Journal of Accounting Advances (J.A.A)
Vol. 8, No. 2, 2017, Ser. 71/3

Data reduction influence on the accuracy of prediction failure company models

Maryam Gavara* **Mahmoud Moeinadin****

Ramin Abghari***

Introduction

The main goal of providing financial information is to improve the ability of decision makers to make financial and economic decisions. Therefore, the accuracy of the information provided increases the possibility of the accuracy of decisions. Understand and predict the likelihood of bankruptcy and attempt to improve these models has been the most important financial concern of decision-makers over the past decade being the subject of extensive researches conducted by financial and accounting researchers. In our country this subject has always attracted the attention of researchers. Previous studies used different models and techniques to predict bankruptcy, but the constant technological changes and economic developments on one hand, and the complexity of the business environment in the country due to economic sanctions on the other hand have faced durability of existing companies with a serious threat and thus the necessity to provide appropriate models and use new techniques for accurate prediction of corporate bankruptcies have doubled in Iran. Accordingly, it is necessary to carry out more intense scientific research in the field. Thus, the current paper aims to

* Faculty member, Department of Accounting, Islamic Azad University, Karaj Branch, Karaj, Iran. corresponding Author: Maryam_Gavara@yahoo.com
** Associate Professor, Department of Accounting, Islamic Azad University, Yazd Branch Yazd, Iran.
*** Assistant Professor, Department of Textile, Islamic Azad University, Yazd Branch Yazd, Iran.

explore new bankruptcy models that fit Iran economic environment using factor analysis techniques, neural network and logit.

Hypothesis

To predict the bankruptcy of companies accepted in Tehran Stock Exchange Market, we use analysis factor as a data reduction method. In this study we examined the accuracy of prediction failure models with these factors. The Following hypothesis can be made in this regard:

H1: Exploratory factor utilizes the logit model's ability to predict bankruptcy.

H2: Exploratory factor utilizes neural networks, have the ability to predict bankruptcy.

H3: Neural networks have higher ability than logit model in recognition of bankruptcy companies.

Methods

This is an applied EX- post factor correlational study. This research consisted of firms listed in Tehran Stock Exchange during the period from 2008 to 2015.

Accordingly, a list of companies has been prepared to study including 40 bankrupt ones that were subject to Article 141 of the commercial code and article 41 of stock exchange directions. It also should be noted that using the information related to six years before bankruptcy for each company required them to be studied during the periods from 2008 to 2015. Then we used Q.Tobin to select 82 companies that are not bankrupt. We used 55 financial ratio and analysis factor to reduction data (12 factor).

- **Dependent variable**: the probability of bankruptcy of a firm; zero for bankrupt companies and one for others.
- **Independent variables**:12 Factors Extraction of 55 financial ratios.

Results

In this study, 55 financial ratios were reduced to 12 factors by factor analysis, so that each factor contained factor loads of variables. Then, it was reviewed by using logit and neural network. In addition, Q.tobin's

criteria was used to unbankrupt companies & article 141 of commercial code and article 41 of stock exchange directions to select bankrupt companies. To analyze data, SPSS 23 & MATLAB softwares were used as results were determined by comparing. Exploratory factors have a high capability in predicting bankrupt companies. In this respect, both models enjoyed high accuracy. As a whole, neural network method has high accuracy in classified companies. Thus, in both models, the highest accuracy is dedicated to data about a year before the base year.

Discussion and Conclusion

The findings show that the use of factor analysis to convert various financial ratios to several homogeneous factors and the use of neural network techniques and logit for data analysis improve the ability of models to predict corporate bankruptcy.

Therefore, to determine and estimate companies bankruptcy, it is suggested the investors, including potential investors and financial analyzers use this techniques, variables and used models in this study. Using the neural network model is more emphasized by researchers, of course. To review the ***ongoing concern*** of companies' activity auditors can also use above-mentioned models. With the help of results and presented model in current article, banks and other financial and credit institutions as well as creditors in general can examine the decision on granting the loan to the companies, especially companies with consecutive & accumulated losses. Moreover, they can make decisions that are more reasonable as well as prevent wasting their capitals.

Keywords: Financial Ratios, Bankruptcy, Factor Analysis, Logit Model, Neural Network.

مجله‌ی پیشرفت‌های حسابداری دانشگاه شیراز
دوره‌ی هشتم، شماره‌ی دوم، پاییز و زمستان ۱۳۹۵، پیاپی ۷۱/۳، صفحه‌های ۱۵۱-۱۸۹
(مجله‌ی علوم اجتماعی و انسانی پیشین)

تأثیر کاهش داده‌ها با استفاده از تحلیل عاملی بر دقت مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی

مریم گوارا [*]
دانشگاه آزاد اسلامی
واحد کرج

دکتر محمود معین‌الدین [**]
دانشگاه آزاد اسلامی واحد یزد

دکتررامین عبقری [***]

چکیده

هدف از این پژوهش تعیین الگوهایی با استفاده از نسبت‌های مالی برای بالا بردن توان تصمیم‌گیری استفاده‌کنندگان از صورت‌های مالی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها است. در این پژوهش از ۵۵ نسبت مالی پرکاربرد استفاده‌شده و با استفاده از تحلیل عاملی اکتشافی به ۱۲ عامل تبدیل شده است. سپس با استفاده از مدل لوجیت و شبکه‌های عصبی صحت پیش‌بینی ورشکستگی با استفاده از ۱۲ عامل به‌دست‌آمده، موردبررسی قرارگرفته است. جامعه‌ی آماری شامل دو گروه، ۴۰ شرکت ورشکسته و ۸۲ شرکت غیر ورشکسته، است. اطلاعات استفاده‌شده مربوط به دوره‌ی زمانی ۱۳۹۳-۱۳۸۷ است و نتیجه‌های پژوهش حاکی از آن است که ۱۲ عامل به‌دست‌آمده با بهره‌گیری از هر دو مدل، دارای توان بالایی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها است و نیز الگوی مبتنی بر شبکه‌ی عصبی دارای بالاترین دقت است.

واژه‌های کلیدی: نسبت‌های مالی، ورشکستگی، تحلیل عاملی، مدل لوجیت، شبکه‌های عصبی.

---

* هیأت علمی گروه حسابداری (نویسنده‌ی مسئول). Maryam_Gavara@yahoo.com
** دانشیار گروه حسابداری
*** استادیار گروه نساجی

تاریخ دریافت: ۱۳۹۳/۸/۱۴ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۴/۸

۱. مقدمه

ورشکستگی و یا شکست کسب‌وکار تأثیر منفی بر شرکت و اقتصاد جهانی دارد. کارورزان کسب‌وکار، سرمایه‌گذاران، دولت‌ها و محققان دانشگاهی زمان زیادی را صرف مطالعه و شناسایی خطر بالقوه شکست کسب‌وکار و به‌منظور کاهش زیان اقتصادی ناشی از ورشکستگی، کردند (بالیزن[۱]، ۲۰۰۱؛ زویکی[۲]، ۲۰۰۸). پیش‌بینی بحران مالی شرکت‌ها یکی از حوزه‌های اساسی در تحقیقات مالی بوده است. توانایی پیش‌بینی بحران مالی برای خود شرکت‌ها، سرمایه‌گذاران بالقوه و بالفعل و مقررات‌گذاران بازار سهام بسیار حائز اهمیت است (الیفا[۳]، ۲۰۱۴). همچنین برای داشتن بازاری خوب و کارا انجام به‌ترین سرمایه‌گذاری لازم است. برای کمک به انجام این کار وجود اطلاعات مفید موردنیاز است. مربوط‌بودن یکی از شرایط مفید اطلاعات است و یکی از شرایط مربوط‌بودن قابلیت استفاده از اطلاعات در پیش‌بینی است. شاید مهم‌ترین موضوع برای سرمایه‌گذار و اعتباردهنده، پیش‌بینی و درواقع پاسخ به این سؤال اساسی است که آیا یک شرکت در آینده افق روشنی خواهد داشت یا خیر. برای پیش‌بینی این موضوع و کمک به سرمایه‌گذاران و اعتباردهندگان، سال‌هاست تحلیل گران مالی به دنبال ارائه‌ی مدل‌هایی هستند تا بتوانند به نحو مطلوبی جواب‌گوی این سؤال اساسی باشند. آن‌ها درواقع در پی این موضوع هستند که کدام‌یک از اطلاعات مالی شرکت مفیدتر و مربوط‌تر برای پاسخگویی به این سؤال است و این اطلاعات را در قالب یک مدل ارائه می‌کنند. اصولاً سهامداران علاقه‌مند به دانستن وضعیت آینده‌ی شرکت‌هایی هستند که قصد خرید سهام آن‌ها را دارند؛ درصورتی‌که بتوانند ورشکستگی یا عدم ورشکستگی شرکت‌ها را پیش‌بینی کنند به‌تر می‌توانند نسبت به خرید سهام شرکت تصمیم بگیرند (ابویی مهریزی، ۱۳۸۸). همچنین کم‌اطلاع بودن سرمایه‌گذاران جدید و لزوم کمک به آن‌ها برای جلوگیری از فرار زودهنگام از بازار سرمایه و نیز رعایت حقوق سهامداران جدید، بسیار ضروری است. پیش‌بینی، برآورد احتمال وقوع وقایع در آینده است که بر اساس اطلاعات حال و گذشته انجام می‌شود؛ به‌این‌ترتیب که اولاً با ارائه‌ی هشدارهای لازم می‌توان شرکت‌ها را نسبت به وقوع ورشکستگی هوشیار کرد تا آن‌ها با توجه به این موضوع دست به اقدام‌های لازم بزنند و دوم این‌که سرمایه‌گذاران و اعتباردهندگان فرصت‌های مطلوب سرمایه‌گذاری را از فرصت‌های نامطلوب

تشخیص دهند و منابعشان را در فرصت‌های مناسب سرمایه‌گذاری کنند (مهرآذین و همکاران، ۱۳۹۲).

امروز پیشرفت سریع فن‌آوری و تغییرات محیطی وسیع، شتاب فزاینده‌ای به اقتصاد بخشیده و رقابت روزافزون مؤسسات دستیابی به سود را محدود و احتمال عدم توان ایفای تعهدات و توقف فعالیت‌های آن‌ها را افزایش داده است. واکنش سریع و درست در مقابل شرایط متغیر بازار نقش بسزایی در موقعیت بنگاه دارد (دابی[۴] و همکار،۲۰۰۲). این تغییر شرایط اقتصادی و تنگ شدن عرصه‌ی رقابت باعث شده تا شرکت‌های ناموفق سریعاً از عرصه‌ی رقابت خارج شوند. ورشکستگی‌های بی‌سابقه‌ی اخیر شرکت‌های بزرگ در سطح بین‌المللی، نوسان‌های بورس اوراق بهادار در ایران، وجود بحران‌های مالی در شرکت‌ها و صنایع مهم داخلی و تأثیر آن‌ها در ورشکستگی و نابودی شرکت‌ها، نگرانی‌هایی را ایجاد کرده که نیاز به وجود ابزارهایی برای ارزیابی توان و سلامت مالی شرکت‌ها با توجه به شرایط محیطی را نشان می‌دهد. یکی از ابزارهای ارزیابی توان مالی شرکت‌ها استفاده از نسبت‌های مالی مستخرج از صورت‌های مالی و انواع مؤلفه‌های مبتنی بر ارزش به‌عنوان متغیرهای پیش‌بینی کننده سلامت مالی شرکت‌هاست (کریتسونیس[۵]، ۲۰۰۵).

ورشکستگی شرکت تبعات بسیاری به همراه دارد که بر افراد مختلف در جامعه اثر می‌گذارد. ورشکستگی یک شرکت می‌تواند به سرمایه‌گذاران، بستانکاران، مدیران، عرضه‌کنندگان، کارکنان، مشتریان و حتی دولت زیان‌های هنگفتی تحمیل کند. ورشکستگی باعث می‌شود تا منابع تخصیص‌یافته و سرمایه‌گذاری‌های انجام‌شده در یک شرکت هدر روند. حال اگر قبل از این‌که سرمایه و منابع به شرکتی تخصیص یابد، بتوان آینده‌ی آن شرکت را حداقل ازلحاظ این‌که آیا ورشکسته خواهد شد یا نه، پیش‌بینی کرد، می‌توان باعث تخصیص مناسب سرمایه و منابع شد. اگر به بورس بها داده شود و مردم بدانند با سرمایه‌گذاری در این بخش ضرر نخواهند کرد، بلکه سود هم خواهند برد، قطعاً به سرمایه‌گذاری در این بازار رغبت نشان می‌دهند. چراکه یکی از اصول اقتصاد مقاومت، استفاده‌ی درست و مناسب از منابع مالی در کشور است. بازار سرمایه این امکان را دارد تا سرمایه‌های اندک را جمع‌آوری و با رشد این سرمایه‌ها نه‌تنها به سرمایه‌گذاران کوچک سود بپردازد، بلکه زمینه‌ی سرمایه‌گذاری‌های بزرگ‌تر

را به‌ویژه در بخش صنعت فراهم کند. مدیران و حتی دولت هم می‌توانند با علم به این موضوع که یک شرکت در آستانه ورشکستگی است اقدامات پیشگیرانه انجام داده و تمام تلاش خود را برای نجات آن شرکت از مرگ انجام دهند. همه‌ی این موارد نکات مثبتی است که پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها به همراه دارد.

به همین منظور آنان نیازمند اطلاعات مالی هستند که در قالب یک مدل، وضعیت مالی شرکت‌ها را پیش‌بینی کند. سرمایه‌گذاران با پیش‌بینی ورشکستگی نه‌تنها از ریسک سوخت شدن سرمایه‌ی خود جلوگیری می‌کنند بلکه از آن به‌عنوان ابزاری برای کاهش ریسک سبد سرمایه‌گذاری خود استفاده می‌کنند (اعتمادی و فرج زاده دهکردی، ۱۳۸۷). یکی از مسائلی که می‌تواند به نحوه‌ی تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران کمک کند وجود ابزارها و مدل‌های مناسب برای ارزیابی شرایط مالی و وضعیت شرکت‌هاست. یکی از ابزارهای مورداستفاده برای تصمیم به سرمایه‌گذاری، مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی است (طالب قصابی،۱۳۸۹). ازآن‌جایی‌که در این مدل‌ها متغیر وابسته از نوع قطعی (درمانده مالی یا سالم) است، با مسئله‌ای از نوع دسته‌بندی روبرو می‌شود؛ بنابراین واضح است که در چنین مطالعاتی از مدل‌های آماری سنتی نظیر تحلیل تمایزی چندگانه، تحلیل لوجیت، تحلیل پروبیت و یا از روش‌های جدید درزمینه‌ی شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده می‌شود. شبکه‌های عصبی به علت ویژگی‌های غیرخطی، ناپرامتریک و ... که دارند، ابزار قدرتمندی برای شناسایی و دسته‌بندی الگو هستند. استفاده از مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی برخی از متغیرها موجب شد که اقتصاددانان به این روش توجه کنند و از آن برای حل برخی از مشکلات پولی و مالی ازجمله پیش‌بینی ورشکستگی استفاده کنند (لی،۱۹۹۶).

