

## A Firms' Bankruptcy Prediction Model Based on Selected Industries by Using Decision Trees Model

Mahdi Nazemi Ardakani<sup>\*1</sup>, Vahid Zare MehrJardi<sup>2</sup>, Alireza Mohammadi Nodooshan<sup>3</sup>

- 1- Assistant Professor, Department of Accounting, Faculty of Economics, Management and Accounting, University of Yazd, Yazd, Iran  
nazemi@yazd.ac.ir
- 2- M.Sc., Department of Accounting, Faculty of Economics, Management and Accounting, University of Yazd, Yazd, Iran  
vahid69.zare@gmail.com
- 3- Instructor, Department of Computer Engineering and Information Technology, Faculty of Engineering, Valieasr University of Rafsanjan, Rafsanjan, Iran  
a.mohammadi@vru.ac.ir

### Abstract

Investors are always looking for information about their investment choices to have a favorable investment and an optimized allocation of their resources. Bankruptcy prediction of the firm is one of the most important subjects that can help investors in this way. Many studies have been done in the field of bankruptcy prediction. However, the majority of them provide a general model for all industries as a unit. The main objective of this study is presenting a bankruptcy prediction model, specific for each industry, for three industries including automobile and parts manufacturing, chemical products, and Food, except for sugar products, using decision trees model. To determine bankruptcy of the firm we used the criteria of Article 141 in Commercial Code. This research was performed from 2002 to 2014. The results show that the designed model has a prediction accuracy of 95.95, 96.83 and 97.83 percent for automobile and parts manufacturing industry, chemical products industry, and Food, except for sugar products industry, respectively. These findings reflect high accuracy of these three models, especially for Food, except for sugar products industry.

**Keywords:** Bankruptcy, Bankruptcy prediction, Financial ratios, Decision tree model

### طراحی و تبیین الگوی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها برحسب صنایع منتخب با استفاده از الگوی درخت تصمیم

مهدی ناظمی اردکانی<sup>۱\*</sup>، وحید زارع مهرجردی<sup>۲</sup>، علیرضا محمدی ندوشن<sup>۳</sup>

۱- استادیار گروه حسابداری، دانشکده اقتصاد، مدیریت و حسابداری دانشگاه یزد، یزد، ایران

e.anvari@scu.ac.ir

۲- کارشناسی ارشد، گروه حسابداری، دانشکده اقتصاد، مدیریت و حسابداری دانشگاه یزد، ایران

khodapanah@scu.ac.ir

۳- مربی گروه مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشکده فنی و مهندسی دانشگاه ولی عصر (عج) رفسنجان، رفسنجان، ایران

e.takband@yahoo.com

### چکیده

سرمایه‌گذاران همواره به دنبال کسب اطلاعات درباره گزینه‌های سرمایه‌گذاری خود برای سرمایه‌گذاری مطلوب و تخصیص بهینه منابع خویش هستند. پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها یکی از مهم‌ترین موضوعاتی است که سرمایه‌گذاران را در این راه یاری می‌کند. پژوهش‌های زیادی در حوزه پیش‌بینی ورشکستگی انجام شده است؛ با این حال، بیشتر آنها الگویی کلی برای تمامی صنایع به صورت واحد ارائه کرده‌اند. هدف اصلی این پژوهش آن است که الگوی پیش‌بینی ورشکستگی مناسب برای صنایع خودرو و ساخت قطعات، محصولات شیمیایی و محصولات غذایی به جز قند و شکر، خاص هر صنعت طراحی و تبیین شود. این الگو از درخت تصمیم برای پیش‌بینی استفاده می‌کند. برای تعیین ورشکستگی شرکت‌ها از معیار ماده ۱۴۱ قانون تجارت استفاده شده است. قلمرو زمانی این پژوهش را سال‌های ۱۳۸۰ تا ۱۳۹۲ تشکیل می‌دهد. نتایج پژوهش نشان می‌دهد الگوی طراحی شده برای صنایع خودرو و ساخت قطعات، محصولات شیمیایی، محصولات غذایی به جز قند و شکر به ترتیب، دقت پیش‌بینی ۹۵/۹۵، ۹۶/۸۳ و ۹۷/۸۳ درصد را دارد که این اعداد، دقت زیاد الگوی طراحی شده را برای این سه صنعت (به ویژه برای صنعت محصولات غذایی به جز قند و شکر) نشان می‌دهد.

