دوفصلنامه علمی - پژوهشی جستارهای اقتصادی، سال سوم، شماره ششم، پاییز و زمستان ۱۳۸۵

کاربرد مدلهای شبکه عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی اقتصادی شرکتهای بازار بورس[۱]

دکتر اکبر کمیجانی*

جواد سعادت‌فر**

چکیده

یکی از پیشرفته‌ترین مدلهای پیش‌بینی‌کننده ورشکستگی، مدل «شبکه عصبی مصنوعی» است. مطابق نتایج تحقیق ساختار اصلی پرسپترون سه و چهار لایه برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکتها به مدلهایی شبیه یکدیگر منتهی می‌شود که در این میان شبکه سه لایه از قدرت پیش‌بینی بیشتری نسبت به شبکه چهار لایه برخوردار است.

این تحقیق نشان می‌دهد که «به‌کارگیری مدلهای مبتنی بر شبکه عصبی توانایی مدیریتهای مالی را برای مقابله با نوسانهای اقتصادی و ورشکستگی نسبت به مدلهای رقیب افزایش می‌دهد». پیش‌بینی ورشکستگی اقتصادی شرکتهای بازار بورس در سالهای ۱۳۸۵ و ۱۳۸۶ و ترسیم روند ورشکستگی این شرکتها در دورهٔ ۱۳۶۹- ۱۳۸۶ از دیگر بخشهای این مقاله است. نتایج نشان می‌دهد که در سال ۱۳۸۵ تحت تأثیر سیاستهای شفاف‌سازی روند ورشکستگی اقتصادی شرکتها به‌طور چشمگیری افزایش خواهد یافت که با سازگارشدن شرکتها با شرایط

۱ - تاریخ دریافت: ۸۵/۶/۲۰ ؛ تاریخ تأیید ۸۵/۸/۱ .

* استاد اقتصاد دانشگاه تهران؛ a.komijani@cbi.ir .

** پژوهشگر دانشگاه مفید؛ Jsaadatfar@mofidu.ac.ir.

Archive of SID

www.SID.ir

جدید، تا حدی این روند در سال ۱۳۸۶ تعدیل می‌شود.

واژگان کلیدی: ورشکستگی، مدلهای پیش‌بینی ورشکستگی، مدل شبکه عصبی، پرسپترون

طبقه‌بندی JEL :
C45 ، C14 و G33 .

Archive of SID

www.SID.ir

مقدمه

از دهۀ ۱۹۵۰ میلادی با افزایش شرکتها و مؤسسات بازرگانی و ایجاد پیچیدگی در روابط اقتصادی و تجاری، وظایف امور مالی به‌صورت چشمگیری تغییر یافته است. تأکید دولتها بر رشد اقتصادی به افزایش و گسترش بیش از پیش شرکتها و مؤسسات کمک و این وظایف را پیچیده‌تر نموده است. از سوی دیگر پیشرفت تکنولوژی و تغییرات محیطی وسیع باعث شتاب فزاینده اقتصاد و به‌علت رقابت روزافزون شرکتها، سود محدود شده و میل به ورشکستگی افزایش یافته است. بنابراین با استراتژیک‌تر شدن تصمیم‌گیری مالی، مدیران مجبور شده‌اند با بهره‌برداری از روشهای پیشرفتۀ تجزیه و تحلیل و پیش‌بینی، نگرش خود را بلندمدت نمایند و مدلهای جدید کنترل را که از دقت و گستردگی بیشتری برخوردارند به‌کار گیرند. از جمله پیشرفته‌ترین مدلها «شبکه عصبی مصنوعی[1]» است که با الگوبرداری و شبیه‌سازی از شبکه عصبی طبیعی بدن انسان طراحی شده است. مدلهای شبکه عصبی مصنوعی، جنبه ریاضی فرآیند بیولوژیکی شبکه عصبی بدن را نشان می‌دهند[2]. این مدلها با استفاده از سرعت محاسباتی کامپیوتر، روابط پیچیده بین متغیرها را تجزیه و تحلیل و از آن برای پیش‌بینی مقادیر آتی استفاده می‌نمایند.

اولین تحقیق در مورد استفاده از شبکه‌های عصبی در دهه ۱۹۴۰ آغاز شد. امّا کاربرد مالی این مدلها بسیار جدیدتر است. اصلی‌ترین کاربرد مدلهای شبکه عصبی در اقتصاد پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی اعم از متغیرهای مربوط به بازارهای مالی، پولی و متغیرهای کلان اقتصادی مانند پیش‌بینی قیمت سهام، شاخص سهام، نرخ ارز،

1 - Artificial Neural Network(ANN).

۲ – اگرچه عملکرد مغز انسان بسیار پیچیده‌تر از ساختار شبکه مصنوعی است؛ امّا به‌هرحال علاقه‌مندی پژوهشگران به راز چگونگی پردازش اطلاعات در مغز انسان و کوشش برای ساختن مدلهای مصنوعی مغز بود که منجر به پدید آمدن شبکه‌های عصبی مصنوعی شده است.

Archive of SID

www.SID.ir

قیمت نفت، نرخ تورم و رشد است. کاربرد دیگر این مدلها در اقتصاد، «طبقه‌بندی واحدهای اقتصادی[1]» است. از این جهت شبکه‌های عصبی به‌طورعموم در زمینهٔ پیش‌بینی ورشکستگی واحدهای اقتصادی به‌کار می‌روند (ژف، ۱۳۸۰ ، ص ۱۲۹ـ۱۳۰؛ قدیمی، ۱۳۸۱ ، ص ۱۴۸).

در این مقاله ضمن معرفی مدلهای شبکه عصبی و مقایسه با مدلهای رگرسیونی، پیشینه تحقیق مرور و سپس کاربرد مدلهای شبکه عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی اقتصادی شرکتهای بازار بورس بررسی می‌شود. پیش‌بینی وضعیت شرکتها از حیث ورشکستگی یا عدم آن در سالهای ۱۳۸۵ و ۱۳۸۶ و ترسیم روند ورشکستگی اقتصادی شرکتها در سالهای ۱۳۶۹ تا ۱۳۸۶ بخشهای پایانی مقاله را تشکیل می‌دهد.

۱. معرفی مدلهای شبکه عصبی

۱-۱. اجزای تحلیلی شبکه عصبی: اجزای شبکه عصبی مصنوعی عبارت است از: الف. ورودی‌ها و خروجی‌ها[2]: اعداد و ارقام در قالب یک یا چند متغیر، ورودی‌های یک شبکه عصبی را تشکیل می‌دهند. این ورودی‌ها پس از انجام تحلیل و پردازشهای خاص به یک یا چند متغیر خروجی تبدیل می‌شوند. ورودی‌ها نقش متغیر مستقل و خروجی‌ها نقش متغیر وابسته را برعهده دارند.

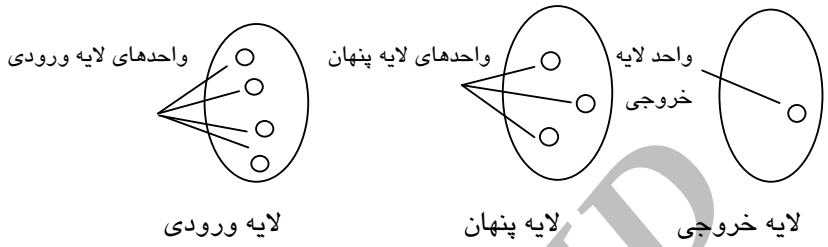
ب. نرونها[3] : مهمترین جزء سیستم عصبی مصنوعی نرونها هستند که به سه دسته نرونهای ورودی، خروجی و پنهان تقسیم می‌شوند و در قالب لایه ورودی[4]، لایه خروجی و لایه‌های پنهان یا میانی[5] قرار می‌گیرند. نرونها یا واحدهای ورودی وظیفه دریافت داده‌های ورودی را برعهده دارند. لایه‌های میانی و خروجی شامل واحدهای پردازش اطلاعات هستند. در این واحدها عملیاتی جبری بر اطلاعات ورودی انجام و نتیجه آنها به‌صورت یک ورودی جدید به واحدهای دیگر در لایه‌های بعدی

1 - Classification of Economic Agents.
2 - Inputs and Outputs.
3 - Neurons.
4 - Input Layer.
5 - Output Layer, Hidden Layers.

Archive of SID
www.SID.ir

ارسال می‌شود.

نمودار۱: لایه‌های یک شبکه عصبی مصنوعی



تعداد واحدهای به‌کار رفته در لایه‌های ورودی و خروجی به تعداد متغیرهای توضیحی و وابسته در مدل بستگی دارد. هیچ قاعده مشخص و دقیقی برای تعیین تعداد نرونها در لایه‌های پنهان در اختیار نیست؛ بلکه در این مورد به‌طورعمده یک رویکرد تجربی صرف اتخاذ می‌شود. البته «جانسن[1]» (۱۹۹۵) فرمول زیر را برای انتخاب تعداد نرونها در لایه پنهان اول پیشنهاد نموده است:

$$\text{تعداد نرونها در لایه پنهان اول} = 5JMax_{ij}\left\{\Delta\widehat{x}_j.\widehat{\gamma}_{ij}\right\}$$

در این فرمول J تعداد متغیرهای Input ؛ $\Delta\widehat{x}_j$ دامنه انتظاری متغیر ورودی jام و $\widehat{\gamma}_{ij}$ فرکانس حد بالای مطلوب متغیر خروجی i بر متغیر ورودی jاست. هرچه تعداد لایه‌های پنهان و واحدهای آنها افزایش یابد، دقت شبکه بیشتر می‌شود (منهاج،۱۳۸۱). در عین حال تعداد لایه‌ها و نرونهای زیاد از قدرت تعمیم شبکه می‌کاهد.

ج. وزنها[2]: متغیرهای مختلف ورودی به شبکه، ارزشهای مختلفی دارند که به کمک وزنها به آنها اختصاص می‌یابد. این وزنها که قبل از لایه خروجی و لایه‌های پنهانی لحاظ می‌شوند، با روش اعداد تصادفی تولید و در استفاده از شبکه تصحیح می‌شوند.

د. توابع تبدیل (توابع فعالیت)[3]: توابع تبدیل نیز در لایه خروجی و لایه‌های پنهان شبکه عصبی در نظر گرفته می‌شوند و با توجه به وزنهای هر ورودی، محاسبه کلی خروجی را امکان‌پذیر می‌سازند. توابع فعالیت انواع گوناگونی دارند که برحسب

1 - Jansen.
2 - Weights.
3 - Transfer Function (Activation Function).