آگاهی از وضعیت یک شرکت به‌وسیله‌ی نسبت‌های مالی آن شرکت قابل‌اتکاتر از هر راه دیگری به نظر می‌رسد. یکی از نتایج مهم پیشرفت حسابداری، توسعه‌ی نسبت‌های مالی برای اهداف تحلیل اطلاعات حسابداری است. کاربرد نسبت‌های مالی در متون مختلف تصمیم‌گیری و ارزیابی عملکرد، یکی از حوزه‌های مهم پژوهش‌های حسابداری است (محمودآبادری و همکار، ۱۳۸۸). پس برقراری یک ارتباط بین نسبت‌های مالی یک شرکت که نشانه‌ی وضعیت و موقعیت آن شرکت است؛ ورشکستگی یا عدم ورشکستگی آن شرکت در قالب یک مدل

می‌تواند ما را در پیش‌بینی وضعیت شرکت یاری رساند. انتخاب نسبت‌های مالی مؤثر یکی از مواردی است که باید در پیش‌بینی ورشکستگی به آن توجه کرد. معمولاً در تحقیقات با حجم زیادی از متغیرها روبرو هستیم. برای تحلیل دقیق‌تر داده‌ها و رسیدن به نتایج علمی‌تر و درعین‌حال عملیاتی‌تر، پژوهشگران به دنبال کاهش حجم متغیرها و تشکیل ساختار جدیدی برای آن‌ها هستند و بدین منظور از روش تحلیل عاملی استفاده می‌کنند. تحلیل عاملی سعی در شناسایی متغیرهای اساسی به‌منظور تبیین الگوی همبستگی بین متغیرهای مشاهده‌شده، دارد. تحلیل عاملی نقش مهمی در شناسایی عامل‌ها از طریق متغیرهای مشاهده‌شده، دارد (مؤمنی، قیومی، ۱۳۸۹).

با بررسی ادبیات موضوعی تحقیق، مشاهده‌شده است که پژوهشگران از نسبت‌های مالی مختلفی در پیش‌بینی‌های خود استفاده کرده‌اند. این نسبت‌ها با توجه به جامعه‌ی موردبررسی و همبستگی بین متغیرها، منجر به نتایج متفاوتی شده است. ازاین‌نظر یافتن عامل‌های مؤثر در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران ضروری به نظر می‌رسد. در این پژوهش به دنبال پاسخ به این سؤال اساسی هستیم که آیا کاهش داده‌ها با استفاده از تحلیل عاملی منجر به‌دقت بالاتری در پیش‌بینی ورشکستگی می‌شود؟ در این پژوهش سعی شده است که ابتدا پنجاه‌وپنج نسبت مالی که در تحقیقات اخیر (داخلی و خارجی) به کار گرفته‌شده است، برای سال‌های ۱۳۸۷ تا ۱۳۹۳، جمع‌آوری شود. سپس با استفاده از روش تحلیل عاملی اکتشافی ۱۲ عامل مؤثر (هر عامل شامل زیرمجموعه‌ای از متغیرها است) در پیش‌بینی ورشکستگی مشخص‌شده و به‌وسیله‌ی دو مدل (لوجیت و شبکه‌های عصبی) بررسی شود. در پایان دقت دو مدل مذکور با استفاده از این عوامل در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها مقایسه و به‌ترین مدل معرفی می‌شود.

۲. مبانی نظری پژوهش

۲-۱. ورشکستگی

گوردن[۶] (۱۹۷۱) دریکی از اولین مطالعات علمی بر روی نظریه‌ی درماندگی مالی، آن را به‌عنوان کاهش قدرت سودآوری شرکت تعریف می‌کند که احتمال عدم توانایی بازپرداخت بهره

و اصل بدهی را افزایش می‌دهد. ویتاکر[۷] درماندگی مالی را وضعیتی در نظر می‌گیرد که در آن جریان‌های نقدی شرکت از مجموع هزینه‌های بهره‌ی مربوط به بدهی بلندمدت کم‌تر است. از نظرگاه اقتصادی ورشکستگی را می‌توان به زیان‌ده بودن شرکت تعبیر کرد که در این حالت شرکت دچار عدم‌موفقیت شده است. درواقع در این حالت نرخ بازدهی شرکت کم‌تر از نرخ هزینه‌ی سرمایه است (وستون،۱۹۹۲). نیوتن (۱۹۹۸) مراحل نامطلوب شدن وضع مالی شرکت را به دوره‌ی نهفتگی، کسری وجه نقد، نبود قدرت پرداخت دیون مالی یا تجاری، نبود قدرت پرداخت دیون کامل و درنهایت ورشکستگی تقسیم کرد. وی دلایل ورشکستگی را به‌طورکلی به دودسته دلایل درون‌سازمانی و برون‌سازمانی (نگاره‌ی شماره‌ی ۱) تقسیم کرده است (حاجی‌ها،۱۳۸۴).

نگاره ۱: دلایل ورشکستگی

دلایل ورشکستگی	دلایل درون‌سازمانی	ایجاد و توسعه بیش‌ازاندازه اعتبار	مدیریت ناکارا	سرمایه‌ی ناکافی	خیانت و تقلب	-
	دلایل برون سازمانی	ویژگی‌های سیستم اقتصادی / نوسانات تجاری	رقابت	تغییرات در تجارت و بهبودها و انتقالات در تقاضای عمومی	تأمین مالی	تصادفات

منبع: نیوتن، ۱۹۹۸

۲-۲. تحلیل عاملی به‌عنوان یک روش کاهش داده

هدف تحلیل عاملی این است که کوواریانس روابط میان متغیرها در مورد برخی از عوامل غیرقابل مشاهده و غیرقابل‌اندازه‌گیری را توضیح دهد. تحلیل عاملی گروه‌هایی یا متغیرهایی با همبستگی بالا را با استفاده از یک عامل زیربنایی که مسبب همبستگی‌های مشاهده‌شده است، توصیف می‌کند (ژائو[۸] و همکار؛ ۲۰۰۸).

مهم‌ترین کاربرد فن‌های تحلیل عاملی عبارت‌اند از:

۱. کاهش تعداد متغیرها؛

۲. شناسایی ساختار روابط میان متغیرها، یعنی طبقه‌بندی کردن متغیرها (میلرز و همکار، ۲۰۱۰).

درواقع یکی از روش‌های آماری برای تجزیه‌ی اطلاعات موجود در مجموعه‌ی داده‌ها روش تحلیل عاملی است. این روش برای تعیین تأثیرگذارترین متغیرها درزمانی که تعداد متغیرهای موردبررسی زیاد و روابط بین آن‌ها ناشناخته است، استفاده می‌شود. در این روش متغیرها در عامل‌هایی قرار می‌گیرند؛ به‌طوری‌که از عامل اول به عامل‌های بعدی درصد واریانس کاهش می‌یابد؛ ازاین‌رو متغیرهایی که در عامل‌های اولی قرار می‌گیرند، تأثیرگذارترین هستند (زارع چاهوکی، ۱۳۸۹).

اورسکی و پهارادا[۹] (۲۰۰۸) عقیده دارند که هدف اصلی تحلیل عاملی این است که چندین معیار مرتبط به هم را با استفاده از رویکردهای ریاضیاتی ساده‌تر سازد. عموماً تحلیل عاملی برای مشخص کردن ساختار زیربنایی احتمالی در مجموعه‌ای از متغیرهای مرتبط به هم بدون وارد کردن هیچ ساختار از پیش تعیین شده‌ای بر نتیجه، استفاده می‌شود.

تعداد عامل‌ها یک تصمیم اختیاری است. بااین‌حال دستورالعمل‌هایی وجود دارد که به‌ترین نتیجه را نشان می‌دهند. ابتدا می‌توانیم فقط عواملی را نگه‌داریم که مقدار ویژه‌ی آن‌ها بیش‌تر از یک باشد؛ به‌عبارت‌دیگر اگر عاملی حداقل به‌اندازه‌ی برابر یک متغیر اصلی را به دست نیاورد، آن را کنار می‌گذاریم. این معیار توسط (کیسر، ۱۹۶۰) پیشنهادشده است. همچنین روش گرافیکی (نمودار سنگ‌ریزه[۱۰]) را برای تعیین تعداد عوامل می‌توان به کار برد. این روش را (کاتل، ۱۹۶۶) پیشنهاد کرده است. می‌توانیم مقادیر ویژه را در یک نمودار خطی قرار دهیم. کاتل پیشنهاد می‌کند جایی را بیابیم که به نظر می‌رسد در آن کاهش کم مقادیر ویژه، منجر به کاسته شدن به سمت راست نمودار می‌شود (اورسکی، پهاردا، ۲۰۰۸).

در تحلیل عاملی برای تفسیر به‌تر نتایج، روش‌هایی برای خلاصه‌سازی تحلیل‌های مؤلفه‌های اصلی بیان‌شده است که یکی از این روش‌ها چرخش عوامل است. هدف از چرخش تغییر تعداد عوامل نیست بلکه سعی در رسیدن به وضعیتی جدید برای عامل‌ها دارد که

می‌توان آن‌ها را راحت‌تر تفسیر کرد. یکی از روش‌های چرخش متمایل، روش واریماکس است که عامل‌هایی تولید می‌کند که با مجموعه‌ی کوچک‌تری از متغیرها دارای همبستگی قوی و با مجموعه‌ی دیگری از متغیرها دارای همبستگی ناچیز است. در این روش چون تعداد متغیرهایی که بار عاملی قوی در یک عامل دارند، کمینه می‌شود، تفسیر عامل‌ها نسبت به روش‌های دیگر ساده‌تر خواهد بود و به همین دلیل کاربرد آن فراوان است (هومن، ۱۳۸۵)

۳-۲. مدل لوجیت

رگرسیون لجستیک نوع خاصی از رگرسیون‌های چندگانه است که در آن متغیر وابسته، یک متغیر گسسته‌ی دوحالتی است، مانند متغیر ورشکسته (دارای دو حالت ورشکسته- غیر ورشکسته). مدل لوجیت یک تحلیل چندمتغیری است که تمامی عوامل پیش‌بینی کننده‌ی موجود در یک مسئله را به‌طور هم‌زمان موردتوجه قرار می‌دهد (مؤمنی و همکار،۱۳۹۱). این مدل بر مبنای یک تابع احتمال تجمعی و با استفاده از نسبت‌های مالی یک شرکت، احتمال تعلق شرکت به یکی از گروه‌های از پیش تعیین‌شده را اندازه‌گیری می‌کند. تحلیل لوجیت نخستین بار توسط مارتین (۱۹۷۷) برای پیش‌بینی ورشکستگی بانک‌ها پیشنهاد شد و توسط اولسون (۱۹۸۰) برای پیش‌بینی ناتوانی تجاری به کار رفت.

مدل لوجیت با اختصاص وزن‌هایی به متغیرهای مستقل، رتبه‌ی هر یک از شرکت‌های نمونه را پیش‌بینی می‌کند. از این رتبه برای تعیین احتمال عضویت در یک گروه معین (ورشکسته، غیر ورشکسته) استفاده می‌شود. احتمال موفقیت یا عدم موفقیت در این مدل با استفاده از فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$p(z) = \frac{1}{1+e^{-z}} = \frac{1}{1+e^{-(a+b_i x_i+\cdots+b_n x_n)}}$$

در این مدل x_i $(i=1,..,n)$ نشان‌دهنده‌ی متغیرهای مستقل و a و b $(i=1,..,n)$ پارامترهای برآوردی مدل هستند. احتمال p(z) همواره عددی بین صفر و یک است. اگر Z به سمت منفی بی‌نهایت حرکت کند، P(Z) به سمت صفر میل می‌کند و اگر Z به سمت مثبت بی‌نهایت میل کند، P(Z) به سمت عدد یک میل می‌کند. بیش‌تر مطالعاتی که در آن مدل لوجیت به‌کار گرفته‌شده از عدد [P(Z)=0.5]، برای نقطه‌ی میانبر استفاده‌شده است

(دستگیر،۱۳۸۷).

۴-۲. شبکه‌های عصبی

شبکه‌های عصبی جزء آن دسته از سامانه‌های دینامیکی هستند که با پردازش روی داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند و بر اساس محاسبات روی داده‌های عددی یا نمونه‌ها، قوانین کلی را فرا می‌گیرند (روسل، ۱۹۹۵). مهم‌ترین جزء سیستم عصبی مصنوعی نرون‌ها هستند که در سه دسته‌ی لایه‌های ورودی، خروجی و پنهان قرار می‌گیرند. نرون‌های ورودی وظیفه‌ی دریافت داده‌های ورودی را بر عهده‌دارند. لایه‌های پنهان و خروجی شامل واحدهای پردازش اطلاعات هستند. در این واحدها عملیاتی جبری بر روی اطلاعات ورودی انجام و نتیجه‌ی آن به‌صورت یک ورودی جدید به واحدهای دیگر در لایه‌ی بعدی ارسال می‌شود (کیا، ۱۳۹۰). ورودی داده‌ی خام یا خروجی عناصر پردازش دیگر است. خروجی محصول نهایی است یا این‌که به‌عنوان ورودی برای نرون دیگر استفاده می‌شود (دموس، ۲۰۰۴). شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توانند با تحلیل اطلاعات، ارتباطات موجود بین آن‌ها را استخراج کرده و با به‌کار بستن آن در ازای یکسری از اطلاعات جدید مقادیر متناظر آن را تخمین بزنند؛ بنابراین کاربرد اصلی شبکه‌های عصبی مصنوعی را می‌توان در تخمین توابع غیرخطی با دقت مناسب دانست (رستمی‌تبار و همکار،۱۳۸۶). خاصیت یادگیری شبکه‌های عصبی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. این شبکه‌ها به‌عنوان سامانه‌های یادگیری دارای این توانایی هستند که از گذشته، تجربه و محیط بیاموزند و رفتار خود را در هنگام هر یادگیری بهبود بخشند (کردستانی و همکاران، ۱۳۹۲). شبکه‌ی پرسپترون چندلایه از چند گره منبع که لایه‌ی ورودی را می‌سازد، یک یا چند لایه‌ی پنهانی برای گره‌های محاسبه و یک لایه‌ی بیرونی برای گره‌ها، ساخته‌شده است. سیگنال‌های ورودی در شبکه از یک لایه به لایه‌ی دیگر منتقل می‌شوند. پرسپترون یک خروجی واحد را درون دادهای چندگانه محاسبه می‌کند. این کار توسط تشکیل‌دادن یک ترکیب خطی مطابق با وزن درون‌داد و سپس قرار دادن خروجی از طریق چند تابع فعال‌سازی غیرخطی انجام می‌گیرد. شبکه‌ی عصبی با تغییر متناسب وزن‌های مرتبط درونی کار می‌کند (پوروینیس[11] و همکاران، ۲۰۰۵).