**واژه‌های کلیدی:** الگوی درخت تصمیم، پیش‌بینی ورشکستگی، نسبت‌های مالی، ورشکستگی

## مقدمه

هر صنعت را از لحاظ ورشکسته یا سالم بودن، با استفاده از الگوی طراحی شده خاص آن صنعت می‌توانند بررسی و تصمیم‌های مناسب را اتخاذ کنند. در ایران، پژوهش‌های زیادی درباره پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها انجام شده است؛ اما گفتنی است تاکنون درباره الگوی درخت تصمیم تنها حسینی و رشیدی (۲۰۱۳) یک پژوهش، آن هم در سطح کلیه صنایع و نه برحسب یک صنعت خاص انجام داده‌اند؛ از این رو، در این پژوهش سعی می‌شود الگوی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها، خاص صنعت خودرو و ساخت قطعات، صنعت شیمیایی و صنعت محصولات غذایی به جز قند و شکر با استفاده از الگوی درخت تصمیم طراحی و تبیین شود؛ الگویی که ویژگی‌های خاص هر صنعت را نیز تبیین کند.

## مبانی نظری

تخصیص بهینه منابع، مهم‌ترین هدف سرمایه‌گذاران است؛ منابعی که بدون تردید نامحدود است. از مؤثرترین منابع اطلاعاتی مدنظر سرمایه‌گذاران در راستای دستیابی به این هدف، اطلاعات مربوط به عملکرد شرکت است. از جمله مهم‌ترین اطلاعاتی که فعالان بورس اوراق بهادار تهران از آن استفاده می‌کنند، اطلاعات مربوط به صورت سود و زیان و به ویژه اطلاعات مربوط به سود هر سهم است. کاهش مستمر سود هر سهم و کاهش سود تقسیمی آن، در بردارنده پیام‌های منفی برای سرمایه‌گذاران درباره عملکرد شرکت است؛ از این رو، سرمایه‌گذاران در انجام سرمایه‌گذاری در چنین شرکت‌هایی با احتیاط بیشتری برخورد می‌کنند؛ زیرا می‌دانند ادامه این روند ممکن است به ورشکستگی شرکت منجر شود؛ از این رو، پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها، یکی از

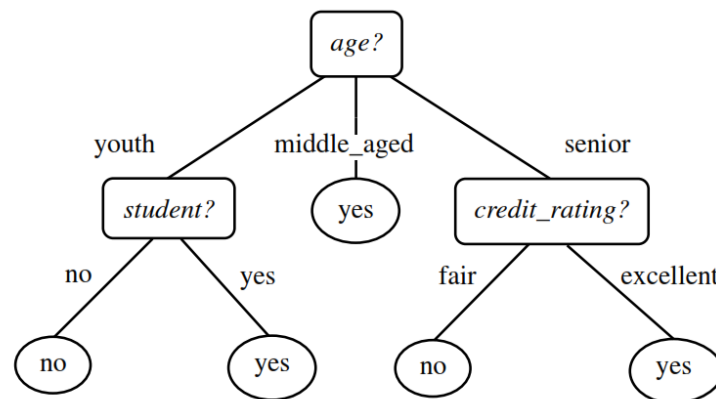
ورشکستگی یا شکست مالی شرکت‌ها، رویداد ناخوشایندی است که همواره موضوع مهمی به شمار می‌رود. به تازگی، شواهد نشان داده است شرکت‌هایی که در معرض ورشکستگی قرار دارند، ارزش بازار آنها به شدت کاهش می‌یابد. این موضوع باعث می‌شود مدیران، سرمایه‌گذاران، بانک‌ها و مؤسسات مالی و اعتباری و سایر گروه‌های صاحب‌نفع به شدت تحت تأثیر ورشکستگی شرکت‌ها قرار گیرند [۲]؛ زیرا شکست مالی یا ورشکستگی یک شرکت، رویدادی است که زیان‌های زیادی را به افراد و گروه‌های فوق می‌تواند تحمیل کند؛ از این رو، این گروه‌ها نه تنها علاقه‌مند هستند بدانند که آیا یک شرکت ورشکسته خواهد شد یا نه، می‌خواهند بدانند چه زمانی شرکت ورشکسته خواهد شد [۱۸].