Archive of SID
www.SID.ir

موضوع تحقیق توسط طراح انتخاب می‌شوند. معروف‌ترین این توابع عبارتند از:

الف. تابع خطی: در ادبیات شبکه‌های عصبی منظور از یک تابع فعالیت خطی، یک تابع خطی همانی است:

$$f(z) = z$$

ب. تابع آستانه‌ای دو مقداره حدی:

$$f(z) = \begin{cases} 1 & z \geq n \\ 0 & z < n \end{cases}$$

ج. تابع آستانه‌ای دو مقداره متقارن:

$$f(z) = \begin{cases} 1 & z \geq n \\ -1 & z < n \end{cases}$$

د. تابع سیگموئید[1]:

$$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

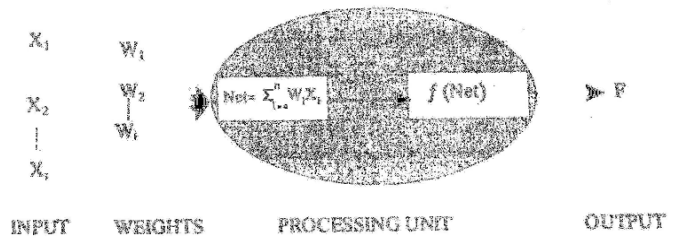
هـ. تابع تانژانت هیپربولیک[2]:

$$f(z) = \frac{e^{z} - e^{-z}}{e^{z} + e^{-z}}$$

۲-۱. کیفیت پردازش اطلاعات در یک نرون مصنوعی

فرآیند پردازش اطلاعات در یک نرون مصنوعی را می‌توان به‌صورت نمودار جهت‌دار ۲ نشان داد. این نمودار شامل مجموعه‌ای از ورودی‌ها، واحد پردازش اطلاعات و مجموعه‌ای از خطوط جهت‌دار بین آنها با نام اتصالات است. هر اتصال بیانگر وزنی است که اهمیت نسبی ورودی مذکور را در ارزش حاصل نشان می‌دهد.

نمودار ۲: کیفیت پردازش اطلاعات در یک نرون مصنوعی



1 - Sigmoid Function.
2 - Hyperbolic Tangent Function.

Archive of SID
www.SID.ir

هر واحد پردازش اطلاعات الف. مجموع حاصلضرب اطلاعـات ورودی و وزنهـای ارتباطی را محاسبه می‌کند. بنابراین اگر x_i اطلاعـات ورودی و w_i وزنهـای ارتبـاطی باشد، واحد پردازش اطلاعات عبارت $Net=\sum_{i=0}^{N} w_i x_i$ را به‌دسـت مـی‌دهـد (مشـیری، ۱۳۸۰ ، ص ۱۶۵). ارزش حاصل در ادبیات شبکه‌هـای عصـبی بـه «ورودی خـالص[1]» معروف است؛ بـه‌همـین دلیـل از نمـاد Net بـرای نشـان دادن آن اسـتفاده مـی‌شـود (قدیمی،۱۳۸۱ ، ص ۱۵۰).

ب. واحـد مزبـور ارزش حاصـل را بـا اسـتفاده از تـابع فعالیـت f(Net) پـردازش می‌نماید و خروجی واحد عصبی به‌دست می‌آید. به‌عنوان مثال اگر تابع فعالیت از نـوع تابع سیگموئید $F(z)=\frac{1}{1+e^{-z}}$ باشد، خروجی این واحد چنین خواهد بود:

$$y=f(Net)=f(\beta_0 X_0+\beta_1 X_1+\ldots+\beta_i X_i)=\frac{1}{1+e^{-\beta_0 X_0-\beta_1 X_1\ldots-\beta_i X_i}}$$

به‌طورمعمول یکی از ورودی‌ها برای تمام مشاهدات دارای ارزش یک است کـه واحـد ثابت یا تورش[2] نامیده می‌شود. اگر X_0 جمله ثابت فرض شود، خروجی واحد عصبی از رابطه زیر به‌دست می‌آید:

$$y=\frac{1}{1+e^{-\beta_0-\beta_1 X_1\ldots-\beta_i X_i}}$$

۳-۱. سبکهای معماری شبکه‌های عصبی

طرح اتصالات بین نرونها در یک شبکه عصبی به سبک معماری شبکه عصبی معروف است. از حیث سبک معماری، انواع مختلفی از شبکه‌های عصبی وجود دارند که در یک طبقه‌بندی کلی به مدلهای ایسـتا و پویـا[3] تقسـیم مـی‌شـوند. در مـدلهای ایسـتا مسـیر پردازش اطلاعات از داده‌هـا بـه سـتاده‌هـا اسـت، بـدون اینکـه بازگشـتی در سیسـتم ارتباطی واحدها وجود داشته باشد؛ درحالی‌که در مدلهای پویا مسیرهای بازگشتی از

1 - Net Input.
2 - Bias.
3 - Static and Dynamic.

Archive of SID
www.SID.ir

بردار ستاده‌ها یا بردار واحدهای میانی به بردار داده‌ها نیز وجود دارد. این مسیرهای بازگشتی را می‌توان به متغیرهای تأخیری در مدل رگرسیون تشبیه نمود؛ زیرا در این صورت ستاده‌ها نه‌تنها تابع داده‌ها، بلکه تابع خود ستاده‌ها که در مرحلـه قبـل ایجـاد شده‌اند نیز می‌باشند (مشیری، ۱۳۸۰ ، ص ۱۶۶).

شـبکه‌هـای ایسـتا را شـبکه‌هـای «پیشـخور[1]» و شـبکه‌هـای پویـا را شـبکه‌هـای «پسـخور[2]» یا «برگشتی[3]» نیز می‌گویند. بنابراین تفاوت شبکه‌های پسخور با شبکه‌های پیشخور در این است که در شبکه‌های پسخور حـداقل یـک سـیگنال برگشـتی از یـک نرون به همان نرون یا نرونهای همان لایه یا لایه قبل وجود دارد.

«شبکه‌هـای پرسـپترون[4]» از معـروف‌تـرین شـبکه‌هـای پیشـخور و «شـبکه‌هـای هاپفیلد[5]» از جمله شبکه‌های پسخور می‌باشند. «شـبکه‌هـای رقـابتی همینـگ[6]» نیـز از حیث لایه ورودی و خروجی از نوع پیشخور و از حیـث لایـه میـانی از نـوع پسـخور می‌باشند[7].

۴-۱. قواعد یادگیری در شبکه‌های عصبی

آموزش[8] (یادگیری) شبکه عصبی از طریق تغییر وزنهای ارتباطی بین نرونها صورت می‌گیرد. به‌طورکلی آموزش شبکه عصبی بر دو نوع «آمـوزش بـا سرپرسـت[9]» و

1 - Feedforward.
2 - Feedback.
3 - Recurrent.
4 - Perceptron Nets.
5 - Hopfield Nets.
6 - Heming Emulative Nets.

۷ . نحوه عملکرد مدلهای پرسپترون در بخش سوم مقاله ذکر شده است. در شبکه‌های هاپفیلد که توسط جان هاپفیلد فیزیکدان امریکایی در سال ۱۹۸۲ مطرح شدند، همهٔ نرونها شبیه یکدیگر عمل می‌کنند و هیچ‌کدام از نرونها به‌عنوان ورودی یا خروجی از هم متمایز نمی‌شوند. این شبکه‌ها به پاسخی همگرا می‌شوند که ممکن است جزء الگوهای ذخیره شده (بردار مرجع) نباشد. کاربرد شبکه‌های هاپفیلد در تشخیص الگو مناسب است، ولی استفاده از آنها در طبقه‌بندی مانند پیش‌بینی ورشکستگی مفید نیست. (Eidleman, 1995: 1) شبکه همینگ نخستین بار توسط اشتاین بوخ (Stein buch) در سال ۱۹۶۱ مطرح شد و در سالهای اخیر توسط کسانی چون لیپمن (Lipman) بازنگری شده است. این شبکه به‌طور اساسی جهت حل مسئله شناسایی الگوهای دودویی (الگوهای برداری که عناصرشان فقط دو مقدار مثلاً ۱ و ۱- را قبول می‌کند) طراحی شده است. هدف اصلی در شبکه همینگ این است که تشخیص دهد کدام الگوی مرجع بیشترین نزدیکی را به الگوی ورودی دارد، آنگاه آنرا در خروجی شبکه ظاهر کند.

8 - Train.
9 - Supervised Training.

Archive of SID
www.SID.ir

«آموزش بدون سرپرست[1]» می‌باشد. در آموزش با سرپرست، مقادیر داده‌ها (متغیرهای توضیحی) و ستاده‌ها (متغیر وابسته) در مدل معرفی شده و هدف به‌دست آوردن مقادیر خروجی حتی‌الامکان نزدیک به ستاده‌ها از طریق تغییر وزنهای ارتباطی است. امّا در آموزش بدون سرپرست تنها مقادیر داده‌ها به مدل معرفی می‌شود و مراحل یادگیری بدون مقادیر از قبل معرفی شدهٔ ستاده‌ها (متغیر وابسته) صورت می‌گیرد (اسلامی و جهانشاهی، ۱۳۷۶ ، ص۳۶ ؛ مشیری، ۱۳۸۰ ، ص۱۶۷).

۲. ادبیات موضوع

بیشتر تحقیقات در زمینه کاربرد مدلهای شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی ورشکستگی از جمله مدلهای «آدام و شاردا[2]» (۱۹۹۰)، «کستر، سنداک و بوربیا[3]» (۱۹۹۰)، «کدن[4]» (۱۹۹۱)، «کوتس و فنت[5]» (۱۹۹۳)، «لی، هن و کوان[6]» (۱۹۹۶) به مقایسه کاربرد این مدلها با مدلهای تحلیل ممیزی پرداخته‌اند. امّا «سالچنبرگر، سینار و لش[7]» (۱۹۹۲)، «فلچر و گاس[8]» (۱۹۹۳)، و «آدو[9]» (۱۹۹۳) این مدلها را با مدل «لاجیت[10]» و «تن[11]» (۱۹۹۶) نیز مدلهای مزبور را با مدل «پروبیت[12]» مقایسه نموده است. همه مطالعات، مدلهای شبکه عصبی را در طبقه‌بندی نسبت به مدلهای رقیب تواناتر یافته و نشان داده‌اند که این مدلها از قوت و انعطاف بیشتری نسبت به سایر مدلها برخوردارند (سی‌بینسکی[13]، ۲۰۰۱ ، ص ۳۲).

«پرز[14]» (۱۹۹۸) ۲۴ مورد از کاربردهای تجربی شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکتها را بررسی و نتایج زیر را ارئه نموده است: الف) در ۱۷

1 - Unsupervised Training.
2 -Odom and Sharda.
3 - Koster, Sandak and Bourbia.
4 - Cadden.
5 - Coats, Fant.
6 - Lee, Han and Kwon.
7 - Salchenberger, Cinar and Lash.
8 - Fletcher, Goss.
9 - Udo, G.
10 - Logit.
11 - Tan.
12 - Probit.
13 - Cybinski
14 - Muriel Perez.