در این تحقیق شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه‌ای به‌کار گرفته‌شده است. در این الگو مسیر پردازش اطلاعات از داده‌ها به ستانده‌ها است بدون این‌که بازگشتی در سیستم ارتباطی واحدها وجود داشته باشد.

۳. پیشینه‌ی پژوهش

۳-۱. پژوهش‌های خارجی

ژانگ[۱۲] و همکاران (۱۹۹۹) به بررسی دقت مدل شبکه عصبی و رگرسیون لجستیک پرداختند. نتایج نشان داد دقت کلی پیش‌بینی شبکه‌های عصبی از رگرسیون لجستیک بیش‌تر است. هاتون[۱۳] (۱۹۸۳) با استفاده از رگرسیون لجستیک به طبقه‌بندی شرکت‌ها پرداخت. دقت مدل او برای سال‌های اول تا سوم به ترتیب ۸۵,۱، ۸۷,۶ و ۸۲,۶ درصد بود. او در تحقیق خود به این نتیجه رسید که فن لوجیت نسبت به فن تحلیل تمایزی از دقت بالاتری برخوردار است.

والاس[۱۴] (۲۰۰۴) یک مدل با استفاده از روش شبکه‌های عصبی طراحی کرد. در این مدل از مقادیر نسبت‌های مالی کلیدی که در مطالعات ورشکستگی گذشته به‌عنوان به‌ترین نسبت‌ها گزارش‌شده بودند، استفاده شده بود. مدل والاس دارای دقت کلی ۹۴ درصد بود و ۶۵ نسبت مالی مختلف را در مطالعات گذشته بررسی کرد.

ییم[۱۵] (۲۰۰۵) به بررسی مقایسه‌ای توان مدل‌های شبکه‌ی عصبی، لوجیت و تحلیل تمایزی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها پرداخت. نتایج نشان داد شبکه‌ی عصبی مصنوعی با داده‌های یک سال قبل از ورشکستگی، دارای بالاترین دقت در پیش‌بینی است.

بروکیت[۱۶] و همکاران (۲۰۰۶) توان دو مدل آماری لوجیت و تحلیل تمایزی چندگانه را با مدل شبکه‌ی عصبی با دو روش (الگوریتم آموزشی تدریجی برداری، الگوریتم آموزشی بازگشتی) برای پیش‌بینی بحران‌مالی مقایسه کردند. نتایج تحقیق نشان داد دقت هر دو مدل شبکه‌ی عصبی بیش‌تر از مدل‌های سنتی آماری است. آلتمن و همکار (۲۰۰۷)، از فن لوجیت و متغیرهای موفق در تحقیقات پیشین برای پیش‌بینی بحران مالی استفاده کردند. تحقیقات آلتمن نشان داد مدل لوجیت توانایی پیش‌بینی بحران مالی شرکت‌ها را با دقت مناسبی دارد.

الخطیب[۱۷] (۲۰۱۲) نقش مجموعه‌ای از نسبت‌های مالی در پیش‌بینی بحران‌مالی با

استفاده از مدل‌های لجستیک و تحلیل تمایزی را بررسی کرد. نتایج نشان داد که دو مدل توانایی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها را با استفاده از نسبت‌های مالی دارند و بازده دارایی‌ها و بازده سرمایه‌ی دو نسبت‌مالی مهم است.

بریدارت[۱۸] (۲۰۱۴)، از مدل شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی ورشکستگی ۳۷۲۸ شرکت کوچک و متوسط بین سال‌های ۲۰۰۲ الی ۲۰۱۲ بهره گرفت. وی در تحقیق خود از سه نسبت مالی (نسبت جاری، سرمایه به جمع دارایی‌ها و سود خالص به جمع دارایی‌ها) که به‌راحتی در دسترس است، استفاده کرد و نتایج تحقیق نشان داد که شبکه‌های عصبی با استفاده از این سه نسبت با دقت حدود ۸۰ درصد، شرکت‌های ورشکسته و غیر ورشکسته را طبقه‌بندی می‌کنند.

روبین و همکاران (۲۰۱۵) با استفاده از شبکه‌های عصبی به بررسی بحران مالی در ۱۰۷ شرکت در چین در سال‌های ۲۰۰۱ تا ۲۰۰۸ پرداخته‌اند. در این تحقیق از فن کاهش داده بر مبنای ۳۱ شاخص مالی استفاده‌شده است. سپس نتایج تحقیق ذا با مدل‌های دیگر (درخت تصمیم‌گیری و ماشین بردار پشتیبان) مقایسه کردند. نتایج تحقیق نشان داد که شبکه‌های عصبی دقیق‌تر از سایر روش‌ها، شرکت‌های ورشکسته و غیر ورشکسته را طبقه‌بندی می‌کند.

۲-۳. پژوهش‌های داخلی

دستگیر و همکاران (۱۳۸۷) به بررسی توانایی استفاده از نسبت‌های مالی برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران با بهره‌گیری از مدل لوجیت پرداختند. برای آزمون این مدل اطلاعات عملکرد سال‌های ۱۳۸۰ تا ۱۳۸۳ موردبررسی قرار گرفت. نتایج به‌دست‌آمده نشان داد که می‌توان ادعا کرد میزان دقت پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها همراه با ۹۵ درصد اطمینان بوده است. همچنین دقت مدل لوجیت در پیش‌بینی ورشکستگی، یک سال قبل از ورشکستگی ۹۲ درصد، دو سال قبل از ورشکستگی ۹۵ درصد و سه سال قبل از ورشکستگی ۹۷ درصد بوده است.

عرب مازار یزدی و همکار (۱۳۸۸) با استفاده از مدل لوجیت به بررسی نقش داده‌های حسابداری در ایجاد یک مدل به‌منظور پیش‌بینی بحران مالی پرداختند. نتایج نشان داد که عملکرد مدل در طبقه‌بندی شرکت‌های نمونه مناسب بود و برای طبقه‌بندی مدل از ۸۴,۹

درصد تجاوز کرد. همچنین مدل لوجیت توانایی پیش‌بینی بحران مالی را داشته و می‌تواند به حسابرسان، مقامات مجاز مالیاتی و سیستم بانکی کمک کند.

پوزمانی و همکاران (۱۳۸۹) به بررسی توانمندی الگوهای تحلیل تشخیصی چندگانه، الگوریتم ژنتیک خطی و غیرخطی و شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی بحران مالی شرکت‌ها پرداختند. نتایج پژوهش نشان داد الگوی مبتنی بر شبکه‌ی عصبی دارای بالاترین توان در پیش‌بینی بحران مالی شرکت‌ها است.

نیکبخت (۱۳۸۹) به بررسی پیش‌بینی ورشکستگی مالی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخت. دوره‌ی زمانی پژوهش از سال ۱۳۷۸ تا ۱۳۸۵ بود. نتایج به‌دست‌آمده از این پژوهش نشان داد که شرکت‌های ورشکسته در مراحل ورشکستگی فروش، سود ویژه و دارایی‌های کم‌تری نسبت به گروه دوم دارند و درنهایت به تفاوت معنادار نسبت‌های مالی دو گروه منجر خواهد شد. در این پژوهش دقت نتایج دو مدل شبکه‌های عصبی و تحلیل تمایزی چندگانه در سال مبنا مقایسه‌شد که نتایج آزمون زوجی حکایت از دقت بالاتر مدل شبکه‌های عصبی در سطح معنادار ۵٪ داشت. به‌علاوه توان پیش‌بینی مدل شبکه‌های عصبی در تفکیک درست شرکت‌های ورشکسته، بالاتر از شرکت‌های غیر ورشکسته بود.

نبوی چاشمی و همکاران (۱۳۸۹) پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها را با استفاده از مدل لوجیت و نه نسبت مالی در بازه زمانی ۱۳۸۲ الی ۱۳۸۶ موردبررسی قراردادند. تعداد شرکت‌های موردبررسی ۴۰ شرکت، متشکل از ۲۰ شرکت ورشکسته و ۲۰ شرکت غیر ورشکسته است. نتایج پژوهش نشان داد که دقت پیش‌بینی مدل لوجیت برای سال ورشکستگی، یک سال قبل و دو سال قبل به ترتیب ۸۷,۵، ۷۲,۵ و ۵۲,۵ درصد است.

محمدزاده و همکار (۱۳۹۱) با استفاده از مدل لوجیت مرکب به پیش‌بینی ورشکستگی مالی در بازه زمانی ۱۳۸۳ الی ۱۳۸۶ پرداختند. متغیرهای پژوهش، نسبت‌های مالی هستند که از مدل زیمسکی استخراج شده است. نتایج پژوهش نشان داد درصد موفقیت مدل بیش‌تر از ۹۰ درصد است.

شیخی (۱۳۹۲) در پژوهشی قابلیت نسبت‌های مالی در پیش‌بینی توقف فعالیت شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار را موردبررسی قرار داد و نمونه‌های متشکل از

۳۰ شرکت غیر ورشکسته و ۳۰ شرکت ورشکسته انتخاب کرد. نسبت‌های مالی به کار گرفته‌شده با استفاده از تحلیل تمایزی چندگانه و تحلیل لوجیت برای یک سال و دو سال قبل از توقف فعالیت، مورد آزمون قرار گرفت. نتایج آماری تحقیق نشان می‌دهد نسبت‌های مالی (دارایی‌های آنی به بدهی‌های جاری، سود عملیاتی به کل دارایی‌ها به‌جز بدهی جاری، وجوه نقد به‌علاوه‌ی سرمایه‌گذاری کوتاه‌مدت به کل دارایی‌ها و متوسط موجودی) توان پیش‌بینی بالایی دارد. همچنین آزمون روش آماری لوجیت از روش آماری تحلیل تمایزی چندگانه در یک سال قبل از توقف فعالیت توانایی بیش‌تری در پیش‌بینی توقف فعالیت دارد، اما در دو سال قبل از توقف فعالیت دو روش آماری تفاوت معناداری ندارند.

۴. فرضیه‌های پژوهش

فرضیه‌ی اول: عامل‌های اکتشافی با بهره‌گیری از مدل لوجیت توانایی پیش‌بینی ورشکستگی را دارند؛

فرضیه‌ی دوم: عامل‌های اکتشافی با بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی توانایی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها را دارند؛

فرضیه‌ی سوم: شبکه‌های عصبی کاراتر و توانمندتر از مدل لوجیت در تشخیص ورشکستگی شرکت‌ها هستند.

۵. متغیرهای پژوهش

۵-۱. متغیر وابسته

متغیر وابسته، متغیری کیفی بوده و مشمول مقیاس اسمی است. این متغیر همان ورشکستگی و یا عدم ورشکستگی است. در این پژوهش عدد صفر به شرکت‌های ورشکسته و عدد یک برای پیش‌بینی شرکت‌های غیر ورشکسته اختصاص داده شد.

۵-۲. متغیر مستقل

متغیرهای مستقل به‌کار رفته در پژوهش حاضر، تعداد ۵۵ نسبت مؤثر پرکاربرد است که

در تحقیقات پیشین بیش‌ترین امتیاز در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها را بـه خـود اختصـاص داده است (پورزمانی و همکاران، ۱۳۸۹؛ دستگیر و همکاران، ۱۳۸۷؛ سعیدی و همکـار، ۱۳۸۸؛ قدیری مقدم و همکاران،۱۳۸۸؛ مکیان و همکاران،۱۳۸۹؛ برابازون و همکـار،۲۰۰۴؛ چـن. س و همکاران،۲۰۱۱؛ چن، ۲۰۰۹؛ لین. ف و همکاران،۲۰۱۱؛ لین. ت،۲۰۰۹؛ سان و همکـار،۲۰۱۱؛ سان،۲۰۰۹؛ سـان،۲۰۱۱؛ ایسـکو و همکـاران، ۲۰۱۲؛ ژانـگ و همکـار، ۲۰۱۰؛ ژو و همکـاران، ۲۰۱۲؛ تودرتاگو، ۲۰۱۳). این ۵۵ نسبت با استفاده از روش تحلیل عاملی اکتشافی به ۱۲ عامل اساسی تبدیل‌شده است که در بخش پیوسـت شـماره‌ی (۱) نسـبت‌هـا، بـار عـاملی هـر یـک و مؤلفه‌های اساسی ارائه‌شده است.

۶. روش‌شناسی پژوهش

طرح این پژوهش از نوع شبه تجربی و با استفاده از رویکـرد پـس‌رویـدادی اسـت. از روش پس‌رویدادی زمانی استفاده می‌شود که پژوهش‌گر پس از وقـوع رویـدادها بـه بررسـی موضـوع می‌پردازد (نمازی، ۱۳۷۹). از سوی دیگر پژوهش حاضر از نوع تحقیقات توصـیفی–همبسـتگی است. به‌منظور بررسی فرضیه‌های پژوهش، داده‌های پژوهش مبتنی بر اطلاعات واقعـی گذشـته است.

۱-۶. جامعه و نمونه‌ی آماری

جامعه‌ی آماری این تحقیق از نظر دستیابی بـه صـورت‌هـای مـالی تهیـه‌شـده بـر اسـاس استانداردهای حسابداری ایران، کلیه‌ی شرکت‌های پذیرفته‌شـده در بـورس اوراق بهـادار تهـران هستند که از ویژگی‌های زیر به‌طور هم‌زمان برخوردار هستند:

- ✓ برای رعایت قابلیت مقایسه‌پذیری، دوره‌ی مالی آن‌ها منتهی به پایان اسفندماه باشد؛
- ✓ طی سال‌های ۱۳۸۷ تا ۱۳۹۳ تغییر فعالیت یا تغییر سال مالی نداده باشد؛
- ✓ جزء بانک‌هـا و مؤسسـات مـالی (شـرکت‌هـای سـرمایه‌گـذاری، واسـطه‌گـران مـالی، شرکت‌های هلدینگ و...) نباشند؛
- ✓ اطلاعات آن‌ها در دسترس باشد.

با توجه به جامعه‌ی آماری، نمونه‌ی آماری تحقیق تشکیل‌شده از ۱۲۲ شرکت است که در دو گروه ورشکسته و غیر ورشکسته طبقه‌بندی شده، بدین‌سان که ۴۰ شرکت به‌عنوان ورشکسته و ۸۲ شرکت به‌عنوان غیر ورشکسته بوده‌اند.