نظر به مطالب فوق و برای پرهیز از زیان‌های هنگفتی که به واسطه ورشکستگی پدید می‌آید، انجام پژوهش‌های آکادمیک و مطالعات فراوان در این زمینه، امری ضروری به شمار می‌رود؛ بنابراین طراحی الگوها و الگوهای پیش‌بینی ورشکستگی با بیشترین دقت پیش‌بینی، بسیار مهم است. در این زمینه، اطلاعاتی که سیستم حسابداری تهیه و ارائه کرده است، نقش پررنگی دارد. بیشتر پژوهش‌های انجام شده در این زمینه، الگویی کلی برای تمامی صنایع به صورت واحد ارائه کرده‌اند. از آنجا که صنایع مختلف، ویژگی‌های خاص خود را دارند، زمانی که یک الگوی پیش‌بینی ورشکستگی به صورت واحد برای تمامی صنایع ارائه می‌شود، دیگر نمی‌توان گفت ویژگی‌های خاص هر صنعت در آن لحاظ شده است. علاوه بر این سرمایه‌گذاران و کلیه استفاده‌کنندگان از الگوهای طراحی شده خاص هر صنعت، با اطمینان بیشتری، وضعیت مالی شرکت‌های

غلبه کنند؛ با این حال، دقت پیش‌بینی چنین الگوهایی با تردیدهای زیادی روبه‌رو بود. از جمله الگوهایی که بنابر پژوهش‌های پیشین [۷] دقت پیش‌بینی زیادی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها داشت، الگوی درخت تصمیم بود. درخت تصمیم یکی از الگوریتم‌های یادگیری با نظارت است. درخت‌های تصمیم با توجه به ویژگی‌هایی از قبیل امکان نمایش پیش‌بینی به صورت قواعد ساده if-then-else یا امکان استفاده از آنها زمانی که همه مشخصه‌های نمونه‌ها در دسترس نباشد، کاربردهای زیادی در طبقه‌بندی و پیش‌بینی دارد. مسلم است که این روش، از درخت‌ها برای الگو کردن استفاده می‌کند. مانند هر الگوریتم یادگیر دیگر، این الگوریتم هم از دو فاز تشکیل شده است: فاز یادگیری و فاز پیش‌بینی. در فاز یادگیری، الگوریتم سعی می‌کند از روی داده‌های یادگیری، یک درخت ایجاد کند. این درخت چیزی شبیه یک فلوچارت است که در آن هر گره داخلی، یک صفت را آزمایش می‌کند، هر کمان مقدار یک صفت را نمایش می‌دهد و هر برگ یک طبقه از داده‌ها را نشان می‌دهد [۱۶]. نمونه‌ای از درخت تصمیم در شکل ۱ نمایش داده شده است [۸]. در این شکل، گره‌ها با مستطیل و برگ‌ها با بیضی نمایش داده شده‌اند.

مؤثرترین موضوعات مدنظر سرمایه‌گذاران قبل از انجام هرگونه سرمایه‌گذاری است. هدف راه‌اندازی هیچ کسب و کاری، ورشکستگی و انحلال نیست. ورشکستگی شرکت‌های مختلف در طول تاریخ، کسب و کارهای مختلف را بر آن داشته است عملکرد شرکت خود و در نتیجه، احتمال ورشکستگی آن را در آینده پیش‌بینی کنند؛ زیرا پیش‌بینی ورشکستگی، به توانایی شرکت برای اندیشیدن تمهیدات لازم قوت می‌بخشد و به شرکت امکان می‌دهد تغییراتی متناسب با این وضعیت برای جلوگیری از مضیقه مالی و ورشکستگی انجام دهد.

از دهه ۱۹۶۰ پژوهشگران، الگوهای آماری و ریاضی مختلفی برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها ارائه کردند. اولین الگو، الگوی بیور در سال ۱۹۶۶ بود و دو سال بعد، آلتمن، الگوی پیش‌بینی ورشکستگی خود را براساس تحلیل تمایزی ارائه کرد. الگوی آلتمن مبنای پژوهش‌های پژوهشگران مختلفی قرار گرفت تا شاید با انجام تغییراتی در الگوی اصلی، دقت پیش‌بینی الگو را ارتقا دهند؛ با این حال، فرضیه‌هایی مثل نرمال بودن و یا همسانی واریانس، از محدودیت‌های این الگوها بود. بعدها افرادی مثل اولسون بر آن شدند با مطرح کردن رگرسیون لجیستیک، بر این محدودیت‌ها



شکل (۱) نمونه‌ای از درخت‌های تصمیم

wep0: درصدی از داده‌های آزمون که در آنها پیش‌بینی اشتباه رخ می‌دهد. این پیش‌بینی به این صورت است که شرکت در واقع، سالم است؛ ولی ورشکسته پیش‌بینی می‌شود. wep1 درصدی از داده‌های آزمون است که در آنها پیش‌بینی اشتباه رخ می‌دهد و این پیش‌بینی به این صورت است که شرکت در واقع، ورشکسته است؛ ولی سالم پیش‌بینی می‌شود.

