, M. Y. (1992). Managerial applications of neural network: The case of bank failure Predictions. ***Management Science***, 38 (7), 926-947.

Trippi, Robert & Turban, Efraim (1993). ***Neural Networks in Finance and Investment: Using Artificial Intelligence to Improve Real- World performance***. Probus Publishing Company.

Weston J. Fred., Copeland, Thomas E. (1992, February). ***Managerial Finance***. Dryden Press; 9th edition

Whitaker, Richard (1999). The Early Stage of Financial Distress. ***Journal of Economics and Finance***, 23 (2), 123-133.

Zhang, G., HU, M. Y., Patuwo, B. E., & Indro, D. C. (1999). Artificial neural network in bankruptcy Prediction: General framework and cross- validation analysis. ***European Journal of operational Research***, 116 (1), 16-32.