۱-۱-۶. نحوه انتخاب شرکت‌های غیر ورشکسته

معیار اصلی انتخاب شرکت‌های غیر ورشکسته، شاخص کیوتوبین ساده است. ارزیابی عملکرد شرکت‌ها به‌عنوان یکی از موضوعات مهم در حسابداری است. در این راستا معیارها و روش‌های گوناگونی ارائه‌شده است که یکی از این معیارها نسبت کیوتوبین است (نمازی و زراعت گری، ۱۳۸۸). کیوتوبین با استفاده از رابطه‌ی زیر به دست می‌آید:

$$\text{کیو توبین ساده} = \frac{\text{ارزش دفتری بدهی ها} + \text{ارزش بازار سهام در پایان سال}}{\text{ارزش دفتری کل دارایی درها پایان سال}}$$

در این الگو چنان‌چه کیوتوبین محاسبه‌شده بیش‌تر از یک شود بیانگر این است که انگیزه‌ی سرمایه‌گذاری در این شرکت‌ها وجود دارد و این الگو می‌تواند معیار خوبی برای انتخاب شرکت‌های غیر ورشکسته باشد (سهرابی عراقی،۱۳۸۶). در این پژوهش ابتدا شرکت‌های بورس اوراق بهادار به‌وسیله‌ی این شاخص بررسی‌شده و سپس از بین شرکت‌های غیر ورشکسته، ۸۲ شرکتی که دارای چهار ویژگی بالا به‌طور هم‌زمان بودند، انتخاب شدند. شایان توجه است که در پژوهش حاضر تمام شرکت‌های انتخابی به‌عنوان غیر ورشکسته ازلحاظ ماده‌ی ۱۴۱ نیز بررسی شدند و شرکت‌های انتخابی، طی سال‌های موردنظر در هیچ سالی مشمول ماده‌ی ۱۴۱ نشدند؛ همچنین بیش از ۸۰٪ کیوتوبین‌های محاسبه‌شده آن‌ها بزرگ‌تر از ۲ بوده است.

۲-۱-۶. نحوه انتخاب شرکت‌های ورشکسته

تعداد ۴۰ شرکت ورشکسته بر اساس ماده‌ی ۱۴۱ قانون تجارت انتخاب شدند. برای انتخاب این شرکت‌ها ابتدا فهرست اولیه از شرکت‌هایی که در طی سال‌های ۱۳۸۷ الی ۱۳۹۳ حداقل یک‌بار مشمول ماده‌ی ۱۴۱ قانون تجارت شده‌اند و به مدت سه سال متوالی از سرفصل

این قانون خارج نشده‌اند، تهیه شد و سپس از بین شرکت‌های موجود در این لیست، ۳۰ شرکت که دارای چهار ویژگی بالا به‌طور هم‌زمان بودند، انتخاب شدند؛ همچنین ۱۰ شرکت نیز که بر طبق ماده‌ی ۴۱ دستورالعمل پذیرش اوراق بهادار[۱] در بورس اوراق بهادار تهران، مصوب آذرماه ۱۳۸۴، به‌عنوان ورشکسته شناسایی‌شده‌اند (این شرکت‌ها از بین شرکت‌هایی که تا سال ۱۳۹۳ توسط بورس تحت عنوان شرکت‌های خارج‌شده شناخته‌شده‌اند) با توجه به سال مبنای موردنیاز، انتخاب‌شده‌اند. معیار انتخاب این دسته از نمونه، دسترسی به اطلاعات موردنیاز شش سال قبل از سال خروج (سال پایه) این شرکت‌ها از بورس است.

۲-۶. قلمرو زمانی پژوهش

با توجه به ضرورت استفاده از اطلاعات صورت‌های مالی مبتنی بر استانداردهای حسابداری ایران و همچنین با توجه به قابلیت دسترسی به اطلاعات موردنیاز دوره‌ی زمانی پژوهش حاضر، یک دوره هفت‌ساله از ابتدای سال ۱۳۸۷ تا پایان سال ۱۳۹۳، در نظر گرفته‌شده است.

۷. یافته‌های پژوهش

۱-۷. کاهش داده‌ها با استفاده از تحلیل عاملی

در این پژوهش، تحلیل عاملی اکتشافی به‌وسیله‌ی نرم‌افزار SPSS اعمال شد. برای تعیین و تشخیص مناسب بودن داده‌ها به‌منظور انجام تحلیل عاملی از ضریب KMO[۱۹] استفاده شد که مقدار آن همواره بین صفر و یک در نوسان است. مقدار KMO حاکی از کفایت نمونه‌گیری است. این شاخص، نیرومندی رابطه‌ی بین متغیرها را تبیین می‌کند و مقادیر همبستگی مشاهده‌شده را با مقدار همبستگی جزئی مقایسه می‌کند. درصورتی‌که مقدار KMO کمتر از

۱. طبق ماده‌ی ۴۱: در صورت انحلال یا ورشکستگی شرکت و درصورتی‌که شرکت مشمول ماده‌ی ۱۴۱ لایحه‌ی قانون تجارت شده و ظرف مدت دو سال اقدام شرکت، منجر به خروج شرکت از شمول ماده‌ی ۱۴۱ لایحه‌ی قانون تجارت نشود، از بورس اوراق بهادار خارج می‌شود.

۵/. باشد، داده‌ها برای تحلیل عاملی مناسب نخواهند بود و اگر بین ۵/. تـا ۶۹/. باشـد مـی‌تـوان بااحتیاط بیش‌تر به تحلیل عاملی پرداخت؛ امـا درصـورتی‌کـه مقـدار آن بـزرگ‌تـر از ۷/. باشـد، همبسـتگی‌هـای موجـود در بـین داده‌هـا بـرای تحلیـل عـاملی مناسـب خواهـد بـود (زارع چاهوکی،۱۳۸۹).

به‌منظور کسب اطمینان نسبت به این‌که مـاتریس همبسـتگی کـه پایـه‌ی تحلیـل عـاملی قرارگرفته، در جامعه برابر صفر نیست از آزمون کرویت بارتلت[۲۰] استفاده‌شده اسـت. معنـی‌داری آزمون بارتلت حداقل شرط لازم برای انجام تحلیل عاملی است. در آزمون بارتلت رد فرض صـفر حاکی از آن است که ماتریس همبستگی دارای اطلاعات معنی‌دار اسـت و حـداقل شـرایط لازم برای تحلیل عاملی وجود دارد. مقدار KMO و آزمـون کرویـت بارتلـت در نگـاره‌ی شـماره‌ی ۲ نشان داده‌شده است.

نگاره ۲: آزمون بارتلت و ضریب KMO

آزمون کیسر-میر-اکلین برای مناسب بودن تعداد نمونه	/۷۹۳
معنادار بودن آزمون بارتلت	۰/۰۰۰

همان‌طور که در نگاره‌ی ۲ نشان داده‌شده است، مقدار KMO برابر ۷۹۳/. بـوده و آزمـون بارتلت در سطح اطمینان ۹۹ درصد معنادار است؛ بنابراین با توجـه بـه کفایـت نمونـه‌بـرداری و معناداری آزمون بارتلت، ماتریس همبستگی داده‌ها بـرای تحلیـل عـاملی مناسـب اسـت، پـس اجرای تحلیل عاملی بر پایه‌ی ماتریس همبستگی موردمطالعه قابل توجیه خواهد بود.

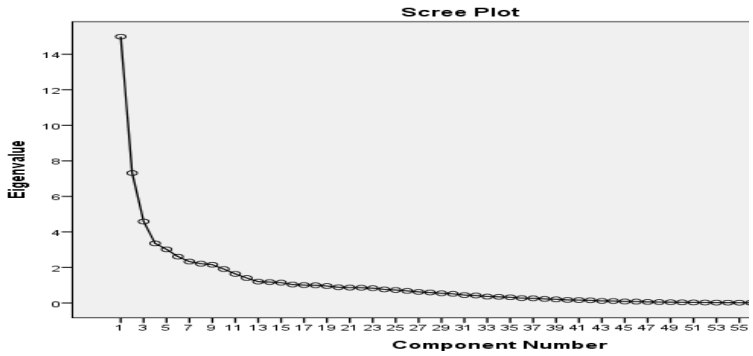
برای استخراج عامل‌ها از ماتریس همبستگی، از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی استفاده شد؛ همچنین برای تعداد عامل‌های مناسب، از معیار کیسر و نمودار سنگ‌ریزه استفاده‌شده است. بـر طبق معیار کیسر تنها عواملی انتخاب می‌شوند که مقادیر ویژه‌ی آن‌ها بالای یک است (نگـاره‌ی شماره‌ی ۳). در این پژوهش چون ماتریس عاملی چرخش نیافته و از بارهای عاملی آن سـاختار بامعنا به دست نیامد، از روش چرخش واریماکس استفاده‌شده تا بدین ترتیب فرم و شکل کلـی نسبت‌های مالی و تشخیص ساختار آن‌ها امکان‌پذیر شود.

نگاره ۳: شاخص‌های آماری اولیه با استفاده از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی

عوامل	مقادیر ویژه	کل واریانس ٪	مقادیر ویژه تجمعی	درصد واریانس تجمعی
۱	۱۴,۹۹۱	۱۰,۶۶	۱۴,۹۹۱	۱۰,۶۶
۲	۷,۳۱۳	۱۰,۳۶۷	۲۲,۳۰۴	۲۱,۰۲۷
۳	۴,۵۸۴	۱۰,۲۰۶	۲۶,۸۸۸	۳۱,۲۳۳
۴	۳,۳۵۳	۹,۲۲۷	۳۰,۲۴۱	۴۰,۴۶
۵	۳,۰۱۸	۸,۲۱۷	۳۳,۲۵۹	۴۸,۶۷۷
۶	۲,۶۰۸	۷,۶۴۹	۳۵,۸۶۷	۵۶,۳۲۶
۷	۲,۳۳	۶,۱۸۹	۳۸,۱۹۷	۶۲,۵۱۵
۸	۲,۲۱	۵,۱۷۲	۴۰,۴۰۷	۶۷,۶۸۷
۹	۲,۱۵۲	۵,۲۶۷	۴۲,۵۵۹	۷۲,۹۵۴
۱۰	۱,۹۱	۴,۱۶۸	۴۴,۴۶۹	۷۷,۱۲۲
۱۱	۱,۶۳۷	۲,۹۴۷	۴۶,۱۰۶	۸۰,۰۶۹
۱۲	۱,۳۰۴	۲,۷۶۸	۴۷,۴۱	۸۲,۸۳۷

واریانس‌های مستخرج از عوامل را مقادیر ویژه می‌گویند. اگر عاملی واریانس کم‌تر از یک نسبت به یک متغیر اصلی را کسب کند، حذف می‌شود. با استفاده از این معیار، ۱۲ عامل (مؤلفه‌های اصلی) باقی ماندند. مقادیر ویژه و واریانس به‌دست‌آمده از عامل‌ها بعد از چرخش واریماکس در پیوست (نگاره‌ی ۱) آورده شده است. در ستون دوم این نگاره واریانس‌های عامل‌های جدید که با موفقیت استخراج‌شده است، بیان شد. در ستون سوم این ارزش‌ها به‌عنوان درصدی از کل واریانس بیان‌شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود عامل اول ۱۰,۶۶٪ واریانس، عامل دوم ۱۰,۳۶۷٪ واریانس و به همین ترتیب را تبیین می‌کنند. در ستون چهارم مقادیر ویژه‌ی تجمعی قرار داده‌شده است. در ستون پنجم نیز درصد واریانس تجمعی به‌دست‌آمده توسط عامل‌های مختلف دیده می‌شود. این ۱۲ عامل به‌طورکلی ۸۲,۸۳۷ درصد واریانس کل را تبیین می‌کنند. برای تعیین تعداد عوامل باید به مقدار واریانس تبیین شده توسط هر عامل طبق روش کیسر و نمودار سنگ‌ریزه نیز توجه کرد. بر این اساس نمودار

سنگریزه به شرح زیر ترسیم‌شده است.



با دقت در نمودار می‌توان متوجه شد که ۱۲ عامل از مجموعه عوامل موردبررسی بالاتر از شیب خط هستند و بقیه‌ی عوامل تقریباً در یک محدوده و نزدیک به هم هستند؛ بنابراین با توجه به نمودار سنگریزه می‌توان نتیجه گرفت که تعداد ۱۲ عامل زیربنایی در ۵۵ نسبت مالی موردبررسی وجود دارد.

بارهای عاملی بر اساس ۱۲ مؤلفه، بعد از چرخش واریماکس به‌دست می‌آید که ابتدا یک عامل کلی ظاهرشده و اکثر نسبت‌ها روی آن بارهای عاملی قابل‌ملاحظه‌ای دارند. برخی از پژوهشگران به‌منظور تحقیق درباره‌ی ماهیت روابط بین متغیرها (همچنین دستیابی به تعریف عامل‌ها یا مؤلفه‌ها) ضرایب بالاتر از ۰/۳ و گاه ضرایب بالاتر از ۰/۴ را در تعریف متغیرها، مهم و بامعنا در هر عامل دانسته و ضرایب کم‌تر از این حدود را به‌عنوان متغیر صفر (تصادفی) در نظر گرفته‌اند. مثلاً برای تفسیر عامل‌ها، جونز (۱۹۵۴) کم‌ترین ضرایب مقدار را برابر با ۰/۳، رینولد و همکاران (۱۹۸۸) برابر با ۰/۴ به‌کار برده‌اند (هومن، ۱۳۸۵). البته تردیدی نیست که هرچه بار عاملی زیادتر باشد نفوذ آن در تعیین ماهیت عامل یا مؤلفه‌ی موردنظر بیش‌تر است. در این پژوهش حداقل بار عاملی ۰/۴ در نظر گرفته‌شده است. با توجه به تأثیر متغیر و بار عاملی هر متغیر بر عامل‌ها می‌توان دوازده عامل را به شرح زیر نام‌گذاری کرد.