یکی از مشکلات اصلی درختان تصمیم، ناپایداری آنها نسبت به داده‌های ورودی است؛ یعنی اندک تغییری در مشخصه‌های نمونه‌ها، شکل درخت تصمیم و در نتیجه، قواعد آن را به کلی می‌تواند دگرگون کند. مشکل دیگر نیز اورفیتینگ<sup>۴</sup> است. این مشکل در بدترین حالت، زمانی رخ می‌دهد که درخت تصمیم سعی کند برای هر نمونه ورودی، یک برگ درخت تشکیل دهد؛ یعنی اگر n داده ورودی داشته باشیم، برای هر داده ورودی یک برگ تشکیل شود؛ در نتیجه، n قاعده که هر یک مربوط به یک داده ورودی است، به عنوان خروجی درخت تصمیم تولید می‌شود. این مشکلات را با انتخاب مقدار مناسب msl<sup>۵</sup> می‌توان کنترل کرد. این معیار به شکل زیر تعریف می‌شود. msl حداقل تعداد نمونه‌هایی است که باید در هر برگ درخت وجود داشته باشند؛ یعنی اگر در هر ند کمتر از این تعداد نمونه وجود داشت، نمونه‌های زیر برگ‌های آن ند در آن تجمیع می‌شوند و آن ند را به یک برگ تبدیل می‌کنند. در این حالت، اگر همه نمونه‌ها از یک کلاس بود، برچسب برگ نیز آن کلاس کلی است. در صورتی که همه از یک کلاس نبود، برچسب بیشتر نمونه‌هایی که در آن برگ افتاده‌اند، برچسب آن کلاس خواهد بود؛ به عنوان مثال، در مثال خرید

در اینجا مشخصه‌های<sup>۱</sup> افراد (نمونه‌ها) شامل دانشجوی بودن یا نبودن، رده سنی و میزان درآمد آنها بوده است. متغیر هدف<sup>۲</sup> نیز این است که یک نمونه کامپیوتر بخرد یا نه. در اینجا، الگوریتم درخت تصمیم، داده‌های یادگیری را بررسی و از روی آنها مشاهده کرده است تمامی افرادی که سن متوسط داشته‌اند، این کامپیوتر را خریده‌اند؛ بنابراین، این قاعده در سطح دوم درخت در گره میانی (تنها برگ سطح دوم درخت) نمایش داده شده است. درباره افراد جوان، الگوریتم، قاعده‌ای کلی را مشاهده نکرده است. در سطح دوم، درخت بنا بر دانشجوی بودن یا نبودن آنها به قواعد مشخصی رسیده است؛ به عنوان مثال، در اینجا مشاهده کرده است تمامی افراد جوان و دانشجوی، این کامپیوتر را خریده‌اند؛ بنابراین، این قاعده در سطح سوم درخت در برگ دوم از سمت چپ نمایش داده شده است.

فاز پیش‌بینی: در این فاز بر مبنای مشخصه‌های یک نمونه داده جدید از مجموعه داده آزمون و از روی قواعدی که از درخت تصمیم استنتاج شده است، متغیر هدف را می‌توان پیش‌بینی کرد؛ به عنوان مثال، در نمونه بالا در صورتی که فردی با مشخصه‌های مسن بودن و وضع مالی متوسط در دسترس باشد، متغیر هدف برای او، «نخریدن کامپیوتر» پیش‌بینی می‌شود. معیارهای مختلفی در فاز پیش‌بینی برای بررسی کارایی درخت‌های تصمیم می‌تواند استفاده شود که از جمله آنها به معیار «درصد پیش‌بینی اشتباه»<sup>۳</sup> می‌توان اشاره کرد که با wep به آن رجوع می‌شود. مسلم است که این معیار، خود از جمع دو معیار wep0 و wep1 با تعاریف محاسبه می‌شود:

1. feature
2. target variable
3. wrong estimation percent

4. overfitting  
5. min samples leaf

حل می‌کند؛ حتی در این الگوریتم، امکان وزن‌دهی به مشخصه‌ها وجود دارد؛ یعنی وزن، اهمیت‌دهی به برخی از مشخصه‌های نمونه‌ها را از دیگر مشخصه‌ها بیشتر می‌کند. درخت‌های کارت هم مشابه با C4.5 هستند؛ به‌جز اینکه مراحل اضافه مثل ساخت \*rule set\* را که در الگوریتم C4.5 وجود دارد، از مراحل میانی حذف می‌کنند.