Archive of SID
www.SID.ir

مورد از ۲۴ تحقیقی که در این مطالعه بررسی شده است، از شبکه عصبی «پرسپترون چند لایه[1]» استفاده شده است و در پنج تحقیق دیگر سعی شده است که مقایسه‌ای میان پرسپترون چند لایه با سایر انواع شبکه عصبی انجام شود. در دو مطالعه هم که یکی توسط «دل بریو و سینکا[2]» (۱۹۹۳) و دیگری توسط «کیویلوتو و برجیوس[3]» (۱۹۹۷) انجام شده است، از «شبکه کوهنن[4]» که نوعی «مدل خودسازمانده[5]» است، استفاده شده است. مدل پرسپترون چند لایه به‌عنوان مرجعی برای حل مسئله طبقه‌بندی محسوب می‌گردد و مدلهای خودسازمانده نیز که در آنها روش آموزش بدون سرپرست اجرا می‌شود، مسیر نویدبخشی برای پیشرفت در اختیار دارند؛

ب) از نقطه‌نظر ساختار داخلی شبکه، تعداد لایه‌های پنهان در شبکه‌های عصبی مورد استفاده در همه تحقیقات یکی است، به‌جز در سه تحقیق «رگیوپسی، اسکید و راجو[6]» (۱۹۹۱)، «دی‌آلمیدا و دومنتیر[7]» (۱۹۹۳) و «آلتمن، مارکو و ورتو[8]» (۱۹۹۴) که از دو لایه پنهان استفاده نموده‌اند. همچنین در این مطالعات لایه خروجی مرکب از یک یا دو نرون است که نتایج این دو یکسان است؛

ج) از حیث متغیرهای استفاده شده در مدلها، همه مطالعات از اطلاعات صورتهای مالی سالانه شرکتها استفاده نموده‌اند. نوع نسبتهای به‌کار رفته در این مدلها نیز از مدلهای سنتی ناشی شده‌اند؛ امّا هیچکدام از آنها به‌جز تحقیق «کاستا و پرات[9]» (۱۹۹۴) سعی نکرده‌اند تا سری جدیدی از نسبتها را که به‌طور مشخص به توانایی مدلهای شبکه عصبی مربوط می‌شود استفاده نمایند. نویسندگان بین ۵ تا ۳۴ متغیر را در تحقیقات استفاده نموده‌اند و اکثر آنها همان نسبتهای آلتمن را برگزیده‌اند؛

د) در برخی از مطالعات تنها از اطلاعات یک‌سال شرکتها و در برخی دیگر اطلاعات ۱۹ سال آنها استفاده شده است؛ ولی اغلب تحقیقات از یک دوره سه تا نه ساله برای مطالعه استفاده نموده‌اند؛

1 .Multilayer Perceptron (MPL).
2 - del Brio, Martin; Cinca, Serrano.
3 - Kiviluoto, Bergius.
4 .Kohonen Network.
5 .Self Organizing Map (SOM).
6. Raghupathi, Schkade and Raju.
7 .De Almeida, Dumontier.
8 - Altman, Marco and Varetto
9 - Casta, Prat.

Archive of SID

www.SID.ir

هـ) در انتخاب شرکتهای نمونه از میان ۲۴ مطالعـه، ۱۶ تحقیـق یعنـی بـیش از ۶۵ درصد از آنها توجهی به صنعت خاصی نداشته‌اند؛ با این وجود شرکتهای ورشکسـته و غیر ورشکسته از صنایع مشابه انتخاب شده‌اند؛

و) به‌جز در یک مطالعه، در سایر مطالعات اندازه شرکتهای نمونه یکسان نیست؛

ز) نسبت شرکتهای ورشکسته و غیر ورشکسته به حجـم کـل نمونـه در مطالعـات مختلف، متفاوت است. در برخی از مطالعات این دو نسبت یکسان است، یعنی نیمـی از شرکتهای نمونه را شرکتهای ورشکسته و نیمی دیگـر را شـرکتهای غیـر ورشکسـته تشکیل می‌دهد؛ ولی در تعداد دیگری از مطالعات این دو نسبت یکسان نیست؛

ح) از ۲۴ تحقیق مورد بررسی، ۱۴ مورد به مقایسه کـارآیی شـبکه‌هـای عصـبی و مدلهای سنتی پیش‌بینی ورشکسـتگی پرداختـه‌انـد و ۱۲ مـورد شـبکه‌هـای عصـبی را کارآتر یافته‌اند.

۳. کاربرد مدل شبکه عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکتهای بازار بورس

در این بخش پس از تبیین مفهوم ورشکستگی در این تحقیق، متغیرهای مورد استفاده در مدلهای تحقیق معرفی می‌شود. آنگاه ضمن اشاره به نحوه سازمان‌دهـی اطلاعـات شرکتهای نمونه تحقیـق، مـدل بهینـه شـبکه عصـبی سـه و چهـار لایـه در پـیش‌بینـی ورشکستگی شرکتهای بازار بـورس تعیـین خواهـد شـد. سـپس وضـعیت شـرکتهای مزبور از حیث ورشکستگی یا عدم آن در سالهای ۱۳۸۵ و ۱۳۸۶ پیش‌بینی مـی‌شـود. در پایان روند ورشکستگی اقتصادی شـرکتهای بـازار بـورس در سـالهای ۱۳۶۹ تـا ۱۳۸۶ ترسیم خواهد شد.

۱-۳. تبیین مفهوم ورشکستگی

مقصـود از ورشکسـتگی در ایـن تحقیـق، ورشکسـتگی اقتصـادی اسـت و زمـانی رخ می‌دهد که بر اثر زیانهای وارده، حداقل نیمی از سرمایهٔ شرکت از میـان بـرود. یعنـی شرکت مشمول مادهٔ ۱۴۱ قانون اصلاحی تجارت شود[1]. در این ماده می‌خوانیم: «اگـر بر اثر زیانهای وارده، حداقل نصف سرمایه شرکت از میان برود، هیئت مـدیره مکلّـف است بلافاصله مجمع عمومی فوق‌العاده صاحبان سـهام را دعـوت نمایـد تـا موضـوع

۱ – قانون اصلاح موادی از قانون تجارت در تاریخ ۱۳۴۷/۱۲/۲۴ تصویب شد.

Archive of SID

www.SID.ir

انحلال یا بقای شرکت، مورد شور و رأی واقع شود. هرگاه مجمع مزبور رأی به انحلال شرکت ندهد، باید در همان جلسه و با رعایت مقررات مادهٔ ۶ این قانون، سرمایه شرکت را به مبلغ سرمایه موجود کاهش دهد» (ناصرزاده ، ۱۳۷۴ ، ص۵۹).

در صورتی که شرکتی مشمول مادهٔ ۱۴۱ قانون اصلاحی تجارت شود، کلیه معاملات سهام آن مسدود می‌شود[1].

۲-۳. متغیرهای مدل تحقیق

متغیرهای مدل تحقیق، همگی نسبتهای مالی شرکتها هستند. نکات زیر در تفسیر نوع این متغیرها در مدل اهمیت دارد:

الف) نسبت جاری[2] (دارایی جاری به بدهی جاری): این متغیر یک متغیر نقدینگی[3] است که با افزایش آن احتمال ورشکستگی شرکت افزایش می‌یابد. زیرا با افزایش نقدینگی هرچند ریسک بازپرداخت بدهی‌های جاری کاهش می‌یابد، ولی از طرف دیگر ریسک بازدهی شرکت نیز افزایش و به‌عبارت دیگر نرخ بازده سرمایه‌گذاری شرکت کاهش خواهد یافت. زیرا به‌طورمعمول نرخ بازده دارایی‌های جاری کمتر از بازده حاصل از دارایی‌های ثابت تولیدی است (مدرس و...، ۱۳۷۸ ، ص۲۹). بنابراین با افزایش نسبت نقدینگی، قدرت سودآوری شرکت کاهش و احتمال ورشکستگی اقتصادی شرکت افزایش می‌یابد؛

ب) حاشیه سود ناخالص (نسبت سود ناخالص به فروش): این متغیر یک نسبت سودآوری[4] است که با افزایش آن، احتمال ورشکستگی اقتصادی شرکت کاهش می‌یابد. سود ناخالص در صورت نسبت، از مابه‌التفاوت قیمت فروش کالاها و بهای تمام شدهٔ کالاهای فروش‌رفته به‌دست می‌آید. پایین بودن این نسبت حاکی از آن است که احتمالاً بهای تمام شدهٔ کالاهای تولیدی شرکت بالا است و به‌عبارت دیگر «هزینهٔ

۱ - در مادهٔ ۱۴ آیین‌نامهٔ انضباطی شرکتهای پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران مصوب ۱۳۷۶/۶/۳۰ شورای بورس چنین ذکر شده است: «شرکتهایی که بر اثر زیانهای وارده، مشمول مادهٔ ۱۴۱ اصلاحیه قانون تجارت شده‌اند، باید به‌گونه‌ای عمل نمایند که حداکثر ظرف مدت ۶ ماه از شمول مادهٔ مذکور خارج شوند. در غیر این صورت معاملات سهام شرکت مزبور در بورس متوقف می‌شود». در تبصره واحدهٔ ذیل این ماده نیز چنین آمده است: «چنانچه به تشخیص هیئت مدیرهٔ سازمان کارگزاران، توقف معاملات پس از شمولیت مادهٔ ۱۴۱ اصلاحیهٔ قانون تجارت، ضرورت یابد، معاملات سهام در مهلت فوق‌الذکر نیز می‌تواند متوقف گردد».

2 - Current Ratio.
3 - Liquidity Ratio.
4 - Profitability Ratio.

Archive of SID
www.SID.ir

تولید» زیاد است و این امر منجر به ورشکستگی اقتصادی شرکت می‌شود؛

ج) نسبت سود خالص به بدهی جاری: این متغیر یک متغیر اهرمی[1] است که پوشش‌دهی سود شرکت را نسبت به بدهی‌های جاری آن نشان می‌دهد. هرچه این نسبت بزرگتر باشد، احتمال ورشکستگی شرکت کاهش می‌یابد.

۳-۳. اطلاعات شرکتهای نمونه تحقیق

اطلاعات این تحقیق، نسبتهای مالی شرکتهای بورس اوراق بهادار تهران در فاصلهٔ سالهای ۱۳۶۸- ۱۳۸۴ می‌باشد. پس از تهیه نسبتهای مالی شرکتهای نمونه تحقیق، اطلاعات مزبور به سه دسته تقسیم شد:

الف) نسبتهای مالی دو سال قبل از ورشکستگی (عدم ورشکستگی) ۱۰۶ شرکت (۵۳ شرکت ورشکسته و ۵۳ شرکت غیرورشکسته) که سال وقوع ورشکستگی آنها در دوره ۱۳۷۰-۱۳۸۱ بوده است، برای آموزش شبکه عصبی به‌کار گرفته شد؛

ب) نسبتهای مالی دو سال قبل از ورشکستگی (عدم ورشکستگی) ۵۰ شرکت (۲۵ شرکت ورشکسته و ۲۵ شرکت غیر ورشکسته) که سال وقوع ورشکستگی آنها در سالهای ۱۳۸۲-۱۳۸۴ بوده است، برای آزمون شبکه عصبی به‌کار رفت؛

ج. نسبتهای مالی ۳۶۲ شرکت از شرکتهای بازار بورس در سال ۱۳۸۳ برای پیش‌بینی وضعیت آنان در سال ۱۳۸۵ و نسبتهای مالی ۱۷۰ شرکت از شرکتهای مزبور در سال ۱۳۸۴ برای پیش‌بینی وضعیت آنان در سال ۱۳۸۶ به‌کار گرفته شد[2].