نگاره۴: عامل‌های اکتشافی در تحلیل عاملی

عامل اول	عامل دوم	عامل سوم	عامل چهارم	عامل پنجم	عامل ششم
نسبت اهرمی و مالکانه و بازده دارایی‌ها	نسبت‌های سنجش سودمندی وام و سایر بدهی‌ها	نسبت‌های سودآوری و بازار	نسبت‌های نقدینگی	نسبت‌های پوشش بهره	نسبت سود عملیاتی و نرخ رشد فروش
عامل هفتم	عامل هشتم	عامل نهم	عامل دهم	عامل یازدهم	عامل دوازدهم
نسبت گردش کالا و دوره گردش عملیات	بازده فروش و سرمایه	نسبت سود به سود ناویژه و نرخ رشد سود و حقوق صاحبان سهام	نسبت گردش دارایی و دارایی ثابت	نسبت‌های گردش سرمایه جاری و بازده سرمایه جاری	دوره واریز بدهی و وصول مطالبات

۲-۷. تجزیه‌وتحلیل عوامل با استفاده از مدل لوجیت

برای آزمون فرضیه با مدل لوجیت از نرم‌افزار 23SPSS استفاده‌شده است. در این مدل از روش پیش رو (رو به جلو) نسبت درست‌نمایی[۲۱] (نوعی روش گام‌به‌گام است که در آن ورود متغیرها بر اساس معنی‌داری مقدار آماره نسبت درست‌نمایی و خروج متغیرها از تحلیل بر اساس احتمال این آماره و با توجه به برآوردهای حداکثر درست‌نمایی جزئی (تفکیکی) انجام می‌شود)، استفاده شده است. ازآن‌جایی‌که هدف پژوهش دقت پیش‌بینی مدل با استفاده از عوامل مستخرج شده از تحلیل عاملی است، نتایج پیش‌بینی مدل برای سال‌های یک تا شش سال قبل از سال پایه به شرح زیر ارائه می‌شود:

نگاره ۵: تعداد و درصد صحیح پیش‌بینی ورشکستگی برای یک سال قبل از ورشکستگی

گروه پیش‌فرض	گروه پیش‌بینی		کل	گروه پیش‌بینی		درصد دقت کلی
	تعداد ورشکسته	تعداد غیر ورشکسته		درصد ورشکسته	درصد غیر ورشکسته	
ورشکسته	۳۷	۳	۴۰	۹۲,۵۰	۷,۵۰	۹۴,۲۶
غیر ورشکسته	۴	۷۸	۸۲	۴,۸۸	۹۵,۱۲	

نگاره ۶: تعداد و درصد صحیح پیش‌بینی ورشکستگی برای دو سال قبل از ورشکستگی

گروه پیش‌فرض	گروه پیش‌بینی		کل	گروه پیش‌بینی		درصد دقت کلی
	تعداد ورشکسته	تعداد غیر ورشکسته		درصد ورشکسته	درصد غیر ورشکسته	
ورشکسته	۳۷	۳	۴۰	۹۲,۵۰	۷,۵۰	۹۳,۴۴
غیر ورشکسته	۵	۷۷	۸۲	۶,۱۰	۹۳,۹۰	

نگاره ۷: تعداد و درصد صحیح پیش‌بینی ورشکستگی برای سه سال قبل از ورشکستگی

گروه پیش‌فرض	گروه پیش‌بینی		کل	گروه پیش‌بینی		درصد دقت کلی
	تعداد ورشکسته	تعداد غیر ورشکسته		درصد ورشکسته	درصد غیر ورشکسته	
ورشکسته	۳۵	۵	۴۰	۸۷,۵۰	۱۲,۵۰	۹۰,۹۸
غیر ورشکسته	۶	۷۶	۸۲	۷,۳۲	۹۲,۶۸	

نگاره ۸: تعداد و درصد صحیح پیش‌بینی ورشکستگی برای چهار سال قبل از ورشکستگی

گروه پیش‌فرض	گروه پیش‌بینی		کل	گروه پیش‌بینی		درصد دقت کلی
	تعداد ورشکسته	تعداد غیر ورشکسته		درصد ورشکسته	درصد غیر ورشکسته	
ورشکسته	۳۳	۷	۴۰	۸۲,۵۰	۱۷,۵۰	۸۸,۵۲
غیر ورشکسته	۷	۷۵	۸۲	۸,۵۴	۹۱,۴۶	

نگاره ۹: تعداد و درصد صحیح پیش‌بینی ورشکستگی برای پنج سال قبل از ورشکستگی

گروه پیش‌فرض	گروه پیش‌بینی		کل	گروه پیش‌بینی		درصد دقت کلی
	تعداد ورشکسته	تعداد غیر ورشکسته		درصد ورشکسته	درصد غیر ورشکسته	
ورشکسته	۳۰	۱۰	۴۰	۷۵	۲۵	۸۵,۲۵
غیر ورشکسته	۸	۷۴	۸۲	۹,۷۶	۹۰,۲۴	

نگاره ۱۰: تعداد و درصد صحیح پیش‌بینی ورشکستگی برای شش سال قبل از ورشکستگی

گروه پیش‌فرض	گروه پیش‌بینی		کل	گروه پیش‌بینی		درصد دقت کلی
	تعداد ورشکسته	تعداد غیر ورشکسته		درصد ورشکسته	درصد غیر ورشکسته	
ورشکسته	۳۰	۱۰	۴۰	۷۵	۲۵	۸۳,۶۱
غیر ورشکسته	۱۰	۷۲	۸۲	۱۲,۲۰	۸۷,۸۰	

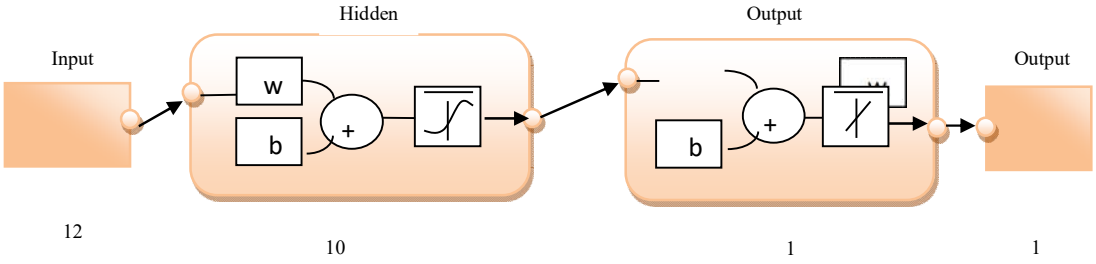
همان‌طور که در نگاره‌های بالا مشاهده می‌کنید مدل لوجیت با استفاده از ۱۲ عامل برای یک سال قبل از ورشکستگی توانست شرکت‌های ورشکسته را ۹۲,۵۰ درصد و شرکت‌های غیر ورشکسته را با دقت ۹۵,۱۲ درصد به‌درستی پیش‌بینی کند. به‌طورکلی برای یک سال قبل از ورشکستگی، از میان ۴۰ شرکت ورشکسته، ۳۷ شرکت و از میان ۸۲ شرکت غیر ورشکسته، ۷۸ شرکت به‌صورت صحیح طبقه‌بندی‌شده است. برای سال‌های بعد نیز به همین ترتیب ارائه‌شده است. همچنین دقت کلی مدل لوجیت برای سال‌های اول تا ششم به ترتیب: ۹۴,۲۶؛ ۹۳,۴۴؛ ۹۰,۹۸؛ ۸۸,۵۲؛ ۸۵,۲۵ و ۸۳,۶۱ درصد است. همان‌طور که مشاهده می‌شود ۱۲ عامل به‌دست‌آمده با بهره‌گیری از مدل لوجیت با داده‌های یک سال قبل از ورشکستگی با دقت ۹۴,۲۶ درصد دارای بیش‌ترین دقت در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها است.

۳-۷. تجزیه‌وتحلیل عوامل با استفاده از مدل شبکه‌های عصبی

در طراحی شبکه‌ی عصبی از نرم‌افزار MATLAB استفاده‌شده است. اعداد و ارقام در قالب یک یا چند متغیر، ورودی‌های شبکه‌ی عصبی را تشکیل می‌دهند. این ورودی‌ها پس از انجام تحلیل و پردازش‌های خاص به یک یا چند متغیر خروجی تبدیل می‌شوند. ورودی نقش متغیر مستقل و خروجی نقش متغیر وابسته را بازی می‌کند. در پژوهش حاضر تعداد ۵۵ نسبت مالی پس از انجام تحلیل عاملی به ۱۲ عامل تبدیل شد و همین ۱۲ عامل مبنای ورودی در طراحی شبکه عصبی است. خروجی شبکه شامل عدد صفر برای شرکت‌های ورشکسته و عدد یک برای شرکت‌های غیر ورشکسته است. داده‌های آموزشی، آزمون و اعتباری به ترتیب ۷۰٪، ۱۵٪ و ۱۵٪ در نظر گرفته‌شده است. برای آموزش شبکه از شبکه‌ی پرسپترون پیش‌خور[۲۲]

استفاده‌شده است؛ در این شبکه مسیر پاسخ همواره روبه‌جلو پردازش می‌شود و به نرون‌های لایه‌ی قبل بازنمی‌گردد. انتخاب تعداد لایه‌های پنهان و نرون‌های آن از قاعده‌ی خاصی تبعیت نمی‌کند و دست یافتن به به‌ترین چینش نیازمند مقایسه‌ی معیارهای سنجش به‌دست‌آمده از ترکیب‌های مختلف آزمون است. معیارهای ارزیابی قدرت شبکه در این پژوهش، میانگین مربع خطاها (MSE) و R در نظر گرفته‌شده است. ورودی تعداد ۱۲ عامل و یک لایه‌ی پنهان با ۱۰ نرون و لایه‌ی خروجی شامل یک خروجی است (نگاره‌ی شماره‌ی ۱۱).

نگاره ۱۱: طراحی شبکه عصبی



منبع: یافته‌های پژوهش

نتایج تحلیل داده‌ها با استفاده از شبکه‌ی عصبی برای یک تا شش سال قبل از ورشکستگی به شرح زیر ارائه‌شده است:

نگاره ۱۲: تعداد و درصد صحیح پیش‌بینی ورشکستگی برای یک سال قبل از ورشکستگی

گروه پیش‌فرض	گروه پیش‌بینی		کل	گروه پیش‌بینی		درصد دقت کلی
	تعداد ورشکسته	تعداد غیر ورشکسته		درصد ورشکسته	درصد غیر ورشکسته	
ورشکسته	۳۹	۱	۴۰	۹۷,۵۰	۲,۵۰	۹۸,۳۶
غیر ورشکسته	۱	۸۱	۸۲	۱,۲۲	۹۸,۷۸	

نگاره ۱۳: تعداد و درصد صحیح پیش‌بینی ورشکستگی برای دو سال قبل از ورشکستگی

گروه پیش‌فرض	گروه پیش‌بینی		کل	گروه پیش‌بینی		درصد دقت کلی
	تعداد ورشکسته	تعداد غیر ورشکسته		درصد ورشکسته	درصد غیر ورشکسته	
ورشکسته	۳۸	۲	۴۰	۹۵	۵	۹۶,۷۲
غیر ورشکسته	۲	۸۰	۸۲	۲,۴۴	۹۷,۵۶	

نگاره ۱۴: تعداد و درصد صحیح پیش‌بینی ورشکستگی برای سه سال قبل از ورشکستگی

گروه پیش‌فرض	گروه پیش‌بینی		کل	گروه پیش‌بینی		درصد دقت کلی
	تعداد ورشکسته	تعداد غیر ورشکسته		درصد ورشکسته	درصد غیر ورشکسته	
ورشکسته	۳۷	۳	۴۰	۹۲,۵۰	۷,۵۰	۹۴,۲۶
غیر ورشکسته	۴	۷۸	۸۲	۴,۸۸	۹۵,۱۲	

نگاره ۱۵: تعداد و درصد صحیح پیش‌بینی ورشکستگی برای چهار سال قبل از ورشکستگی

گروه پیش‌فرض	گروه پیش‌بینی		کل	گروه پیش‌بینی		درصد دقت کلی
	تعداد ورشکسته	تعداد غیر ورشکسته		درصد ورشکسته	درصد غیر ورشکسته	
ورشکسته	۳۶	۴	۴۰	۹۰	۱۰	۹۱,۸۰
غیر ورشکسته	۶	۷۶	۸۲	۷,۳۲	۹۲,۶۸	

نگاره ۱۶: تعداد و درصد صحیح پیش‌بینی ورشکستگی برای پنج سال قبل از ورشکستگی

گروه پیش‌فرض	گروه پیش‌بینی		کل	گروه پیش‌بینی		درصد دقت کلی
	تعداد ورشکسته	تعداد غیر ورشکسته		درصد ورشکسته	درصد غیر ورشکسته	
ورشکسته	۳۴	۶	۴۰	۸۵	۱۵	۸۹,۳۴
غیر ورشکسته	۷	۷۵	۸۲	۸,۵۴	۹۱,۴۶	

نگاره ۱۷: تعداد و درصد صحیح پیش‌بینی ورشکستگی برای شش سال قبل از ورشکستگی

گروه پیش‌فرض	گروه پیش‌بینی		کل	گروه پیش‌بینی		درصد دقت کلی
	تعداد ورشکسته	تعداد غیر ورشکسته		درصد ورشکسته	درصد غیر ورشکسته	
ورشکسته	۳۴	۶	۴۰	۸۵	۱۵	۸۷,۷۰
غیر ورشکسته	۹	۷۳	۸۲	۱۰,۹۸	۸۹,۰۲	

همان‌طور که در نگاره‌ها مشاهده می‌کنید، شبکه‌های عصبی توانست شرکت‌های موردمطالعه را با داده‌های یک سال قبل از ورشکستگی، به ترتیب با دقت ۹۸,۷۸ درصد در گروه غیر ورشکسته و ۹۷,۵۰ درصد در گروه ورشکسته به‌درستی پیش‌بینی کند. به‌طورکلی برای یک سال قبل از ورشکستگی از تعداد ۴۰ شرکت ورشکسته، ۳۹ شرکت و از میان ۸۲ شرکت غیر ورشکسته، ۸۱ شرکت به‌صورت صحیح طبقه‌بندی‌شده است. دقت این مدل برای یک تا شش سال قبل از ورشکستگی به ترتیب: ۹۸,۳۶؛ ۹۶,۷۲؛ ۹۴,۲۶؛ ۹۱,۸۰؛ ۸۹,۳۴ و ۸۷,۷۰ درصد برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، عامل‌های اکتشافی با بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی در یک سال قبل از سال پایه دارای بیش‌ترین دقت در پیش‌بینی ورشکستگی است.

۴-۷. مقایسه‌ی توانایی مدل لوجیت و شبکه‌ی عصبی در شناسایی وضعیت مالی شرکت‌ها با استفاده از ۱۲ عامل

با توجه به یافته‌های تحقیق، تخمین الگوها بر اساس مدل لوجیت و شبکه‌ی عصبی برای یک تا شش سال قبل از سال مبنا (سال ورشکستگی) در نگاره‌ی شماره‌ی ۱۸ ارائه‌شده است (اعداد برحسب درصد بیان‌شده است).