درختان تصمیم در کاربردهای رگرسیون هم استفاده می‌شوند که با توجه به گسسته بودن متغیر هدف این پژوهش، (ورشکسته شدن یا نشدن شرکت‌ها) آن موارد بررسی نمی‌شود.

در ادامه، برخی از پژوهش‌های داخلی و خارجی انجام شده در این حوزه بررسی می‌شود. اسماعیل‌زاده مقری و شاکری (۲۰۱۵) تلاش کردند با استفاده از دو الگوی مختلف پیش‌بینی، الگوی شبکه‌ی بیزی ساده از سیستم‌های خبره و هوش مصنوعی و الگوی تحلیل پوششی داده‌ها از فنون پژوهش در عملیات، درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران را پیش‌بینی کنند که در بازه زمانی ۱۳۸۹ تا ۱۳۹۱ فعال بوده‌اند. نتایج حاصل از پژوهش آنها نشان داد هر دو الگوی طراحی شده، قابلیت پیش‌بینی وقوع درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران را تا دو سال قبل از وقوع آن دارد. آنها با استفاده از آزمون مقایسه‌ی زوجی، دو الگوی مختلف را با یکدیگر مقایسه کردند. نتایج این مقایسه، تفاوت معنی‌داری را میان wep دو الگو با یکدیگر در سال درماندگی مالی و نیز یک تا دو سال قبل از آن نشان نداد. حسینی و رشیدی (۲۰۱۳) ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران را با استفاده از درخت تصمیم و رگرسیون لجستیک بررسی کردند. نتایج

کامپیوتر اگر msl را برابر ۵ قرار دهیم، باید در هر برگ حداقل ۵ نمونه از داده‌های یادگیری قرار گیرند. در این حالت، مثلاً اگر همه از کلاس yes بودند، برچسب کلی برگ هم yes خواهد بود؛ یعنی در فاز پیش‌بینی، اگر نمونه‌ای بر مبنای ویژگی‌هایش در مسیر درخت به این برگ رسید، برچسب yes را به خود می‌گیرد. اکنون، اگر مثلاً ۳ نمونه از داده‌های این برگ از کلاس no و ۲ نمونه از کلاس yes بود، برچسب کلی برگ no خواهد بود.

همانگونه که در شکل ۱ دیده می‌شود، درخت تصمیم بر مبنای مشخصه سن، اولین سطح از دسته‌بندی را صورت داده است. به‌طور قطعی، این امکان وجود داشت که بر مبنای یکی دیگر از مشخصه‌ها نیز این دسته‌بندی انجام شود. چگونگی ترتیب انتخاب مشخصه‌ها، خود در عمق درخت و حتی دقت تصمیم‌گیری آن به‌ویژه، زمانی که msl محدود شود، تأثیرگذار است. الگوریتم‌های مختلفی برای مشخص کردن ترتیب این مشخصه‌ها وجود دارد. بر مبنای اینکه از کدام یک از الگوریتم‌ها استفاده شود، درخت‌های تشکیل شده از خروجی آن الگوریتم‌ها نیز ساختار متفاوتی پیدا می‌کنند. سه نمونه از این درخت‌ها، درخت‌های ID3 [۱۷] و C4.5 [۱۵] و کارت<sup>۱</sup> (۱۹۸۹) هستند. بررسی جزئیات این درخت‌ها خارج از مباحث این نوشتار است؛ ولی در ادامه، به برخی تفاوت‌های بنیادی این الگوریتم‌ها اشاره می‌شود. اولین الگوریتم ارائه شده برای ساخت درخت‌های تصمیم ID3 بود. الگوریتم C4.5 بسیاری از کاستی‌های ID3 از جمله قبول نکردن مشخصه‌های گسسته، تصمیم‌گیری بر برخی از نمونه‌هایی که برخی از مشخصه‌های آنها نامشخص است و مسأله اورفیتینگ را

نشان داد هر دو الگو، wep کمی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها دارند؛ ولی در مجموع، wep الگوی رگرسیون لجستیک نسبت به الگوی درخت تصمیم کارت کمتر است و در نهایت، مشخص شد الگوی رگرسیون لجستیک نسبت به الگوی درخت تصمیم کارت، ابزار مناسب‌تری برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها است و محافظه‌کارانه‌تر عمل می‌کند.