در همه این موارد، اطلاعات در محدوده $[0,1]$ نرمال شدند. اگر X متغیر فرضی و x_i یکی از داده‌های آن باشد، x_n با فرمول زیر نرمال می‌شود:

$$x_n = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

نرمال نمودن داده‌ها از این جهت لازم است که اگر داده‌های دو نرون در محدوده متفاوت قرار داشته باشند، در آن صورت نرونی که مشتمل بر مقادیر مطلق بزرگتر

1- Leverage Ratio.

نسبتهای اهرمی که به آنها نسبتهای پوششی (Gearing Ratios) نیز اطلاق می‌شود- میزان استفاده از بدهی در ساختار سرمایه و تأمین مالی شرکت و نیز توانایی ایفای تعهدات شرکت در زمان سر رسید را نشان می‌دهند.

۲ - در مورد سال ۱۳۸۴ تا تاریخ نگارش مقاله فقط صورتهای مالی ۱۷۰ شرکت در دسترس بود، بنابراین وضعیت همین تعداد از شرکتها در سال ۱۳۸۶ پیش‌بینی شد.

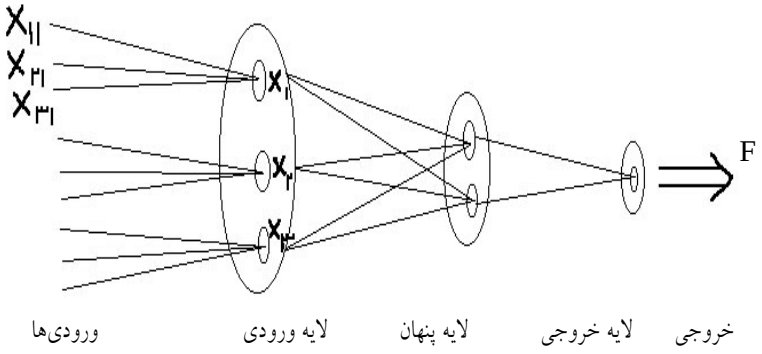
Archive of SID
www.SID.ir

است، در طی یادگیری ترجیح داده می‌شود. همچنین در صورتی که اطلاعات استفاده شده در شبکه عصبی به یک حدود مناسب مقیاس‌بندی[1] نگردد، شبکه هنگام یادگیری به یک نقطه همگرا نخواهد شد یا نتایج معنی‌داری نخواهد داد. اکنون مدل بهینه شبکه عصبی سه و چهار لایه برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکتها در ایران تعیین می‌شود.

۴-۳. تعیین مدل شبکه عصبی سه لایه برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکتها

نکات زیر درباره خصوصیات مدل شبکه عصبی به‌کار رفته در تحقیق، اهمیت دارد: نرم افزار این تحقیق برای مدل‌سازیِ شبکه عصبی، Data Engine V.4 است. نوع مدل منتخب نیز پرسپترون چند لایه می‌باشد. شبکه‌های عصبی پرسپترون که به نام کلاسیک نیز معروف می‌باشند، اولین نوع ساختار شبکه عصبی بودند که در سال ۱۹۵۸ توسط «فرانک روزنبلات[2]» معرفی شدند (منهاج، ۱۳۸۱، ص۳۳). در این ساختار ورودی‌ها به شبکه وارد و پس از عبور از لایه‌های مخفی و خروجی، نتایج در خروجی مشاهده می‌شود (مهربخش و...، ۱۳۸۰ ، ص ۱۸). شکل زیر نمایشی از یک شبکه عصبی پرسپترون را با یک لایه پنهان و به‌ترتیب سه نرون در لایه ورودی، دو نرون در لایه پنهان و یک نرون در لایه خروجی نشان می‌دهد.

نمودار ۳ : نمایش یک شبکه عصبی پرسپترون



همان‌طورکه ملاحظه می‌شود در این شبکه، خروجی به‌طورمستقیم از روی

1 - Scaling.
2 - Frank Rosenblat.

Archive of SID
www.SID.ir

ورودی بدون هیچ فیدبکی محاسبه شود اگر فرض شود x_i بیانگر متغیرهای ورودی به لایه ورودی و w_{ji} وزن ارتباطی متغیر ورودی i به j امین نرون در لایه پنهان باشد، در آن صورت مقدار ورودی به نرون j ام برابر خواهد بود با:

$$net_j^h = \sum_{i=1}^{n} w_{ji} x_i$$

اندیس h معرف شماره لایه و n تعداد متغیرهای ورودی یا مستقل می‌باشد. خروجی این عصب پنهان نیز براساس این تعریف عبارت $y_i = f(net_j^h)$ خواهد شد. حال اگر وزن عصب پنهان j به عصب خروجی k ام در لایه خروجی o را با vkj نشان دهیم، در آن صورت مقدار ورودی به نرون k ام از لایه خروجی o برابر است با:

$$net_k^o = \sum_{j=1}^{q} V_{kj} y_j$$

q تعداد نرونهای لایه خروجی و از این رو خروجی نرون k ام برابر با: $o_k = f(net_k^o)$ است. بنابراین پس از دریافت متغیرهای ورودی X توسط شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، خروجی (خروجی‌های) آن به‌صورت o محاسبه می‌شود (احمدی،۱۳۸۱ ، ص ۱۸۶).

ب) الگوریتم یادگیریِ شبکه پرسپترون منتخب در ساختار سه لایه، پس انتشار خطا[1] است. الگوریتم پس انتشار خطا از معروف‌ترین روشهای آموزش با سرپرست است که در شبکه‌های عصبی پرسپترون کاربرد بسیاری دارد. این الگوریتم در سال ۱۹۸۶ توسط «راملهارت و مکلند[2]» مطرح شد. نحوهٔ عملکرد الگوریتم به‌شرح زیر است:

پس از اینکه مقادیر داده‌ها و ستاده‌ها به مدل معرفی شدند، ضرایب ارتباطی (وزنهای) بین واحدهای لایه‌های ورودی، میانی و خروجی، به‌طور 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 محاسبه‌شدهٔ 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، به‌عقب برگشته و با تغییر ضرایب ارتباطی و با تکرار مراحل قبلی دوباره ستاده‌های جدیدی محاسبه می‌شود.

1 - Back Propagation (BP).
2 - Rummelhart, Daivid and Mcland, James.

Archive of SID
www.SID.ir

ضرایب ارتباطی طبق سازوکارهایی که به قاعده یادگیری موسومند، در جهتی تغییر می‌کنند که خطا یعنی تفاوت بین ستادهٔ محاسبه‌شده و ستادهٔ واقعی کمتر و کمتر شود. این جریان یادگیری آن قدر ادامه می‌یابد تا خطا به میزان مورد نظر برسد (مشیری، ۱۳۸۰، ص۱۶۷ و آناندراجان[1] و... ، ۲۰۰۱ ، ص ۷).

دلیل انتخاب پرسپترون چند لایه با روش یادگیری پس انتشار خطا، اثبات این است که یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با الگوریتم یادگیری مزبور، یک تابع تقریب‌زننده عمومی است. یعنی هر مقدار از دقت که مورد نیاز باشد، یک پیکربندی از شبکه مزبور وجود دارد که قادر است دقت مزبور را تحصیل نماید (هرنیک[2]، ۱۹۹۱). در عین حال این مطلب هیچ‌گونه کمکی به تعیین خصوصیات پارامترهای شبکه نمی‌کند؛ بلکه پیکربندی شبکه از طریق قواعد اکتشافی تعیین می‌شود؛

ج) در Data Engine دو روش یادگیری تک‌گام (تک مرحله‌ای[3]) و یادگیری تجمعی[4] وجود دارد. در روش یادگیری تک‌گام، خطای شبکه پس از انجام هر مورد یادگیری محاسبه و وزنهای ارتباطی شبکه تعدیل می‌شود؛ ولی در روش تجمعی، خطای شبکه در طی یک دوره یادگیری انباشته شده و تعدیل وزنها تا پایان یک دوره از یادگیری انجام نمی‌شود. به این روش، «یادگیری برحسب دوره[5]» نیز اطلاق می‌شود. بنابراین در روش یادگیری تجمعی، تابع خطای کلی شبکه حداقل می‌شود؛ ولی در روش یادگیری انفرادی، خطای یک نرون واحد حداقل می‌گردد. اگر موارد یادگیری زیاد باشد (حجم نمونه بیشتر از ۱۰۰۰ باشد)، روش یادگیری تجمعی توصیه نمی‌شود؛ در غیر این صورت می‌توان از روش مزبور استفاده نمود. بررسی‌های این تحقیق نشان می‌دهد که روش یادگیری تک‌گام، قدرت پیش‌بینی چشمگیری از خود بروز نداد. بنابراین با توجه به اینکه حجم نمونه نیز کمتر از ۱۰۰۰ مورد است، روش یادگیری تجمعی انتخاب شد[6]؛

د) اگر تعداد نرونهای استفاده شده در ساختار شبکه برای حل یک مسئله، اندک

1 - Anandarajan and else, 2001.
2 - Hornik.
3 - Single Step Learning Method.
4 - Cumulative Learning Method.
5 - Learning by Epoch.
۶ - انتخاب بین این دو روش مربوط به الگوریتم پس از انتشار خطا است؛ ولی در الگوریتم SuperSAB که در شبکه عصبی چهار لایه از آن استفاده خواهد شد، روش یادگیری همواره به‌صورت تجمعی می‌باشد.

Archive of SID
www.SID.ir

باشد (که ناگزیر تعداد ارتباطات بین نرونها نیز اندک خواهد بود)؛ همهٔ جنبه‌های یک مسئله نمی‌توانند حل شوند یا مسئله اصلاً حل نخواهد شد و اگر تعداد نرونها بیش از اندازه باشد (که ناگزیر تعداد ارتباطات بین نرونها نیز بسیار خواهد بود)، توانایی شبکه برای تعمیم به‌طورقابل ملاحظه‌ای کاهش خواهد یافت. به‌منظور تعیین شبکه عصبی سه لایه مناسب برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکتها، ساختارهای مختلف پرسپترون سه لایه مورد بررسی قرار گرفت که از آن میان شبکه عصبی با ۹ نرون در لایه پنهان بیشترین قدرت پیش‌بینی را از خود نشان داد. از طرفی چون تعداد متغیرهای ورودی سه و متغیر خروجی نیز یکی است، بنابراین ساختار شبکه پرسپترون منتخب «۱-۹-۳» خواهد بود.