نگاره ۱۸: مقایسه‌ی مدل لوجیت و شبکه‌های عصبی

نوع تخمین	دقت صحیح گروه‌بندی شرکت‌ها	t-۱	t-۲	t-۳	t-۴	t-۵	t-۶
مدل لوجیت	شرکت‌های ورشکسته	۹۲,۵	۹۲,۵	۸۷,۵	۸۲,۵	۷۵	۷۵
	شرکت‌های غیر ورشکسته	۹۵,۱۲	۹۳,۹	۹۶,۶۸	۹۱,۴۶	۹۰,۲۴	۸۷,۸
	دقت کل پیش‌بینی صحیح	۹۴,۲۶	۹۳,۴۴	۹۰,۹۸	۸۸,۵۲	۸۵,۲۵	۸۳,۶۱
شبکه‌های عصبی	شرکت‌های ورشکسته	۹۷,۵	۹۵	۹۲,۵	۹۰	۸۵	۸۵
	شرکت‌های غیر ورشکسته	۹۸,۷۸	۹۷,۵۶	۹۵,۱۲	۹۲,۶۸	۹۱,۴۶	۸۹,۰۲
	دقت کل پیش‌بینی صحیح	۹۸,۳۶	۹۶,۷۲	۹۴,۲۶	۹۱,۸	۸۹,۳۴	۸۷,۷

همان‌طور که در نگاره‌ی ۱۸ مشاهده می‌کنید نتایج نشان داد که شبکه‌ی عصبی در یک سال قبل از سال پایه، با دقت ۹۸,۳۶ درصد بالاترین دقت در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها را به خود اختصاص داده است که این رقم در شش سال قبل از سال پایه به ۸۷,۷۰ درصد کاهش یافته است؛ همچنین مدل لوجیت در یک سال قبل، با دقت ۹۴,۲۶ درصد توانایی پیش‌بینی را به خود اختصاص داده است که در شش سال قبل از سال پایه دقت مدل لوجیت به ۸۳,۶۱ درصد کاهش یافته است. در تمام سال‌های موردبررسی شبکه‌های عصبی با کاهش خطای مدل دارای بالاترین دقت برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها است.

۸. بحث و نتیجه‌گیری

بورس اوراق بهادار تهران در جذب سرمایه‌های اندک و تخصیص بهینه‌ی سرمایه نقش مهمی دارد و پژوهشگران از آغاز تأسیس بورس تاکنون مطالعات متعددی را در مورد مسائل مختلف انجام داده‌اند (نمازی،۱۳۸۷). ازآن‌جایی‌که میزان وقوع بحران‌های تجاری در سال‌های اخیر در سراسر جهان بیش از هر زمان دیگری است، این امر موجب نگرانی صاحبان سرمایه می‌شود؛ زیرا هزینه‌های اقتصادی ورشکستگی غیرقابل‌جبران و بسیار سنگین است. لذا سرمایه‌گذاران به دنبال روش‌هایی برای پیش‌بینی وضعیت اقتصادی شرکت‌ها هستند که هم از

دیدگاه سرمایه‌گذاری و هم از دیدگاه اجتماعی دارای اهمیت باشد. سرمایه‌گذاران همواره می‌خواهند با پیش‌بینی امکان ورشکستگی یک شرکت از خطر سوخت شدن اصل‌وفرع سرمایه‌ی خود جلوگیری کنند؛ چون در صورت ورشکستگی، قیمت اوراق بهادار شرکت به‌شدت کاهش می‌یابد. ازاین‌رو آن‌ها در پی روش‌هایی هستند که بتوانند بدان وسیله ورشکستگی مالی شرکت را پیش‌بینی کنند. برای سرمایه‌گذاران و بسیاری از شرکت‌های خصوصی که تحت تأثیر ورشکستگی شرکت‌ها هستند، استفاده از ابزار سریع و راحت از اهمیت علمی برخوردار است؛ زیرا آن‌ها اغلب مجبور هستند درباره‌ی سرمایه خود سریع تصمیم‌گیری کنند و ممکن است درکی تحلیلی نسبت به عملکرد شرکت‌ها نداشته باشند (پرماچاندرا،۲۰۰۹).

در این تحقیق ابتدا بامطالعه‌ی مبانی نظری و مراجعه به مقالات معتبر داخلی و خارجی (ازجمله: دستگیر و همکاران، ۱۳۸۷؛ سعیدی و همکار، ۱۳۸۸؛ مکیان و همکاران،۱۳۸۹؛ چن. س و همکاران،۲۰۱۱؛ لین. ف و همکاران،۲۰۱۱؛ سان و همکار،۲۰۱۱؛ ایسکو و همکاران، ۲۰۱۲؛ ژو و همکاران، ۲۰۱۲؛ تودرتاگو، ۲۰۱۳ و ...) ۵۵ نسبت‌های مالی انتخاب و در ادامه با استفاده از فن تحلیل عاملی به ۱۲ عامل تبدیل شد. انتخاب ۵۵ نسبت مالی و تبدیل آن‌ها به عامل‌های منتخب وجه تمایز این پژوهش نسبت به تحقیقات انجام‌شده در این حوزه است. پس از اجرای تحلیل عاملی، عامل‌های منتخب با بهره‌گیری از دو مدل لوجیت و شبکه‌ی عصبی برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های موردمطالعه مورداستفاده قرار گرفت. همچنین در این پژوهش از معیار کیوتوبین برای انتخاب شرکت‌های غیر ورشکسته و ماده‌ی ۱۴۱ قانون تجارت و ماده‌ی ۴۱ دستورالعمل بورس اوراق بهادار برای انتخاب شرکت‌های ورشکسته استفاده‌شده است. نهایتاً تحلیل داده‌ها صورت گرفت و با مقایسه‌ی نتایج مشخص شد عامل‌های اکتشافی توانایی بالایی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت دارند و در این امر هر دو مدل دقت بالایی دارند. تأیید دقت مدل مبتنی بر لوجیت با نتایج محققان پیشین (ازجمله: دستگیر و همکاران،۱۳۸۷؛ عرب مازار یزدی و همکار، ۱۳۸۸؛ نبوی چاشمی و همکاران، ۱۳۸۹؛ محمد زاده و همکار، ۱۳۹۲؛ ژانگ و همکاران، ۱۹۹۹؛ آلتمن و همکاران، ۲۰۰۷؛ الخطیب، ۲۰۱۲) مطابقت دارد. همچنین تأیید دقت مدل شبکه‌ی عصبی در توضیح ورشکستگی شرکت‌ها در این پژوهش با نتیجه‌ی برخی از پژوهش‌های داخلی و خارجی (ازجمله: نیکبخت،۱۳۸۹؛ پور

زمانی و همکاران، ۱۳۸۹؛ والاس، ۲۰۰۴؛ بیم، ۲۰۰۵؛ بروکیت و همکاران، ۲۰۰۶؛ بریدارت، ۲۰۱۴؛ روبین و همکاران، ۲۰۱۵) تطابق دارد؛ اما درمجموع مقایسه‌ی نتیجه‌های دو مدل بیان‌کننده‌ی این است که روش شبکه‌ی عصبی توانسته است با دقت بالاتری با کاهش خطای مدل، شرکت‌ها را به‌درستی طبقه‌بندی کند و حصول این نتیجه نیز با نتیجه‌ی پژوهش محققان پیشین (ازجمله: پورزمانی و همکاران، ۱۳۸۹؛ نیکبخت، ۱۳۸۹؛ بیم، ۲۰۰۵؛ بروکیت و همکاران، ۲۰۰۶؛ روبین و همکاران، ۲۰۱۵) تطابق دارد. همچنین در هر دو مدل اطلاعات یک سال قبل از سال مبنا، دارای بالاترین دقت است.

۹. پیشنهادهای کاربردی پژوهش

نتایج حاصل از این پژوهش نشان داد که استفاده از فن تحلیل عاملی اکتشافی، برای تجمیع و خلاصه‌سازی نسبت‌های مالی در قالب عامل‌های منتخب و درنهایت استفاده از این عامل‌ها در مدل‌های لوجیت و شبکه‌ی عصبی، به‌واسطه‌ی این‌که به محققان اجازه می‌دهد حجم گسترده‌ای از داده‌های مالی را در تخمین ورشکستگی به‌کارگیرند، توان مدل‌های مورداستفاده را برای پیش‌بینی ورشکستگی به‌طور بالقوه بهبود می‌بخشد. البته مطابق نتایج تکمیلی تحقیق توان مدل شبکه‌ی عصبی در این راستا نمود بیش‌تری داشت؛ بنابراین به سرمایه‌گذاران اعم از بالفعل و بالقوه و نیز تحلیل‌گران مالی پیشنهاد می‌شود در تعیین و تخمین ورشکستگی احتمالی شرکت‌ها از فن، متغیرها و مدل‌های مورداستفاده در این پژوهش بهره‌جویند که البته استفاده از مدل شبکه‌ی عصبی مورد تأکید بیشتر محققان است. همچنین حسابرسان می‌توانند به‌منظور بررسی وضعیت تداوم فعالیت شرکت‌ها و اظهارنظر دقیق‌تر در این خصوص از مدل‌های مزبور استفاده کنند. بانک‌ها و سایر مؤسسات مالی و اعتباری و در حالت کلی اعتباردهندگان، نیز می‌توانند با استفاده از نتایج به‌دست‌آمده و مدل‌های ارائه‌شده در این پژوهش به بررسی تصمیم اعطای وام به شرکت‌ها، به‌خصوص شرکت‌هایی که دارای زیان‌های انباشته‌ی متوالی هستند، پرداخته و تصمیم‌هایی معقول‌تر بگیرند و از هدر رفتن سرمایه‌شان جلوگیری کنند. علاوه بر این به مدیران شرکت‌های موردمطالعه نیز پیشنهاد می‌شود در بازه‌های زمانی معین نسبت به گردآوری داده‌های مورداستفاده در این تحقیق اقدام

و به کمک مدل‌های پیشنهادی، احتمال ورشکستگی شرکت‌های متبوع خود را واکاوی کنند؛ زیرا درک زودتر از موعد این موضوع می‌تواند در پیشگیری آن بسیار مؤثر باشد و در اغلب موارد اقدامات احتمالی که بعد از رخداد ورشکستگی برای نجات شرکت‌ها انجام می‌شود به معنای واقعی یادآور ضرب‌المثل نوش‌دارو بعد از مرگ سهراب است.

۱۰. پیشنهاد برای تحقیقات آتی

پیشنهاد می‌شود برای گسترش ادبیات این حوزه، محققان در تحقیقات آتی از شبکه‌های عصبی و منطق فازی به‌طور توأم استفاده کنند؛

همچنین می‌توان برای بهینگی و ارتقاء مدل‌های ورشکستگی از کارایی و توان تکنیک الگوریتم ژنتیک استفاده کرد؛

با توجه به وجود تورم لجام‌گسیخته در سال‌های اخیر و تأثیر بالقوه‌ی احتمالی آن بر شکست شرکت‌ها، پیشنهاد می‌شود اثر این متغیر در مدل‌های ورشکستگی لحاظ شود؛

در نظر گرفتن نقش دارایی‌های نامشهود، به‌ویژه سرمایه‌ی فکری در مدل‌های ورشکستگی نیز مورد توصیه محققان است؛

درنهایت می‌توان مدل‌ها را در صنایع مختلف به کار گرفت و به نتایج احتمالی جدید آن‌ها دقت کرد.

۱۱. محدودیت‌های پژوهش

هنگام انجام هر پژوهش محدودیت‌هایی بر سر راه پژوهش‌گر قرار می‌گیرد که عمده‌ترین محدودیت‌های این پژوهش به شرح زیر است:

۱- نبود داده‌های موردنیاز برای محاسبه‌ی متغیرها در مورد برخی از شرکت‌ها موجب شد که آن شرکت‌ها در دامنه‌ی شمول نمونه‌ی آماری قرار نگیرند؛

۲- آثار ناشی از تورم موجود در بازار سرمایه‌ی ایران ممکن است بر اطلاعات مندرج در گزارش‌های مالی و نتایج این پژوهش اثرگذار باشد

یادداشت‌ها

1. Balleisen
2. Zywicki
3. Alifiah
4. Daubie
5. Kritsonis
6. Gordon
7. Whitaker
8. Zhao
9. Oreski& Peharda
10. Screen plot
11. Purvinis
12. Zhang
13. Houghton
14. Wallace
15. Yim
16. Brockett
17. Alkhatib
18. Bredart
19. Kaiser Meyer Olkin
20. Bartlett Test of Sphericity
21. Forward Likelihood Ratio
22. Feed-forward

منابع

الف. فارسی

ابوئی مهریزی، محمد. (۱۳۸۸). پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار با استفاده از مدل گیلبرت، منون و شوارتز. *رساله‌ی کارشناسی ارشد، دانشکده‌ی حسابداری مدیریت*، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد یزد.

اعتمادی، حسین و فرجزاده دهکردی، حسین. (۱۳۸۷). مروری بر مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی. *مجله‌ی حسابدار*، ۲۰۰: ۳۹-۵۹.

پورزمانی، زهرا؛ کی‌پور، رضا و نورالدین، مصطفی. (۱۳۸۹). بررسی توانمندی الگوهای پیش‌بینی‌کننده‌ی بحران مالی، *مجله‌ی مهندسی مالی و مدیریت پرتفوی*. ۴: ۲۸-۱.

حاجیها، زهره. (۱۳۸۴). سقوط شرکت، علل و مراحل آن؛ مطالعه‌ی سیستم‌های قانونی ورشکستگی در ایران و جهان. *مجله‌ی حسابرس*، ۲۹: ۶۴-۷۲ .

دستگیر، محسن؛ سجادی، حسین و مقدم، جواد. (۱۳۸۷). پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از مدل لوجیت. *پژوهشنامه‌ی اقتصادی*، ۱۸۹-۱۷۰.

رستمی‌تبار، بهمن و امین ناصری، محمدرضا. (۱۳۸۶). پیش‌بینی تقاضای متناوب با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی. *پایان‌نامه‌ی کارشناسی ارشد مهندسی صنایع*، دانشکده‌ی فنی

و مهندسی دانشگاه تربیت مدرس.

زارع چاهوکی، محمدعلی. (۱۳۸۹). روش‌های تحلیل چندمتغیره در نرم‌افزارspss . *نشر دانشگاه تهران*.

سهرابی عراقی، محسن. (۱۳۸۶). الگویی جهت پیش‌بینی بحران‌های مالی در شرکت‌های ایرانی. *پایان‌نامه‌ی دکتری رشته‌ی حسابداری*، دانشگاه علامه طباطبایی.

شیخی، خالد؛ یاری، رسول و داودی، حسن. (۱۳۹۲). بررسی قابلیت نسبت‌های مالی در پیش‌بینی توقف فعالیت شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران (۱۳۸۷-۱۳۷۷)، بر اساس مدل زاوگین. *پژوهشنامه‌ی اقتصادی*، ۱۳ (۳): ۱۶۹-۱۹۰.

طالب قصابی، مهدی و عینی پور، امین. (۱۳۸۹). پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های موجود در بورس با استفاده از سیستم خودکار فازی تکاملی. *اولین اجلاس ملی محاسبات نرم و فناوری اطلاعات دانشگاه آزاد اسلامی، واحد ماهشهر*، ۱۲ و ۱۳ اسفندماه ۱۳۸۹.

عرب مازار یزدی. محمد و صفرزاده، محمدحسین. (۱۳۸۸). بررسی توانایی نسبت‌های مالی در پیش‌بینی بحران مالی: تحلیل لوجیت، *فصلنامه‌ی بورس اوراق بهادار*، ۲ (۸): ۳۷-۷.