احمدپور و میرزایی اسرمی (۲۰۱۲) تلاش کردند الگوی تحلیل تمایزی چندگانه را با الگوی شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران مقایسه کنند. یافته‌های حاصل از پژوهش آنها نشان داد الگوی شبکه‌های عصبی پژوهش، با wep1 صفر درصد، شرکت‌های ورشکسته و با wep0 ۱/۶ درصد، شرکت‌های غیرورشکسته را پیش‌بینی می‌کند. نتایج نشان داد الگوی تحلیل تمایزی چندگانه، شرکت‌های ورشکسته و غیرورشکسته را به ترتیب، با wep1 ۳/۷ درصد و wep0 ۹/۴ درصد پیش‌بینی می‌کند؛ بنابراین مشخص شد الگوی شبکه‌های عصبی مصنوعی، wep کمتری نسبت به الگوی تحلیل تمایزی چندگانه دارد. پورزمانی و همکاران (۲۰۱۰) کوشیدند الگوهایی با استفاده از متغیرهای مالی برای افزایش توان تصمیم‌گیری استفاده‌کنندگان صورت‌های مالی در پیش‌بینی بحران مالی شرکت‌ها تعیین کنند. چهار الگوی پیش‌بینی بحران مالی تحلیل تمایزی چندگانه، الگوریتم ژنتیک خطی، الگوریتم ژنتیک غیرخطی و شبکه‌های عصبی، برای پیش‌بینی بحران مالی دو سال قبل از وقوع آن تدوین شد. نتایج نشان داد این الگوها به ترتیب، wep ۱۷/۸۱، ۱۶/۲، ۱۵/۴۹ و ۲/۸۲ درصد دارند؛ بنابراین با توجه به نتایج آزمون

مشخص شد الگوی مبتنی بر شبکه‌های عصبی، کمترین wep را در پیش‌بینی بحران مالی شرکت‌ها دارد. گنگ<sup>۱</sup> و همکاران (۲۰۱۵) تلاش کردند در ماندگی مالی ۱۰۷ شرکت چینی لیست‌شده در بورس اوراق بهادار را بین سال‌های ۲۰۰۱ تا ۲۰۰۸ با استفاده از تکنیک داده‌کاوی پیش‌بینی کنند. براساس این، با استفاده از این تکنیک، الگوهای هشدار در ماندگی مالی طراحی و ساخته شد. در این مطالعه، ابتدا با رویکردی مقایسه‌ای نشان داده شد شبکه‌های عصبی، wep کمتری نسبت به الگوهای درخت تصمیم و ماشین بردار پشتیبان دارد. در نهایت، براساس نتایج پژوهش، مشخص شد الگوی طراحی و ساخته‌شده با استفاده از تکنیک داده‌کاوی، روش مناسبی برای پیش‌بینی در ماندگی مالی شرکت‌های لیست‌شده در بورس اوراق بهادار چین است. وای کیم<sup>۲</sup> و آپنجا<sup>۳</sup> (۲۰۱۴) کوشیدند با استفاده از الگوهای درخت تصمیم و درخت تصمیم آدابستد<sup>۳</sup>، در ماندگی مالی رستوران‌ها را پیش‌بینی کنند. آنها مطالعه خود را بر رستوران‌های تجاری عمومی ایالات متحده برای دوره زمانی ۱۹۸۸ تا ۲۰۱۰ با استفاده از دو الگوی مزبور انجام دادند. هر یک از این الگوها به سه بخش تقسیم شدند: الگوی خدمات کامل، الگوی خدمات محدود و الگوی کلی. نتایج نشان داد الگوی درخت تصمیم سرویس کامل، wep ۳/۰۱ درصد و الگوی درخت تصمیم سرویس محدود، wep ۳/۲۷ درصد دارند. به همین ترتیب، نتایج نشان داد الگوی درخت تصمیم آدابستد سرویس کامل، الگوی درخت تصمیم آدابستد سرویس محدود و الگوی کلی درخت تصمیم آدابستد، به ترتیب، wep ۱/۹، ۶/۹۲ و

1. Geng  
2. Y. Kim & Upenja  
3. Adaboosted

wep1 شبکه‌های عصبی و رگرسیون لجستیک، همه شرکت‌های ناموفق را به درستی طبقه‌بندی می‌کنند و الگوریتم درخت تصمیم، بیشترین wep را در طبقه‌بندی شرکت‌های موفق از ناموفق دارد.