گزینه «میان‌بر[1]» موجب ایجاد اتصال از هر نرون به همه نرونهای دیگر در ساختار شبکه می‌شود؛ بنابراین تعداد اتصالات در ساختار شبکه را افزایش داده و بر پیچیدگی آن می‌افزاید. ولی استفاده از این گزینه قدرت پیش‌بینی شبکه عصبی را کاهش داد؛ از این‌رو گزینه مزبور فعال نشد. به‌منظور یافتن تعداد بهینه از ارتباطات در سطوح و لایه‌های مختلف شبکه، از گزینه «هرس[2]» استفاده شد. هدف از این گزینه، حذف اتصالاتی از شبکه عصبی است که تأثیر مهمی بر فعالیت شبکه ندارند؛

هـ) هنگامی که از پرسپترون چند لایه برای تشخیص الگو یا طبقه‌بندی استفاده می‌شود، تابع فعالیت سیگموئید یا تانژانت هیپربولیک در بین همه لایه‌های شبکه عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این تحقیق چون از پرسپترون چند لایه برای طبقه‌بندی استفاده می‌شود و ستاده نیز مقادیر صفر و یک را انتخاب می‌نماید؛ بنابراین تابع فعالیت در لایه‌های میانی و خروجی سیگموئید انتخاب شد؛

و) مقادیر ابتدایی وزنها در شبکه عصبی، تأثیر اساسی بر نرخ همگرایی شبکه دارد؛ بنابراین انتخاب میزان مناسب برای آن اهمیت به‌سزایی دارد. حدود مناسب وزن ابتدایی ۰/۱ تا ۰/۹ است. امّا هنگامی که اطلاعات دودویی[3] پردازش می‌شود (همانند تحقیق حاضر که متغیر خروجی، مقدار یک را برای شرکتهای ورشکسته و مقدار صفر را برای شرکتهای غیر ورشکسته اختیار می‌نماید)، انتخاب مقدار بالای وزن ممکن است بسیار مناسب باشد. در بررسی مقادیر وزنهای ابتدایی، شبکه

1 - Shortcut.
2 - Pruning.
3 - Binary.

Archive of SID
www.SID.ir

عصبی نکته اخیر تأیید و ملاحظه شد که با افزایش وزنهای ابتدایی قدرت پیش‌بینی شبکه عصبی در ساختارهای مختلف، به‌طورچشمگیری افزایش می‌یابد و بهترین وضعیت وزنهای ابتدایی در مقادیر ۰/۹− و ۰/۹ است؛

ز) نرخ یادگیری، اندازه تغییر وزن را در یک مرحله یادگیری تعیین می‌نماید. حدود مجاز نرخ یادگیری بین صفر و دو است و به‌طورمعمول بین صفر و یک انتخاب می‌شود. به‌طورکلی نرخ یادگیری باید کوچک باشد؛ در عین حال نرخ یادگیری اندک موجب طولانی شدن قدرت زمان یادگیری می‌شود و همچنین می‌تواند خطر وقوع در مینیمم خطای محلی (نقطه زینی) را موجب شود. در ضمن نرخ یادگیری در لایه یا لایه‌های پنهان باید بزرگتر از لایه خروجی باشد. با توجه به این مطالب، بهترین مقادیر نرخ یادگیری در لایه پنهان و خروجی به‌ترتیب ۰/۳ و ۰/۱ تعیین شد.

ح. شرایط توقف یادگیری براساس اینکه ریشه میانگین مربع خطای[1] آزمون کمتر از ۰/۱ باشد، تعیین شد و فاصله زمانی هر آزمون نیز پس از صد دوره یادگیری تعیین شد. نگهداری بهترین وضعیت یادگیری نیز براساس حداقل معیار مزبور (RMS آزمون) مشخص شد. با توجه به این مطالب از میان همه ساختارهای شبکه عصبی سه لایه مورد بررسی برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکتها، مدل پرسپترون با ساختار سه نرون در لایه ورودی، نُه نرون در لایه میانی و یک نرون در لایه خروجی با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا و روش یادگیری تجمعی و تابع فعالیت سیگموئید در لایه‌های پنهان و خروجی و مقادیر وزن ابتدایی ۰/۹− و ۰/۹ و نرخ یادگیری به‌ترتیب ۰/۳ و ۰/۱ در لایه پنهان و خروجی بیشترین قدرت پیش‌بینی را از خود نشان داد، به‌گونه‌ای‌که RMS آزمون پس از ۲۰۰۰۰۰ دوره یادگیری کمترین مقدار خود (۰/۱۵۸۹) را اختیار نمود.

در ستون اول و سوم جدول ۱ شماره دوره آزمون ذکر شده است. چون آزمون مدل برای هر ۱۰۰ دوره یادگیری تنظیم شده است؛ از این‌رو شماره دوره‌ها ناگزیر مضربی از صد می‌باشد. در ستونهای دوم و چهارم نیز مقدار خطای آزمون در دوره مربوط ثبت شده است. همان‌طورکه ملاحظه می‌شود مقدار خطای مزبور در دوره ۲۰۰۰۰۰ کمترین مقدار خود را داراست.

جدول ۱: خطای آزمون در دوره‌های مختلف یادگیری در پرسپترون سه لایه

1 - Root Mean Squred error (RMS).

Archive of SID

www.SID.ir

Epoch	RMS Test Error	Epoch	RMS Test Error
100	0.346524839	110400	0.221210545
3300	0.375114346	113600	0.218387961
6500	0.390568176	116800	0.215672464
9700	0.357448968	120000	0.213224954
13000	0.31766292	123200	0.211162915
16200	0.294135441	126400	0.209555864
19400	0.304535558	129600	0.208431674
22600	0.27131191	132800	0.20779371
26000	0.222309795	136000	0.20763536
29200	0.212177363	139200	0.207949993
32400	0.229068222	142400	0.208731753
35600	0.231660657	145600	0.209953574
38800	0.233126016	148800	0.211455075
42000	0.233985857	152000	0.212368415
45200	0.234401089	155200	0.208579241
48400	0.234605694	158400	0.197034879
52000	0.234722465	161600	0.196576135
55200	0.234778338	164800	0.197682463
58400	0.234810278	168000	0.197759803
61600	0.234826276	171200	0.197683856
64800	0.234828131	174400	0.197532046
68000	0.234813512	177600	0.197219947
71200	0.234776248	180800	0.196460439
74400	0.234705693	184000	0.194490713
77600	0.234585488	187200	0.189805221
80800	0.234391713	190400	0.181735753
84000	0.234090928	193600	0.223774164
87200	0.233638513	196800	0.19507761
90400	0.232978409	200000	0.158902668
93600	0.232045955	203200	0.159380031
96800	0.230775883	208000	0.165583325
100000	0.229116904	211200	0.167760108
104000	0.226474851	214400	0.166620524
107200	0.223960729	217600	0.164309427

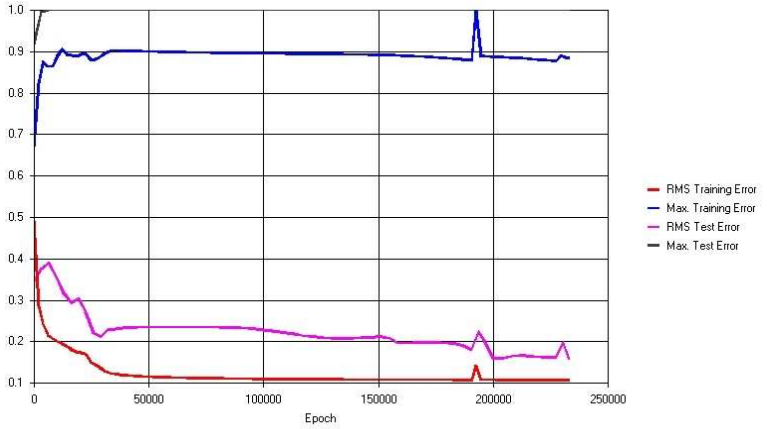
در نمودار ۴ نیز RMS و ماکزیمم خطای یادگیری و آزمـون نشـان داده شـده اسـت.

Archive of SID

www.SID.ir

منحنی بالایی در قسمت پایین نمودار، RMS آزمون را نشان می‌دهد که در دوره ۲۰۰۰۰۰ کمترین مقدار خود را داراست.

نمودار ٤: منحنی‌های RMS و ماکزیمم خطای یادگیری و آزمون در پرسپترون سه‌لایه منتخب



جدول ۱ پیوست مقادیر خطای آزمون در هریک از افراد نمونه را نشان می‌دهد. همان‌طورکه بیان شد نمونه آزمون مرکب از ۵۰ شرکت است که نیمی از آنها در سالهای ۱۳۸۲-۱۳۸۴ ورشکسته بودند و نیمی دیگر ورشکسته نبودند. در ستون دوم این جدول، سال ورشکستگی (عدم ورشکستگی شرکت) ذکر شده است. مقدار Z=۱ در ستون سوم، نشانه ورشکسته بودن و مقدار Z =۰ نشانه ورشکسته نبودن است. در ستون چهارم مقادیر Z تخمینی توسط شبکه پرسپترون (MLP) ذکر شده است. ستون پنجم که از مابه‌التفاوت مقادیر ستون سوم و چهارم به‌دست آمده است، مشتمل بر خطای برآورد مدل در هریک از افراد نمونه آزمون است. و ستون ششم مقدار RMS در هریک از افراد نمونه آزمون - که در اینجا در حقیقت با قدر مطلق خطا یکی است - ذکر شده است. همان‌طورکه ملاحظه می‌شود مقدار مزبور در اکثر افراد نمونه آزمون صفر یا بسیار اندک است. تنها در ۷ شرکت (ردیفهای ۱۳ ، ۲۸ ، ۳۰ ، ۳۹ ، ۴۴ ، ۴۷ و ۴۹) که همگی به‌جز شرکت سیزدهم از شرکتهای غیرورشکسته هستند، شبکه نتوانسته است وضعیت شرکت را به‌درستی پیش‌بینی نماید و این امر

Archive
www.SID.ir

احتمالاً به‌دلیل تنوع زیاد شرکتهای غیرورشکسته است که به‌دلیل حجم اندک داده‌ها – در مقایسه با تنوع آنها – مدل توانایی بالایی در یادگیری و تمیز آنها از شرکتهای ورشکسته از خود نشان نداده است.