قدیری مقدم، ابوالفضل؛ غلام‌پورفرد، محمدمسعود و نصیرزاده، فرزانه. (۱۳۸۸). بررسی توانایی مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی آلتمن و اهلسون در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار. *مجله‌ی دانش و توسعه*، سال شانزدهم، ۲۸، ۲۲۰-۱۹۳.

کردستانی، غلامرضا؛ معصومی، جواد و بقایی، وحید. (۱۳۹۲). پیش‌بینی سطح مدیریت سود با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی. *مجله‌ی پیشرفت‌های حسابداری دانشگاه شیراز*، ۵(۱): ۱۶۹-۱۹۰.

کیا، مصطفی. (۱۳۹۰). شبکه‌های عصبی در MATLAB "، *انتشارات کیان رایانه سبز*، چاپ اول.

محمدزاده، پرویز و جلیلی‌وند. علیرضا. (۱۳۹۱). پیش‌بینی ورشکستگی مالی با استفاده از مدل لوجیت. *فصلنامه‌ی تحقیقات مدل‌سازی اقتصادی*، ۸: ۱۸-۱.

مکیان، نظام‌الدین. المدرسی، محمدتقی و کریمی تکلو، سلیم. (۱۳۸۹). مقایسه‌ی مدل

شبکه‌های عصبی مصنوعی با روش‌های رگرسیون لجستیک و تحلیل ممیزی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها. *فصلنامه‌ی پژوهش‌های اقتصادی*، ۱۰(۲): ۱۶۱-۱۴۱.

مؤمنی، منصور و فعال قیومی، علی. (۱۳۹۱). تحلیل‌های آماری با استفاده از نرم‌افزار spss. ویرایش چهارم، چاپ هفتم.

محمودآبادی، حمید و برزگر، الهه. (۱۳۸۸). بررسی نحوه‌ی توزیع آماری نسبت‌های مالی در شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران. *مجله‌ی پیشرفت‌های حسابداری دانشگاه شیراز*، ۱(۱).

مهرآذین، علی‌رضا؛ زنده‌دل، احمد؛ تقی پور، محمد و فروتن، اسد. (۱۳۹۲). شبکه‌های عصبی شعای آموزش‌یافته بر پایه متغیرهای مدل‌های آماری و مقایسه‌ی آن‌ها در پیش‌بینی ورشکستگی. *فصلنامه‌ی علمی پژوهشی دانش سرمایه‌گذاری*، ۲(۷): ۱۴۹-۱۶۶.

نبوی چاشمی، علی؛ احمدی، موسی و مهدوی فرح‌آبادی، صادق. (۱۳۸۹). پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از مدل لوجیت. *مجله‌ی مهندسی مالی و مدیریت پرتفوی*، ۵: ۸۱-۵۵.

نمازی، محمد. (۱۳۷۹). *پژوهش‌های تجربی در حسابداری: دیدگاه روش‌شناختی*. مترجم، چاپ اول، شیراز: *انتشارات دانشگاه شیراز*.

نمازی، محمد. (۱۳۸۷). مروری بر پژوهش‌های حسابداری انجام‌شده در بورس اوراق بهادار تهران. *مجله‌ی توسعه و سرمایه*، ۱(۲): ۴۸-۹.

نمازی، محمد و زراعت‌گری، امین. (۱۳۸۸). بررسی کاربرد نسبت Q توبین و مقایسه‌ی آن با سایر معیارهای ارزیابی عملکرد مدیران در شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران. *مجله‌ی پیشرفت‌های حسابداری دانشگاه شیراز*، ۱ (۱).

هومن، حیدرعلی. (۱۳۸۵). تحلیل داده‌های چند متغیری در پژوهش رفتاری، *نشر فرهنگ*، تهران.

ب. انگلیسی

Alkhatib, H. & Alhorani, A. (2012). Predicting financial distress of public companies listed in Amman stock exchange. *European Scientific Journal*, 15 (8), 1-17.

Alifiah, M. (2014). Prediction of financial distress companies in the trading and services sector in Malaysia using macroeconomic variables. *International Conference on Innovation, Management and Technology Research, Malaysia,* 22-23 September*, 2013. Social and Behavioral Sciences*, 129, 90-98.

Altman, E. & Sabato, G. (2007). Modeling credit risk for SMEs: Evidence from the US market. *Abacus*, 43(3), 332-357.

Barbazone, A. & Keenan, P. (2004). A hybrid genetic model for the predication of corporate failure. *Computational Management Science Journal*, 1, 293-310.

Balleisen, E. (2001). *Navigating failure: Bankruptcy and commercial society in Antebellum America.* Chapel Hill: University of North Carolina Press.

Brédart, X. (2014). Bankruptcy prediction model using neural networK. *Accounting and Finance Research Journal*, 3 (2), 124-128.

Brockett, P., Golden, L., Jang, J., & Yang, C. (2006). A comparison of neural network, statistical methods, and variable choice for life insurers' financial distress prediction. *Journal of Risk and Insurance*, 73(3), 397-419.

Chen, C., Chen, M., & Hsieh, C. (2011). A financial distress prediction system construction based on particles swarm optimization and support vector machines. *Management and Economics Journal*, 3, 163-169.

Chen, W., & Du, Y. (2009). Using neural networks and data mining techniques for the financial distress prediction model. *Expert Systems with Applications Journal*, 36, 4075-4086.

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

Demuth, H., & Beale, M. (2004). *Matlab Neural Network Toolbox Manual*. Digital Edition. Natick, MA: Math Work inc.

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

Houghton, K. (1983). Accounting data and the prediction of business failure: The setting of priors and the age of data. *Journal of Accounting Research*, 22(1), 361-368.

Kritsonis, A. (2005). Assessing a firm's future financial health. *International Journal of Scholarly Academic Intellectual Diversity*, 8 (1),1-21.

Lee, K., Han, I., & Kwon, Y. (1996). Hybird neural network models for bankruptcy prediction. New York: Mc Grew Hill.

Lin, F., Deron, L., & Enchia, C. (2011). Financial ratio selection for business crisis prediction. *Expert Systems with Applications Journal*, 38, 5094-5102.

Lin, T. (2009). A cross study of corporate financial distrees prediction in Taiwan: Multiple discriminant analysis, logit, probit and neural networks models. *Neurocomputing Journal*, 72, 3507-3516.

Martin, D. (1977). Early warning of bank failure: A logit regression approach. *Journal of Banking Finance*, 1(3), 249-276.

Mileris, R., & Boguslauskas, V. (2010). Data reduction influence on the accuracy of credit risk estimation models. *Economics of Engineering Decisions Journal*, 21(1) , 126-133.

Newton, G. W. (1998). *Bankruptcy Insolvency Accounting Practice and Procedure*. New York: Wiley.

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

Oreski, D., & Peharda, P. (2008). Application of factor analysis in course evaluation. *Information Technology Interfaces*, 551-55.

Permanchandra. (2009). DEA as a tool for bankruptcy assessment. *European journal of operational Research*, 193 (2): 412-424.

Purvinis, O., Sukys, P., & Virbickaite, R. (2005). Research of possibility of bankruptcy diagnostics applying neural network. *Economics of Engineering Decisions*, 1: 16-22.

Ruibin, G., Indranil, B., & Xi, C. (2015). Prediction of financial distress: An empirical study of listed Chinese companies using data mining. *European Journal of Operational Research,* 241(1), 236-247.

Russel, S., & Norving, P. (1995). Artificial intelligence, A Modern Approach. *First Edition, Singapore, Prectice Hall*, 110-112.

Sun, J., & Hui, L. (2011). Financial distress prediction using support vector machines: Ensemble vs. indicidual. *Applied Soft Computing Journal*, 12, 2254-2265.

Sun, J. (2009). Financial distress prediction based on serial combination of multiple classifiers. *Expert Systems with Applications Journal*, 36(4)

269-282.

Sun, J. (2011). Adaboost ensemble for financial distress prediction. *Expert Systems with Applications Journal*, 38(8), 329-359.

Tuvadaratragool, S. (2013). The role of financial ratios in signalling financial distress: Evidence from Thai listed companies, DBA thesis, Southern Cross University, Lismore, NSW.

Wallace, W. (2004). A risk assessment by internal auditors using past research on bankruptcy applying bankruptcy models. The Institute of Internal Auditors Research Foundation, http://theiia.org/research.

Weston, J., & Copeland, E. (1992). *Managerial Finance*. Fort Worth, TX: Dryden Press.

Whitaker, R. (1999). The early stage of financial distress. *Journal of Economics and Finance*, 23, 123-133.

Xiao, Z., Yang, X., Pang, Y., & Dang, X. (2012). The prediction for listed companies' financial distress by using multiple prediction methods with rough set and Dempster-Shafer evidence theory. *Knowledge-Based Systems*, 26,196-206.

Yim, J., & Mitchel, H. (2005). A comparison of corporate distress prediction models in Brazil: Hybrid neural networks, logit models and discriminant analysis. *Nova Economia Belo Horizonte*, 15 (1), 73-93.

Zhang, L., & Yen, J. (2010). Corporate financial distress diagnosis model and application in credit rating for listing firms in China. *Journal of Front. Comput. Sci*, 2, 220-236.

Zhang, G., Hu, Y., Patuwo, E., & Indro, C. (1999). Artificial neural network in bankruptcy prediction: General framework and gross validation analysis. *European Journal of Operational Research*, 116(1), 16-32.

Zhou, L., Lai, K., & Yen, J. (2012). Empirical models based on features ranking techniques for corporate financial distress prediction. *Computers and Mathematics with Applications*, 64, 2484-2496.

Zywicki, T. J. (2008). Bankruptcy. *Concise encyclopedia of economics*. 2nd Edition. Henderson, D. R. (Ed.). Indianapolis: Library of Economics and Liberty.

Zhao, W. B., & MA, L. Y. (2008). Periodic assembly of nanospecies on repetitive DNA sequences generated on gold nanoparticles by rolling circle amplification, Volume 474 of the series Methods in Molecular Biology, 79-90.

پیوست شماره‌ی ۱:

نگاره ۱: متغیرهای مستقل و ۱۲ عامل اکتشافی

شماره	نام نسبت‌ها	مؤلفه‌های اصلی											
		۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲
۱	درصد سود ناویژه به فروش	۰.۳۰۳	۰	۰.۷۵	۰.۲۲۶	۰.۱۸۴	۰.۰۴۱	-۰.۱۴۸	۰.۰۳۹	۰.۰۱۵	۰.۰۰۳	۰.۰۶۳	۰.۱۲۲
۲	در صد سود به سود ناویژه	۰.۰۵۶	۰.۰۳۹	۰.۰۲۱	۰.۱۱۱	-۰.۲۸۸	۰.۱۱۳	-۰.۰۲۲	-۰.۰۵۱	۰.۶۸۴	-۰.۰۳۹	-۰.۰۰۱	-۰.۰۱۴
۳	بازده دارایی‌ها	۰.۶۸	۰.۰۱۷	۰.۰۴۳	۰.۱۹۳	۰.۰۵۵	۰.۰۵۹	۰.۱۱۳	۰.۰۱۹	۰.۰۲۵	۰.۰۵۲	۰.۰۴۴	۰.۰۰۳
۴	بازده سرمایه	۰.۰۲۳	-۰.۵۳۴	-۰.۰۲۴	۰.۰۱۶	-۰.۰۱۸	-۰.۰۰۲	۰.۰۲۶	۰.۷۹۱	۰.۰۰۳	-۰.۰۴۲	-۰.۰۰۲	۰.۰۰۸
۵	بازده سرمایه در گردش	-۰.۰۱۸	۰.۰۰۹	-۰.۰۳۸	۰.۰۰۴	۰.۰۲۱	۰.۰۰۶	-۰.۰۱۶	۰.۰۲۷	۰.۰۱۱	۰.۷۹۳	۰.۱۹۵	-۰.۰۰۷
۶	سنجش سودمندی وام	۰.۰۱	۰.۹۹	۰.۰۰۹	۰.۰۱۴	۰.۰۳۹	۰.۰۰۴	-۰.۰۱۹	۰.۰۳۱	۰.۰۱۲	۰.۰۲۱	-۰.۰۰۷	۰.۰۰۱
۷	نسبت جاری	۰.۳۱۴	۰.۰۰۳	۰.۱۳۹	۰.۸۲۴	۰.۰۵۴	-۰.۰۴۸	۰.۰۱۷	-۰.۰۰۶	۰.۰۵۱	۰.۲۰۷	۰.۰۶۲	-۰.۲۲
۸	نسبت آنی	۰.۲۵۴	-۰.۰۰۱	۰.۱۱۴	۰.۷۶۶	۰.۰۳۷	-۰.۰۴۹	-۰.۰۱۶	۰.۰۱۷	۰.۰۲۳	۰.۱۳۶	۰.۰۴۴	-۰.۴۲۲
۹	وجه نقد به کل بدهی‌ها	۰.۰۹۵	-۰.۰۰۴	۰.۱۱۳	۰.۷۵۱	-۰.۰۱۶	۰.۰۶۱	۰	۰.۰۱۱	۰.۰۲۷	-۰.۰۹۸	-۰.۰۰۷	۰.۱۹۳
۱۰	دارایی جاری به کل دارایی‌ها	۰.۰۶۵	۰.۰۱	-۰.۰۵۵	-۰.۰۲۴	-۰.۰۲۱	-۰.۱	-۰.۰۴۶	-۰.۰۱۱	-۰.۰۳۵	۰.۸۸۱	۰.۰۹۱	-۰.۰۷۳
۱۱	نسبت کفایت نقد	-۰.۵۰۸	۰.۰۰۹	-۰.۲۲	۰.۰۵۳	۰.۰۲۹	-۰.۱۷۸	-۰.۱	۰.۰۴	۰.۰۴۵	-۰.۰۱۷	۰.۰۶۸	۰.۰۷۵
۱۲	بهای تمام‌شده به میانگین موجودی کالا	-۰.۱	-۰.۰۰۷	-۰.۰۷	-۰.۱۲۲	۰.۰۱۷	۰.۲۷۷	۰.۴۰۳	۰.۱۲۷	۰.۰۱۱	-۰.۳۳۱	۰.۰۹۶	-۰.۰۱۸
۱۳	دوره وصول مطالبات	-۰.۰۱۷	۰.۰۱۶	-۰.۱۵۶	-۰.۰۰۵	-۰.۱۰۴	-۰.۱۷۱	-۰.۳۴۶	-۰.۰۵۶	-۰.۰۵۸	۰.۱۶۳	-۰.۰۰۹	-۰.۷۶۷
۱۴	کالا به سرمایه در گردش	۰.۰۷۹	۰.۰۱	۰.۰۴۷	۰.۰۵۴	-۰.۰۶۲	۰.۰۲۱	۰.۰۰۱	-۰.۰۲۳	۰.۰۱۴	۰.۱۴۳	۰.۸۱	۰.۰۱۳
۱۵	فروش خالص به سرمایه در گردش	۰.۰۹۷	۰.۰۲۱	۰.۰۸۵	۰.۱۳۸	-۰.۱۲	۰.۰۱۸	۰.۰۹۲	۰.۰۵۶	۰.۰۱۹	۰.۲۱۷	۰.۷۵	۰.۰۲۹
۱۶	فروش خالص به خالص دارایی ثابت	۰.۰۳۸	۰.۰۲۷	۰.۰۵۳	۰.۰۱۵	۰.۰۵۱	۰.۰۵۸	۰.۲۵۶	۰.۰۷۲	-۰.۰۰۲	۰.۷۸۵	۰.۱۲۲	۰.۰۲۷