نظر به مطالب فوق، فرضیه‌های پژوهش حاضر به شرح زیر است:

۱- الگوی درخت تصمیم، قابلیت پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های صنعت خودرو و ساخت قطعات را دارد.

۲- الگوی درخت تصمیم، قابلیت پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های صنعت محصولات شیمیایی را دارد.

۳- الگوی درخت تصمیم، قابلیت پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های صنعت محصولات غذایی به جز قند و شکر را دارد.

### روش پژوهش

متغیرهای مستقل براساس بهترین نسبت‌ها در نتایج پژوهش‌های قبلی [۲۰، ۱۲، ۱۳، ۲ و ۱] انتخاب شد که در جدول ۱ آورده شده است.

۲/۳۱ درصد دارند. در نهایت، مشخص شد الگوی درخت تصمیم آدابستد، wep کمتری نسبت به الگوی درخت تصمیم دارد.

جنگ<sup>۱</sup> و همکاران (۲۰۱۲) رویکرد جدیدی را برای تنظیم صحیح عوامل مؤثر در عملکرد الگوی شبکه‌های عصبی شامل متغیرهای ورودی، تعداد گره‌های پنهان و ارزش تحلیل ثابت ارائه کردند. روش جستجوی شبکه و الگوریتم ژنتیک نیز به طور مدام برای تنظیم صحیح تعداد گره‌های پنهان و ارزش وزن پارامترهای فروپاشی به کار گرفته شد. این رویکرد برای بهبود عملکرد الگوی شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی احتمال ورشکستگی شرکت‌ها استفاده شد و نتایج آن با نتایج الگوهای پیش‌بینی ورشکستگی موجود مانند الگوی استدلال مبتنی بر مورد، درخت تصمیم، الگوی خطی تعمیم یافته، الگوی تحلیل تمایزی چندگانه و ماشین بردار پشتیبان مقایسه و مشخص شد این الگو به طور معنی‌داری، عملکرد بهتری نسبت به الگوهای مقایسه‌ای فوق دارد. اکسی<sup>۲</sup> (۲۰۱۱) کوشید با استفاده از الگوی درخت تصمیم، کارت ورشکستگی شرکت‌ها را پیش‌بینی کند. برای این منظور، از اطلاعات ۷۳ شرکت در بازه زمانی ۲۰۰۶ تا ۲۰۰۸ استفاده شد. نتایج نشان داد این الگو در گام آموزش با wep ۱۲/۰۸ درصد و در گام آزمایش با wep ۱۱/۴۳ درصد، داده‌ها را پیش‌بینی می‌کند؛ بنابراین مشخص شد این الگو، wep کمی در طبقه‌بندی شرکت برحسب عملکردشان دارد. لیو<sup>۳</sup> (۲۰۰۸) سه الگوی رگرسیون لجستیک، درخت تصمیم و شبکه‌های عصبی را از لحاظ پیش‌بینی موفق نبودن واحدهای تجاری بررسی کرد. نتایج نشان داد از لحاظ

1. Jeong  
2. Eksi  
3. Liou

## جدول (۱) متغیرهای پژوهش

نسبت بدهی	$X_{13}$	گردش موجودی کالا	$X_9$	بازده سرمایه ROE	$X_5$	نسبت بدهی جاری به ارزش ویژه	$X_1$
نسبت بدهی به ارزش ویژه	$X_{14}$	دوره وصول مطالبات	$X_{10}$	نسبت جاری	$X_6$	نسبت سود خالص به فروش	$X_2$
		گردش دارایی‌های ثابت	$X_{11}$	نسبت آنی	$X_7$	نسبت سود ناخالص به فروش	$X_3$
		گردش مجموع دارایی‌ها	$X_{12}$	نسبت دارایی‌های جاری	$X_8$	بازده دارایی‌ها ROA	$X_4$