۵–۳. تعیین مدل بهینه شبکه عصبی چهار لایه برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکتها

شبکه چهار لایه منتخب برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکتها همانند شبکه سه لایه پرسپترون است. به‌منظور تعیین خصوصیات پرسپترون چهار لایه مناسب برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکتها، ساختارهای بسیار زیادی از مدل مزبور بررسی و از میان آنها ۶۸ مدل که از حیث قدرت پیش‌بینی شرایط بهتری را از خود نشان دادند، در جدولی ثبت و ملاحظه شد که از میان این ساختارهای چهار لایه، پرسپترون چهار لایه با سه نرون در لایه پنهان اول و نُه نرون در لایه پنهان دوم بیشترین قدرت پیش‌بینی را از خود نشان داده است. همچنین در اکثر موارد الگوریتم اصلاح‌شده پس انتشار خطا به‌نام superSAB عملکرد بهتری را ثبت نمود. در این روش که توسط «زل[1]» (۱۹۹۴) ارائه شد، برای هر وزن از یک نرخ یادگیری به‌خصوص استفاده می‌شود و در طی یادگیری، نرخهای مزبور به‌طوردائم با سطح خطای شبکه سازگار می‌شود. اگر علامت مشتق جزیی $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$ (E خطای کلی شبکه و w وزنهای فردی شبکه است) در طی چند مرحله تغییر نکند، نرخ یادگیری فردی افزایش خواهد یافت. اگر علامت مزبور تغییر یابد، نرخ یادگیری کاهش می‌یابد.

افزون بر این خصوصیات، در بیشتر موارد وزن ابتدایی ۰/۹ همراه با نرخ یادگیری ۰/۳ در لایه پنهان اول، ۰/۲ در لایه پنهان دوم و ۰/۱ در لایه خروجی، بیشترین قدرت پیش‌بینی را از خود نشان داد. همچنین در عین استفاده از «میان‌بر»، از گزینه «هرس» استفاده شد تا اتصالات زائد شبکه حذف شوند. با توجه به این خصوصیات، RMS آزمون پس از ۳۹۳۶۰۰ دوره یادگیری کمترین مقدار (۰/۱۶۸۸۳) را اختیار نمود. در جدول ۲ مقادیر خطای آزمون در دوره‌های مختلف یادگیری ذکر شده است. چنانکه ملاحظه می‌شود مقدار خطای مزبور در دوره ۳۹۳۶۰۰ کمترین مقدار خود را داراست.

جدول ۲ : خطای آزمون در دوره‌های مختلف یادگیری در پرسپترون چهار لایه

1 - Zell.

Archive of SID
www.SID.ir

Epoch	*RMS Test Error*	*Epoch*	*RMS Test Error*
10000	0.321502749	220800	0.176313786
6500	0.351562511	227200	0.176039944
13000	0.263857519	233600	0.175752112
19400	0.28943794	240000	0.175559186
26000	0.335383244	246400	0.175398958
32400	0.30053954	252800	0.175186958
38800	0.283692771	259200	0.174926321
45200	0.281956075	265600	0.174686772
52000	0.252247275	272000	0.174386831
58400	0.259852317	278400	0.174158147
64800	0.262019509	284800	0.173969872
71200	0.263075428	291200	0.173728299
77600	0.247810441	297600	0.173559283
84000	0.251345877	304000	0.17339904
90400	0.260737165	310400	0.173197365
96800	0.254524829	316800	0.17300093
104000	0.232500446	323200	0.172659104
110400	0.221136114	329600	0.17224354
116800	0.219309011	336000	0.171779205
123200	0.217971915	342400	0.171258501
129600	0.216881311	348800	0.170756198
136000	0.215327822	355200	0.17033197
142400	0.213282014	361600	0.169903512
148800	0.210748869	368000	0.169558292
155200	0.208386776	374400	0.169241472
161600	0.204876369	380800	0.169011231
168000	0.201110281	387200	0.168881199

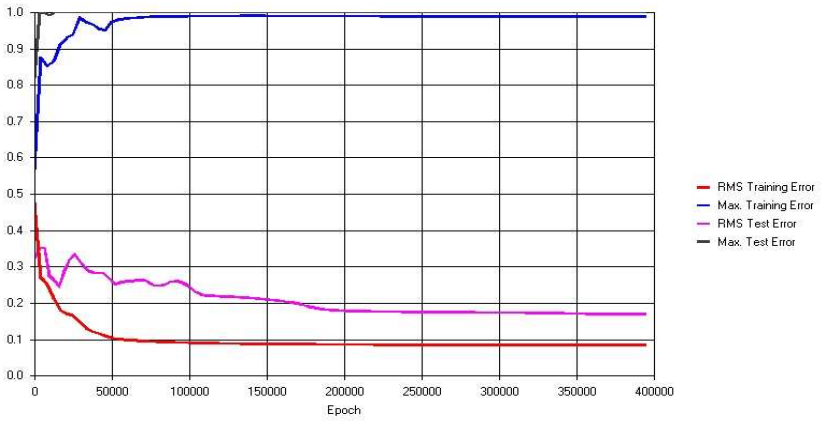
Archive of SID

www.SID.ir

174400	0.194780003	393600	0.168826846
180800	0.188149292	400000	0.168940248
187200	0.183415095	406400	0.16928958
193600	0.180433432	416000	0.170405333
200000	0.178540969	422400	0.172023918
208000	0.177301533	428800	0.174453102
214400	0.176755435	435200	0.177470045

در نمودار ۵ نیز RMS و ماکزیمم خطای یادگیری و آزمون نشان داده شده است. منحنی بالایی در قسمت پایین نمودار، RMS آزمون را نشان می‌دهد که در دوره ۳۹۳۶۰۰ کمترین مقدار خود را داراست.

نمودار ۵ : منحنی‌های RMS و ماکزیمم خطای یادگیری و آزمون در پرسپترون چهار لایه منتخب



مقادیر خطای آزمون در هریک از افراد نمونه آزمون در جدول ۲ پیوست ذکر شده است. همان‌طورکه ملاحظه می‌شود مقدار مزبور در بیشتر افراد نمونه آزمون صفر یا بسیار اندک است. تنها در ۹ شرکت (ردیفهای ۵، ۱۱، ۲۷، ۳۰، ۳۷، ۳۸، ۴۵، ۴۷ و ۵۰) که غالب آنها از شرکتهای غیر ورشکسته هستند، شبکه نتوانسته است وضعیت شرکت را به‌درستی پیش‌بینی نماید و این امر احتمالاً به‌دلیل تنوع زیاد شرکتهای غیر ورشکسته است که به‌دلیل حجم اندک داده‌ها –در مقایسه با تنوع آنها– مدل توانایی بالایی در یادگیری و تمییز آنها از شرکتهای ورشکسته از خود نشان نداده است.

۶–۳. مقایسه مدلهای شبکه عصبی سه و چهار لایه برای پیش‌بینی ورشکستگی اقتصادی

Archive of SID
www.SID.ir

ساختار اصلی پرسپترون سه لایه و چهار لایه منتخب برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکتها به مدلهایی شبیه یکدیگر منتهی شد. در شبکه سه لایه، نُه نرون در لایه پنهان داریم؛ بنابراین ساختار شبکه (۱- ۹ – ۳) خواهد بود و در شبکه چهار لایه، سه نرون در لایه پنهان اول و نُه نرون در لایه پنهان دوم وجود دارد؛ از این‌رو ساختار شبکه (۱ –۹ –۳ –۳) می‌باشد. از نظر قدرت پیش‌بینی نیز شبکه سه لایه به‌دلیل RMS کمتر بر شبکه چهار لایه برتری دارد.

۷-۳. آزمون فرضیه

اگر متغیرهای استفاده شده در مدلهای شبکه عصبی پیش‌بینی ورشکستگی و مدلهای رقیب یکسان باشد، می‌توان این فرضیه را آزمون نمود که: «به‌کارگیری مدلهای مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند توانایی مدیریتهای مالی را برای مقابله با نوسانات اقتصادی و ورشکستگی افزایش دهد».

چون متغیرهای به‌کار رفته در مدلهای شبکه عصبی در این تحقیق، همان متغیرهایی است که در مطالعات دیگر نگارندگان برای برآورد مدلهای رگرسیونی پروبیت و لاجیت استفاده شده است[1]، بنابراین با مقایسه قدرت پیش‌بینی مدلهای مزبور می‌توان این فرضیه را آزمون نمود. چون معیار RMS در هر دو مدل شبکه عصبی کمتر از مقدار مزبور برای دو مدل احتمال شرطی است؛ بنابراین این فرضیه مبنی بر افزایش توانایی مدیریتهای مالی در بهره‌مندی از مدلهای شبکه عصبی برای پیش‌بینی ورشکستگی و نوسانات اقتصادی رد نمی‌شود.

۸ ـ ۳ . پیش‌بینی ورشکستگی اقتصادی شرکتها در سالهای ۱۳۸۵ و ۱۳۸۶

همان‌طورکه بیان شد متغیرهای مدل نسبت دارایی جاری به بدهی جاری، سود ناخالص به فروش و سود خالص به بدهی جاری است. از سویی شبکه عصبی پرسپترون سه لایه از قدرت پیش‌بینی بالاتری نسبت به ساختار چهار لایه برخوردار است. به‌منظور پیش‌بینی ورشکستگی اقتصادی شرکتها در سالهای ۱۳۸۵ و ۱۳۸۶ ، با

۱ - روند تصریح مدلهای احتمال شرطیِ پروبیت و لاجیت به مدلهایی با متغیرهای توضیحی یکسان منتهی شد که متغیرهای به‌کار رفته در آن همان متغیرهایی است که در این تحقیق برای برآورد مدل شبکه عصبی به‌کار رفته است. از میان دو مدل احتمال شرطی مزبور قدرت پیش‌بینی مدل لاجیت، بیشتر از مدل پروبیت است: $RMS_{(Logit)}$ =0.40145 $RMS_{(Probit)}$ =0.40204. برای توضیح بیشتر ر.ک. (سعادت‌فر، ۱۳۸۳).

Archive of SID

www.SID.ir

استفاده از صورتهای مالی سالهای ۱۳۸۳ و ۱۳۸۴ شرکتهای بازار بورس[۱]، این سه نسبت مالی محاسبه و با استفاده از مدل شبکه عصبی سه لایه، مقادیر متغیر ورشکستگی (Z) آنها محاسبه شد. براساس نزدیکی این مقادیر به صفر یا یک می‌توان ورشکستگی (عدم ورشکستگی) اقتصادی شرکتها در سالهای ۱۳۸۵ و ۱۳۸۶ را پیش‌بینی نمود. نتایج پیش‌بینی نشان می‌دهد از ۳۶۲ شرکتی که صورتهای مالی آنها در سال ۱۳۸۳ در اختیار است، ۱۱۶ شرکت در سال ۱۳۸۵ از نظر اقتصادی ورشکسته خواهند بود. همچنین از ۱۷۰ شرکتی که صورتهای مالی آنها در سال ۱۳۸۴ در اختیار است، ۴۱ شرکت در سال ۱۳۸۶ از نظر اقتصادی ورشکسته می‌شوند.

۹ ـ ۳. روند ورشکستگی اقتصادی شرکتهای بازار بورس در دوره ۱۳۶۹ـ ۱۳۸۶

برای تعیین روند ورشکستگی اقتصادی شرکتهای بازار بورس در دورهٔ ۱۳۶۹ـ۱۳۸۶ ابتدا تعداد کل شرکتهای بازار بورس و نیز تعداد شرکتهای ورشکسته در هریک از سالهای مزبور تعیین شدند، آنگاه نسبت شرکتهای ورشکسته به کل شرکتها در این سالها محاسبه شد. در مورد سالهای ۱۳۸۵ و۱۳۸۶ تعداد شرکتهای ورشکسته و نیز نسبت شرکتهای مزبور به کل شرکتها، براساس مقادیر پیش‌بینی $Z=1$ تعیین شد.