شماره	نام نسبت‌ها	مؤلفه‌های اصلی											
		۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲
۱۷	مجموع دارایی‌ها به مجموع بدهی‌ها	-۰.۹۰۹	-۰.۰۳۲	-۰.۲۳۴	-۰.۲۴۶	-۰.۰۳۸	-۰.۰۰۶	-۰.۰۳	-۰.۰۲۲	-۰.۰۰۱	۰.۰۱۹	-۰.۰۴۶	۰.۰۱۱
۱۸	ارزش بازار سرمایه به ارزش دفتری کل بدهی‌ها	۰.۰۱	۰.۹۹	۰.۰۰۹	۰.۰۱۴	۰.۰۳۹	۰.۰۰۴	-۰.۰۱۹	۰.۰۳۱	۰.۰۱۲	۰.۰۲۱	-۰.۰۰۷	۰.۰۰۱
۱۹	نسبت دوره استقامت	-۰.۰۱۴	۰.۱۴۷	۰.۰۴۱	۰.۵۲۲	-۰.۰۳۶	۰.۰۱۳	-۰.۰۲	-۰.۱۳۲	-۰.۰۱۲	۰.۰۱	-۰.۰۴۹	۰.۰۱۹
۲۰	نسبت بدهی بلندمدت به حقوق صاحبان سهام	-۰.۰۲۵	۰.۸۷۱	۰.۰۴۹	۰.۰۱۵	۰.۰۱۲	۰.۰۱	-۰.۰۱۵	-۰.۱۹۸	-۰.۰۱۸	۰.۰۳۳	-۰.۰۱۲	۰.۰۱۲
۲۱	خرید به میانگین حساب‌های پرداختنی	۰.۰۱۸	۰.۹۷۳	-۰.۰۰۱	۰.۰۱۳	۰.۰۴۴	۰.۰۰۲	-۰.۰۱۹	۰.۰۸۶	۰.۰۱۹	۰.۰۱۸	-۰.۰۰۶	-۰.۰۰۲
۲۲	نسبت مالکانه	۰.۹۲۴	۰.۰۳۳	۰.۲۳۴	۰.۲۳۵	۰.۰۳۴	۰.۰۱	۰.۰۳۶	۰.۰۱۵	۰	-۰.۰۲۳	۰.۰۴۲	-۰.۰۱۳
۲۳	دارایی ثابت به بدهی بلندمدت	-۰.۰۵	۰.۰۰۳	۰.۰۴۶	۰.۰۱	۰.۰۳۹	-۰.۰۳۸	۰.۰۴	۰.۰۲۱	۰.۰۰۹	۰.۸۷	۰.۰۲۷	-۰.۰۱۷
۲۴	سود عملیاتی به حقوق صاحبان سهام	۰.۰۲۹	۰.۰۵۱	۰.۰۱۳	۰.۰۴	۰.۰۱۳	۰.۰۰۸	۰.۰۳	۰.۹۴۸	-۰.۰۰۳	-۰.۰۲۵	۰.۰۰۵	۰.۰۲۳
۲۵	دارایی ثابت به مجموع بدهی و حقوق صاحبان سهام	۰.۰۹۸	۰.۰۲۶	-۰.۰۱۵	-۰.۰۲۴	-۰.۰۰۶	۰.۰۰۸	۰.۰۴۴	۰.۰۲۷	-۰.۰۳۸	۰.۶۷۳	-۰.۰۷۱	۰.۰۱۵
۲۶	بهای تمام‌شده به فروش	-۰.۳۰۴	۰	-۰.۷۴۶	-۰.۲۳	-۰.۱۸۴	-۰.۰۴۳	۰.۱۵۱	-۰.۰۳۸	-۰.۰۱۵	۰	-۰.۰۶۳	-۰.۱۲۷
۲۷	هزینه مالی به فروش	-۰.۰۳۴	-۰.۰۳۱	-۰.۰۳۱	-۰.۰۳۸	-۰.۹۳۸	-۰.۰۴۸	-۰.۰۶۳	۰.۰۰۴	-۰.۰۱۱	۰.۰۲۴	۰.۰۵۸	-۰.۰۹۵
۲۸	سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها	۰.۹۲۳	۰.۰۲۹	۰.۱۶۸	۰.۲۱۱	۰.۰۲۴	-۰.۰۰۸	۰.۰۰۲	۰.۰۱	-۰.۰۰۱	۰.۱۷۷	۰.۰۶۲	-۰.۰۲۸
۲۹	اندوخته‌ها به حقوق صاحبان سهام	۰.۰۹۳	۰.۶۶۸	-۰.۰۸۶	۰.۰۲۵	۰.۰۸	-۰.۰۲۷	۰.۰۰۴	۰.۰۴۲	۰.۰۱۲	-۰.۱۲۸	۰.۰۷۴	-۰.۰۱۵

شماره	نام نسبت‌ها	مؤلفه‌های اصلی											
		۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲
۳۰	سود عملیاتی به فروش	۰.۲۳۲	۰.۰۰۹	۰.۳۱۸	۰.۰۹۲	۰.۲۴۴	۰.۷۸۱	-۰.۰۴۹	-۰.۰۰۸	-۰.۰۰۲	۰.۰۵۳	۰.۰۱۷	۰.۰۴
۳۱	سود عملیاتی به جمع دارایی‌ها	۰.۰۲۱	۰.۰۰۹	۰.۷۴۴	۰.۱۹۹	۰.۰۰۸	۰.۱۰۷	۰.۱۷۲	۰.۰۴۱	۰.۰۲۷	۰.۰۵۵	۰.۰۳	۰.۰۲۷
۳۲	نرخ رشد فروش	۰.۰۰۴	-۰.۰۱	۰.۰۰۷	۰.۰۰۵	-۰.۰۹۶	-۰.۹۵۸	-۰.۰۸۲	-۰.۰۱۷	۰.۰۲	۰.۰۳۵	-۰.۰۱	۰.۱۶۳
۳۳	دوره گردش عملیات	۰.۰۰۴	-۰.۰۱	۰.۰۰۷	۰.۰۰۵	-۰.۰۹۶	۰.۲۵۵	-۰.۹۵۸	-۰.۰۱۷	۰.۰۲	۰.۰۳۵	-۰.۰۱	۰.۱۶۳
۳۴	نسبت پوشش بهره نقدی	-۰.۰۰۲	-۰.۰۰۳	-۰.۰۵۱	۰.۰۰۲	-۰.۹۳۴	-۰.۱۲۶	-۰.۲۰۲	-۰.۰۳۶	-۰.۰۰۳	۰.۰۹۲	-۰.۰۱۳	-۰.۱۳۵
۳۵	سرمایه در گردش به کل بدهی‌ها	-۰.۰۷۹	۰.۰۹۸	۰.۰۲۱	-۰.۰۷۱	-۰.۰۳۹	-۰.۰۸۷	۰.۰۲۲	-۰.۰۵۲	-۰.۰۰۷	۰.۰۳۶	۰.۷۷۵	-۰.۰۴
۳۶	سرمایه در گردش به حقوق صاحبان سهام	۰.۳۵۹	۰.۰۰۶	۰.۱۶۶	۰.۸۱۸	۰.۰۵۲	-۰.۰۳۸	۰.۰۳۵	۰.۰۰۳	۰.۰۳۱	۰.۲۱۵	۰.۰۸	-۰.۲
۳۷	فروش به کل بدهی‌ها	۰.۰۰۱	-۰.۸۸۲	-۰.۰۶۶	-۰.۰۰۲	۰.۰۶۷	-۰.۰۲۱	۰.۰۲۳	۰.۲۹۲	۰.۰۰۴	-۰.۰۰۳	۰.۰۷۷	-۰.۰۱
۳۸	فروش خالص به کل دارایی‌ها	۰.۲۴	۰.۰۲	۰.۲۸۹	۰.۵۷۳	۰.۰۱۹	۰.۱۱۹	۰.۳۴۷	۰.۴۴۹	۰.۰۲۳	۰.۰۲۹	۰.۰۹۶	۰.۱۴۷
۳۹	بدهی جاری به کل دارایی‌ها	-۰.۹۲۹	-۰.۰۲۷	-۰.۱۸۸	-۰.۲۲۳	-۰.۰۳	-۰.۰۲۱	-۰.۰۱۶	-۰.۰۱۴	-۰.۰۰۹	۰.۰۷۴	-۰.۰۳۷	۰.۰۰۸
۴۰	کل بدهی‌ها به سود و زیان انباشته	۰.۸۷۸	۰.۰۳۱	۰.۲۴۱	۰.۰۹۷	۰.۰۲۲	۰.۰۲	-۰.۰۰۱	۰.۰۲۸	-۰.۰۱۴	۰.۰۵۵	۰.۰۲۵	۰
۴۱	سود قبل از مالیات و بهره به بدهی	۰.۱۵۲	-۰.۰۰۸	۰.۶۴۴	۰.۰۲۵	۰.۰۱۵	۰.۰۶۷	۰.۱۴	۰.۰۴۵	۰.۰۴۹	-۰.۰۵۸	۰.۰۳۴	۰.۱۱۹
۴۲	نسبت پوشش جریان وجوه	۰.۰۴۸	-۰.۱۸۵	۰.۱۶۵	۰.۴۵	-۰.۰۳۱	۰.۰۲۸	۰.۰۶	۰.۸۲۸	۰.۰۱۹	۰.۰۷۱	۰.۰۱۷	۰.۰۰۳
۴۳	سود قبل از مالیات و بهره به فروش	۰.۱۵۶	۰.۰۱۶	۰.۲۶۱	۰.۰۷۲	۰.۱۲۵	۰.۳۱۲	-۰.۰۵۸	۰.۷۴۹	۰.۰۱۱	۰.۰۱۷	-۰.۰۳	-۰.۰۰۵
۴۴	سود خالص بر حقوق صاحبان سهام	-۰.۰۳۳	-۰.۳۵۵	۰.۱۰۷	۰.۰۳۴	-۰.۱۳	۰.۰۴۸	۰.۰۱۹	۰.۵۷۹	-۰.۰۰۲	۰.۰۸۷	-۰.۰۹۱	۰.۰۴۲

شماره	نام نسبت‌ها	مؤلفه‌های اصلی											
		۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲
۴۵	هزینه‌های مالی به میانگین بدهی	-۰.۱۷۱	۰.۰۱۶	-۰.۲۱۵	-۰.۲۵۱	-۰.۴۵	۰.۱۲۲	-۰.۱۱۵	-۰.۰۲۴	۰.۰۶	-۰.۰۲۳	-۰.۰۵۳	-۰.۰۲
۴۶	نرخ رشد سود ناویژه	۰.۰۱۶	-۰.۰۸۲	۰.۰۷۱	-۰.۰۰۴	-۰.۰۳	۰.۰۰۲	۰.۱۷۶	-۰.۰۹۷	۰.۶۷۵	۰.۰۵۴	-۰.۱۶۳	۰.۰۲۲
۴۷	نرخ رشد حقوق صاحبان سهام	-۰.۰۳۳	۰.۰۰۶	۰.۰۹۱	۰.۰۳۴	۰.۰۱۴	-۰.۰۵۹	۰.۰۴۹	-۰.۰۲۹	۰.۵۹	۰.۰۰۶	۰.۰۵۱	۰.۰۲۲
۴۸	فروش به میانگین حساب دریافتنی	-۰.۰۶۲	۰.۵۲۷	۰.۱۳۸	۰.۰۱۹	۰.۰۵۲	۰.۰۸۷	۰.۲۱۵	۰.۰۲۳	-۰.۰۲۲	-۰.۲۶۸	۰.۱۷۵	۰.۱۱۴
۴۹	نسبت پوشش بدهی نقدی	۰.۰۶۱	-۰.۰۱	۰.۳۱۳	۰.۶۴۵	-۰.۰۳۴	۰.۰۷	۰.۰۷۷	۰.۰۱۹	-۰.۰۰۹	-۰.۲	۰.۰۰۷	۰.۰۹۷
۵۰	وجه نقد عملیاتی به کل دارایی‌ها	۰.۱۹۳	-۰.۰۱۱	۰.۶۵	۰.۱۹۱	-۰.۰۵۳	۰.۰۶۶	۰.۰۷۳	-۰.۰۰۱	۰.۰۰۳	-۰.۱۱	-۰.۰۱۶	۰.۰۲۲
۵۱	قیمت به سود هر سهم	۰.۲۵۹	۰.۰۵۶	۰.۷۳۱	۰.۰۷۱	۰.۰۶۵	-۰.۰۱۷	۰.۱۴۱	۰.۰۴۴	۰.۰۲۴	۰.۰۹۳	۰.۱۰۸	-۰.۰۷
۵۲	قیمت به ارزش دفتری سهام	۰.۱۳۸	۰.۰۷۷	۰.۶۰۱	۰.۰۷	۰.۰۸۱	۰.۰۵۳	۰.۱۱	۰.۰۹۲	۰.۰۴۴	-۰.۰۱۹	۰.۰۵۴	-۰.۰۳۳
۵۳	وجوه نقد عملیاتی به بدهی‌های جاری	۰.۰۵۲	-۰.۰۱	۰.۳۹	۰.۶۵۲	-۰.۰۳۷	۰.۰۷	۰.۰۶	۰.۰۱۷	-۰.۰۲	-۰.۲۲۴	۰.۰۰۵	۰.۱
۵۴	دوره واریز بستانکاران	-۰.۰۴	۰.۰۰۳	۰.۰۶۶	-۰.۱۹	۰.۰۶۳	-۰.۱۴۲	-۰.۰۳۴	۰.۰۰۴	۰.۰۱۱	۰.۰۵۴	-۰.۰۰۵	۰.۸۵۳
۵۵	بدهی بلندمدت به سرمایه در گردش	۰.۰۱	-۰.۰۰۴	۰.۰۶۸	-۰.۰۱۳	۰.۰۲۷	-۰.۰۱۲	۰.۰۲۶	-۰.۰۳۶	-۰.۰۰۸	-۰.۱۴۹	۰.۶۸۶	-۰.۰۴۴