جدول ۵ . نسبت ورشکستگی شرکتهای بازار بورس در سالهای ۱۳۶۹-۱۳۸۶

۲- در مورد سال ۱۳۸۴ تا تاریخ نگارش مقاله تنها صورتهای مالی ۱۷۰ شرکت در دسترس بود، بنابراین وضعیت همین تعداد از شرکتها در سال ۱۳۸۶ پیش‌بینی شد.

Archive of SID

www.SID.ir

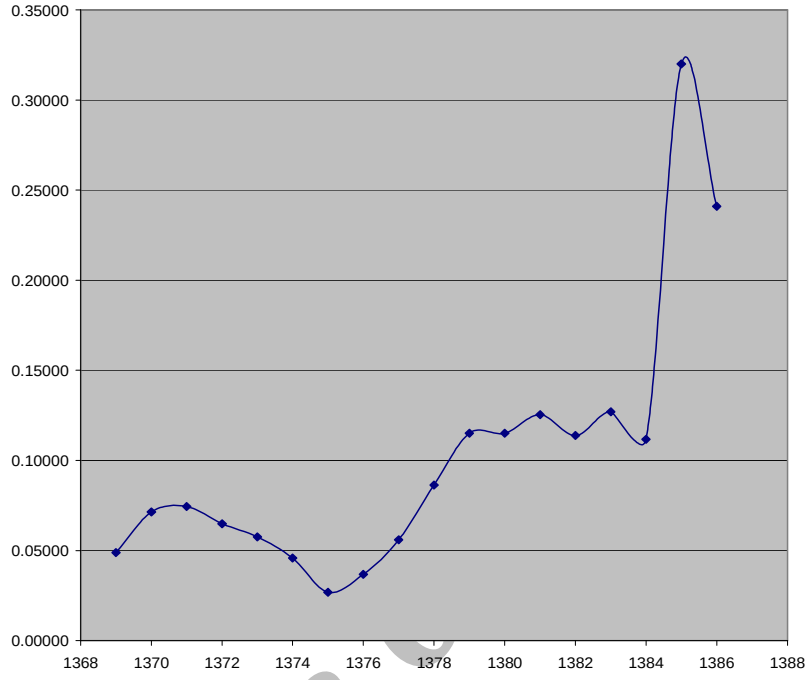
سال	تعداد کل شرکتها	تعداد شرکتهای ورشکسته	نسبت شرکتهای ورشکسته به کل شرکتها
۱۳۶۹	۸۲	٤	۰/۰٤۸۷۸
۱۳۷۰	۹۸	۷	۰/۰۷۱٤۳
۱۳۷۱	۱۲۱	۹	۰/۰۷٤۳۸
۱۳۷۲	۱٥٤	۱۰	۰/۰٦٤۹٤
۱۳۷۳	۱۹۱	۱۱	۰٥۷٥۹
۱۳۷۴	۲٤۰	۱۱	۰/۰٤٥۸۳
۱۳۷٥	۲۹۷	۸	۰/۰۲٦۹٤
۱۳۷٦	۲۹۹	۱۱	۰/۰۳٦۷۹
۱۳۷۷	۳۰٤	۱۷	۰/۰٥٥۹۲
۱۳۷۸	۳۰۱	۲٦	۰/۰۸٦۳۸
۱۳۷۹	۳۰٤	۳٥	۰/۱۱٥۱۳
۱۳۸۰	۳۰٤	۳٥	۰/۱۱٥۱۳
۱۳۸۱	۳۲۷	٤۱	۰/۱۲٥۳۸
۱۳۸۲	۳٦۹	٤۲	۰/۱۱۳۸۲
۱۳۸۳	۳٦۲	٤٦	۰/۱۲۷۰۷
۱۳۸۴	۱۷۰	۱۹	۰/۱۱۱۷٦
۱۳۸٥	۳٦۲	۱۱٦	۰/۳۲۰
۱۳۸٦	۱۷۰	٤۱	۰/۲٤۱

در نمودار ۶ روند ورشکستگی اقتصادی شرکتها در دوره ۱۳۶۹ـ۱۳۸۶ ترسیم شده است. همان‌طورکه در نمودار ملاحظه می‌شود، در سال ۱۳۸۵ روند ورشکستگی اقتصادی به‌طور چشمگیری افزایش داشته است و در سال ۱۳۸۶ تا حدی تعدیل خواهد شد.

نمودار ٦ : روند ورشکستگی اقتصادی شرکتهای بازار بورس در دوره ۱۳۸٦ـ۱۳٦۹ (نسبت شرکتهای ورشکسته به کل شرکتها)

Archive of SID

www.SID.ir



از جمله عوامل مهم اقتصادی که در تفسیر روند چشمگیر ورشکستگی شرکتها در سال ۱۳۸۵ می‌توان مطرح نمود: تأثیر سیاستهای شفاف‌سازی اقتصادی بر ورشکستگی شرکتهاست که از آن جمله می‌توان موارد زیر را برشمرد:

الف) کاهش تدریجی یارانه‌های دولتی، افزایش حقوق و دستمزد کارکنان همراه با عدم بهبود در کارآیی عوامل تولید، موجب افزایش هزینه‌های تولید می‌شود و بالا بودن هزینه‌های تولید، هزینه بهره پرداختی و بوروکراسی تولید از مهمترین دلایل ورشکستگی اقتصادی شرکتها در ایران است[۱].

ب) آزادسازی ورود کالاها از طریق کاهش تعرفه همراه با عدم بهبود در کیفیت محصولات داخلی، قدرت رقابت بنگاه‌های تولیدی را کاهش و روند ورشکستگی اقتصادی شرکتها را افزایش داده است؛

ج) گذر از نرخهای چندگانه ارزِ همراه با سوبسید به نرخ ارز واحد متمایل به بازار

۱- برای توضیح بیشتر دلایل ورشکستگی اقتصادی شرکتها در ایران ر.ک. (سعادت‌فر، ۱۳۸۳: صص ۱۵۰-۱۴۹).

Archive of SID

www.SID.ir

آزاد، موجب کاهش میزان یارانه‌های مختلف نرخ ارز و در نهایت موجب شفاف‌تر شدن هزینه‌های تولید شده است.

در نتیجهٔ این عوامل همراه با تداوم نااطمینانی و عدم انجام سرمایه‌گذاری در کشور، روند ورشکستگی اقتصادی شرکتها در سال ۱۳۸۵ به‌شدت رو به افزایش می‌گذارد که با سازگار شدن شرکتها با شرایط جدید، تا حدی این روند در سال ۱۳۸۶ تعدیل خواهد شد.

۴. جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

هدف این تحقیق به‌کارگیری مدلهای شبکه عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی اقتصادی شرکتهای بازار بورس و آزمون قدرت پیش‌بینی این مدلها است. متغیرهای به‌کار رفته در تحقیق نسبت دارایی جاری به بدهی جاری، نسبت سود ناخالص به فروش، نسبت سود خالص به بدهی جاری می‌باشد.

از میان همه ساختارهای شبکه عصبی سه لایه بررسی شده، مدل پرسپترون با ساختار سه نرون در لایه ورودی، نُه نرون در لایه میانی و یک نرون در لایه خروجی با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا بیشترین قدرت پیش‌بینی را از خود نشان داد. همچنین به‌منظور تعیین خصوصیات پرسپترون چهار لایه مناسب برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکتها، ساختارهای بسیار زیادی از این مدل بررسی شد که از میان آنها، پرسپترون چهار لایه با سه نرون در لایه پنهان اول و نُه نرون در لایه پنهان دوم همراه با الگوریتم اصلاح‌شده پس انتشار خطا به‌نام superSAB عملکرد بهتری را ثبت نمود.

بنابراین ساختار اصلی پرسپترون سه لایه و چهار لایه منتخب برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکتها به مدلهایی شبیه یکدیگر منتهی شد که در این میان شبکه سه لایه از نظر قدرت پیش‌بینی بر شبکه چهار لایه برتری دارد.

نتایج نشان می‌دهد که: «به‌کارگیری مدلهای شبکه عصبی مصنوعی توانایی مدیریتهای مالی را برای مقابله با نوسانات اقتصادی و ورشکستگی افزایش می‌دهد».

با استفاده از صورتهای مالی سالهای ۱۳۸۳ و ۱۳۸۴ شرکتهای بازار بورس، وضعیت شرکتهای مزبور در سالهای ۱۳۸۵ و ۱۳۸۶ پیش‌بینی شد. نتایج پیش‌بینی نشان می‌دهد از ۳۶۲ شرکتی که صورتهای مالی آنها در سال ۱۳۸۳ در دسترس

Archive of SID

www.SID.ir

است، ۱۱۶ شرکت در سال ۱۳۸۵ از نظر اقتصادی ورشکسته می‌شوند. همچنین از ۱۷۰ شرکتی که صورتهای مالی آنها در سال ۱۳۸۴ در دسترس است، ۴۱ شرکت در سال ۱۳۸۶ از نظر اقتصادی ورشکسته خواهند شد.

از جمله عوامل اقتصادی عمده‌ای که در تفسیر روند چشمگیر ورشکستگی شرکتها در سال ۱۳۸۵ می‌توان مطرح نمود، تأثیر سیاستهای شفاف‌سازی اقتصادی بر ورشکستگی شرکتهاست که از آن جمله موارد زیر را می‌توان برشمرد:

الف) کاهش تدریجی یارانه‌های دولتی و افزایش روند اخذ سود تسهیلات و مالیات از شرکتها، افزایش دستمزد و حقوق کارکنان همراه با عدم بهبود در کارآیی عوامل تولید، موجب افزایش هزینه‌های تولید شده و بالا بودن هزینه‌های تولید، بهره پرداختی و بوروکراسی، از مهمترین دلایل ورشکستگی شرکتها در ایران است؛

ب) آزادسازی ورود کالاها از طریق کاهش تعرفه، همراه با عدم بهبود در کیفیت محصولات داخلی، قدرت رقابت شرکتها در مقابل کالاهای خارجی را کاهش داده و روند ورشکستگی شرکتها را افزایش داده است؛

ج) گذر از نرخهای چندگانه ارزِ همراه با سوبسید به نرخ ارز واحد متمایل به بازار آزاد، موجب کاهش میزان یارانه‌های مختلف نرخ ارز و در نهایت موجب شفاف‌ترشدن هزینه‌های تولید شده است.

در نتیجهٔ این عوامل همراه با ناتوانی شرکتها جهت مقابله با افزایش این هزینه‌ها، روند ورشکستگی اقتصادی شرکتها در سال ۱۳۸۵ به‌شدت رو به افزایش می‌گذارد که با سازگارشدن شرکتها با شرایط جدید تا حدی این روند در سال ۱۳۸۶ تعدیل خواهد شد.

چشم‌انداز مطالعات آتی و پیشنهادهای سیاستی

بیش از یک دهه تحقیق در زمینه کاربرد مدلهای شبکه عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی، استعداد مدلهای مزبور را در پیش‌بینی ورشکستگی به اثبات رسانده است. با این وجود کاربرد این روش در پیش‌بینی ورشکستگی هنوز در مراحل آغازین بلوغ قرار دارد.

الف) تاکنون به‌طورعمده از شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه برای پیش‌بینی ورشکستگی استفاده شده است. تعداد معدودی از تحقیقات نیز مدل خودسازماندهٔ

Archive of SID

www.SID.ir

کوهنن را به‌کار برده‌اند که نتایج رضایت‌بخشی داشته است. به‌نظر می‌رسد که شبکه‌های عصبی به مرتبه‌ای از رشد رسیده‌اند که می‌توان مدلهای جدید را در پیش‌بینی ورشکستگی آزمون نمود. بنابراین گسترش نوع شبکه‌های عصبی مورد استفاده در مدلهای پیش‌بینی ورشکستگی باید در تحقیقات آینده توجه شود؛

ب) الگوریتمهای یادگیری معمول شبکه عصبی دارای محدودیتهایی است که لزوم مطالعه برای استفاده از الگوریتمهای جدید را مطرح می‌سازد. به‌عنوان مثال استفاده از الگوریتم جدید ژنتیک گرچه در تحقیقات مربوط به پیش‌بینی ورشکستگی تازه و کم‌سابقه است؛ امّا در بسیاری از تحقیقات مربوط به رشته‌های دیگر مطرح بوده و ظرفیت خود را برای بهبود الگوریتمهای سنتی نشان داده است؛

ج) در مدلهای اقتصادسنجی براساس علامت و نوع ضریب تخمینی، کیفیت و میزان تأثیر متغیرهای توضیحی مدل بر متغیر وابسته بیان می‌شود، و از آنجا می‌توان پیشنهادهای سیاستی مناسب برای کنترل متغیر وابسته ارائه نمود.

نرم افزار به‌کار رفته در این تحقیق دارای قابلیتی با عنوان «تحلیل حساسیت[1]» است که بسیار پیشرفته‌تر از مدلهای اقتصادسنجی عمل می‌نماید. بدین‌گونه‌که در تک‌تک افراد نمونه تحقیق میزان حساسیت متغیر وابسته (نرون خروجی) به متغیرهای توضیحی (نرونهای ورودی) را بیان می‌کند. بدین ترتیب در مقام ارائه پیشنهادهای سیاستی برای همهٔ شرکتهای نمونه تحقیق، نسخه واحد ارائه نمی‌دهد؛ بلکه براساس میزان تأثیر هریک از نرونهای ورودی در نرون خروجی در یک یک افراد نمونه تحقیق، نسخه جداگانه‌ای پیش رو می‌نهد. بنابراین مدیران مالی هر یک از شرکتها می‌باید با توجه به کیفیت و میزان تأثیر متغیرهای مؤثر در ساختار مالی شرکتشان، نسبت به بهینه نمودن عناصر مزبور و نجات شرکتشان از سقوط در ورطهٔ ورشکستگی از طریق به‌کارگیری سیاستهای پیش‌گیرانه اقدام نمایند.

1 - Analysis Sensitivity.

Archive of SID

www.SID.ir

Archive of SID

منابع و مآخذ

۱. احمدی، اکبر(۱۳۸۱)، «آشنایی با سیستمهای فازی عصبی، مطالعه موردی پیش‌بینی صادرات غیرنفتی ایران»، *مجموعه مقاله‌های اولین همایش معرفی و کاربرد مدلهای ناخطی پویا و محاسباتی در اقتصاد*، چاپ اول، تهران، مرکز تحقیقات اقتصاد ایران، دانشگاه علامه طباطبایی، ص ۱۷۵ ـ ۲۰۶.

۲. اسلامی، اسفندیار؛ جهانشاهی، فیروزه (۱۳۷۶)، «شبکه‌های عصبی‌مصنوعی»، *طب و کامپیوتر*، ش۲، ص ۳۴ ـ ۳۸.

۳. اسماعیل‌پور، مجید(۱۳۷۷)، *راهنمای سرمایه‌گذاری در بورس*، چاپ اول، تهران، شرکت چاپ و نشر بازرگانی.

۴. ادارهٔ مطالعات و بررسی‌های اقتصادی (۱۳۶۷)، *آشنایی با کارکردها و ساختار بورس اوراق بهادار تهران*، سازمان بورس اوراق بهادار تهران.

۵. ژف، مرجان(۱۳۸۰)، «شبکه‌های عصبی و بازارهای مالی»، *بورس*، ش ۳۰ ، ص ۱۲۵-۱۴۱.

www.SID.ir

۶. سعادت‌فر، جواد (۱۳۸۳)، *کاربرد مدلهای آلتمن، احتمال شرطی و شبکه عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکتهای بازار بورس*، پایان‌نامه کارشناسی ارشد علوم اقتصادی دانشگاه مفید، به راهنمایی دکتر اکبر کمیجانی.
۷. سازمان بورس اوراق بهادار تهران، *صورتهای مالی شرکتهای پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران طی سالهای ۱۳۶۸-۱۳۸۰*، تهران.
۸. قدیمی، محمدرضا (۱۳۸۱)، «مدلسازی و پیش‌بینی رشد اقتصادی در ایران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی»، *مجموعه مقاله‌های اولین همایش معرفی و کاربرد مدلهای ناخطی پویا و محاسباتی در اقتصاد*؛ چاپ اول، تهران، دانشگاه علامه طباطبایی.
۹. سازمان بورس اوراق بهادار تهران (۱۳۸۱)، *گزارش عملکرد سال ۱۳۸۰*، تهران.
۱۰. مدرس، احمد؛ عبدالله‌زاده، فرهاد (۱۳۷۸)، *مدیریت مالی*؛ جلد اول، چاپ اول، تهران، شرکت چاپ و نشر بازرگانی.
۱۱. مشیری، سعید(۱۳۸۰)، «پیش‌بینی تورم ایران با استفاده از مدلهای ساختاری، سری‌های زمانی و شبکه‌های عصبی»، *تحقیقات اقتصادی*، ش ۵۸ ، ص ۱۴۷ – ۱۸۴.
۱۲. منهاج، محمد باقر (۱۳۸۱)، *هوش محاسباتی (مبانی شبکه‌های عصبی)*، جلد اول، چاپ دوم، تهران، مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
۱۳. مهربخش، آرمان؛ رجب‌زاده، علی (۱۳۸۰)، «مقدمه‌ای بر کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی»، همت، پیش‌شماره۱ .
۱۴. ناصرزاده، هوشنگ(۱۳۷۴)، *قانون تجارت*، چاپ سوم، تهران، نشر دیدار.
15. Altman, Marco and Varetto (1994), "Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience)", *Journal of Banking and Finance,* Vol: 18, PP: 505-529.
16. Anandarajan, Murugan; Phicheng Lee; Anandarajan, Asokan (Jun 2001), "Bankruptcy Prediction of Financially Stressed Firms: An Examination of the Predictive Accuracy of Artificial Neural Networks", *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Managment*, Vol: 10, No: 2, , PP: 69-81.
17. Cadden, D. (1991), "Neural networks and the mathematics of chaos - an investigation of these methodologies as accurate predictions of corporate bankruptcy", *The First International Conference on Artificial Intelligence Applications on Wall Street*, New York, IEEE Computer Society Press.
18. Casta and Prat (1994), "Approche Connexionniste de la Classification des Entreprises: Contribution au Traitement, d'informations Incomplètes", *Association Française de Comptabilité*, Congrès de Paris IX Dauphine.
19. Coats and Fant (autumn 1993), "Recognizing financial distress patterns using a neural network tool", *Financial Management*.
20. Cybinski, Patti (20010, "Discription, Explanation, Prediction, the Evolution of Bankruptcy Studies", *Faculty of International Business and Politics*, Griffin University, Brisbane, Vol:27, No:4, PP:29-44.
21. De Almeida and Dumontier (Mai1993), *Neural networks, Accounting Numbers and Bankruptcy Prediction*, Association Française de Comptabilité, Comptabilité et Nouvelles Technologies, PP: 269-286.

Archive of SID
www.SID.ir

22. Eidleman, Gregory (Feb1995), "Z–Score: A Guide to Failure Prediction", *the CPA Journal online*.
23. Fletcher, D. and Goss, E., "Forecasting with Neural Networks: An Application Using Bankruptcy Data", *Information and Management*, Vol: 24, No: 3, PP: 159-167.
24. Hornik, K (1991), "Approximation Capabilities of Multilayer Feedforward Networks", *Neural Networks*, Vol: 4, PP: 251-257.
25. Rumelhart, D. and Mcland J. et al. (1986), "Parrallel Distributed Processing", Vol: 1, Cambridge, MA: MIT Press.
26. Koster, A., Sondak, N., and Bourbia, W. (1990), "A Business Application of Artificial Neural Network Systems", *The Journal of Computer Information Systems*, Vol: 31, No: 2, PP: 3-9.
27. Kiviluoto and Bergius (1997), "Exploring corporate bankruptcy with two-level self organizing map, Decision technologies for financial engineering", *Proceedings of the 3th International Congress on Neural Networks in the Capital Markets*, NNCM'97.
28. Martin-del Brio and Serrano-Cinca (1993), *Self-organizing neural networks : the financial state of Spanish companies, in Neural Networks in the Capital Markets*, Edited by Apostolos-Paul Refenes.
29. MIT GmbH (1998b), *DataEngine ADL:User's guide & reference manual*, Germany.
30. MIT GmbH (1998a), *DataEngine: Tutorials and Theory*, Germany.
31. Odom,M. and Sharda, R. (1990), "A neural network model for bankruptcy prediction", *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, II, PP:63-68.
32. Perez, Muriel (1998), *Neural Networks Applications In Bankruptcy Forcasting: A State of the Art*, University Jean Moultin, Lyon.
33. Raghupathi, Schkade and Raju (1991), *A neural network approach to bankruptcy prediction*, NN in Finance and Investing : Using AI to improve real-world performance TRIPPI/TURBAN Irwin Professional Publishing, PP: 227-241.
34. Salchenberger, Cinar and Lash (July/August 1992), "Neural networks: a new tool for predicting thrift failures", *NN in Finance and Investing*, Vol: 23, No: 4, , PP: 899-916.
35. Tan (1996), *A study on using ANN to develop an early warning predictor for credit union financial distress with comparison to the probit model*, NN in Finance and Investing, revised, PP: 329-365.
36. Udo, G. (September 1993), *Neural network performance on the bankruptcy classification problem,Computers and Industrial Engineering*, 25, , PP: 377-380.

پیوست ۱:

Archive of SID

www.SID.ir