بورس اوراق بهادار تهران پذیرفته شده باشد؛ انتهای سال مالی آنها پایان اسفند هر سال باشد؛ در سال‌های مالی یادشده، تغییر فعالیت یا تغییر سال مالی نداشته باشد و کلیه اطلاعات لازم برای محاسبه متغیرهای پژوهش در سال مدنظر موجود باشد. کلیه داده‌ها و اطلاعات ضروری این پژوهش با نرم‌افزار ره‌آورد نوین استخراج شد. از معیار wep برای بررسی کارایی الگوی درخت تصمیم طراحی شده استفاده شد. برای محاسبه این درصد، همانگونه که در جدول ۲ ملاحظه می‌شود، داده‌های شرکت‌های در دسترس برای هر صنعت به دو دسته داده‌های آموزش و داده‌های آزمون تقسیم‌بندی می‌شود (داده‌ها برحسب شرکت - سال هستند؛ یعنی هر شرکت در هر سال یک داده است). داده‌های آموزش، ۷۵ درصد داده‌ها و داده‌های آزمون، ۲۵ درصد داده‌ها را تشکیل می‌دهد. بعد از انجام فاز یادگیری بر داده‌های آموزش و انجام مرحله پیش‌بینی بر داده‌های آزمون، درصد پیش‌بینی نادرست به کل داده‌های آزمون اندازه گرفته می‌شود که این عدد، همان wep است.

در این جدول  $X_1$  نسبت بدهی جاری به ارزش ویژه = حقوق صاحبان سهام / بدهی‌های جاری،  $X_2$  نسبت سود خالص به فروش،  $X_3$  نسبت سود ناخالص به فروش،  $X_4$  برابر سود خالص به کل دارایی‌ها،  $X_5$  بازده سرمایه (ROE) برابر سود خالص به حقوق صاحبان سهام،  $X_6$  نسبت جاری و برابر دارایی جاری به بدهی‌های جاری،  $X_7$  نسبت آنی و برابر حاصل تقسیم دارایی جاری منهای بدهی غیرسریع به بدهی‌های جاری،  $X_8$  نسبت دارایی‌های جاری و برابر دارایی جاری به بدهی‌ها،  $X_9$  گردش موجودی کالا و برابر بهای تمام شده کالای فروش رفته به متوسط موجودی کالا،  $X_{10}$  دوره وصول مطالبات و برابر حسابهای دریافتی به متوسط فروش نسبه در روز،  $X_{11}$  گردش دارایی‌های ثابت و برابر فروش به متوسط دارایی‌های ثابت،  $X_{12}$  گردش مجموع دارایی‌ها و برابر فروش به متوسط مجموع دارایی‌ها،  $X_{13}$  برابر بدهی‌ها به کل دارایی‌ها و  $X_{14}$ : نسبت بدهی به حقوق صاحبان سهام است.

جامعه آماری این پژوهش را کلیه شرکت‌های این سه صنعت تشکیل می‌دهد. برای انتخاب نمونه این پژوهش شامل شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار در این سه صنعت است که از سال ۱۳۸۰ در



جدول (۲) تعداد داده‌های آموزش و آزمون برای هر صنعت

کل	آزمون		آموزش		داده‌ها
	ورشکسته	سالم	ورشکسته	سالم	
۲۹۶	ورشکسته	۵	ورشکسته	۱۲	صنعت خودرو و ساخت قطعات
	سالم	۶۹	سالم	۲۱۰	
	کل	۷۴	کل	۲۲۲	
۲۵۴	ورشکسته	۴	ورشکسته	۱۲	صنعت محصولات شیمیایی
	سالم	۵۹	سالم	۱۷۹	
	کل	۶۳	کل	۱۹۱	
۲۳۲	ورشکسته	۵	ورشکسته	۱۵	صنعت محصولات غذایی به جز قند و شکر
	سالم	۵۳	سالم	۱۵۹	
	کل	۵۸	کل	۱۷۴	

صنعت نشان می‌دهد نسبت‌های نقدینگی شامل «نسبت جاری» و «نسبت آبی»، در گروه شرکت‌های سالم براساس شاخص میانگین، وضعیت بهتری نسبت به گروه شرکت‌های ورشکسته دارند. از طرفی نتایج نشان می‌دهد نسبت‌های اهرمی شامل نسبت بدهی‌های جاری در گروه شرکت‌های سالم، شرایط بهتری براساس میانگین نسبت به گروه شرکت‌های ورشکسته دارند. این وضعیت برای نسبت‌های عملکرد و فعالیت نیز صادق است. نتایج از لحاظ انحراف معیار نیز نشان می‌دهد در مجموع، شرکت‌های سالم، انحراف‌های کمتری نسبت به شرکت‌های ورشکسته دارند؛ بنابراین در مجموع، گفتنی است نتایج حاصل از آمار توصیفی داده‌های پژوهش منطبق بر مبانی نظری پژوهش است. برای هر یک از صنایع، دو آزمایش طراحی شد. در آزمایش اول، درصد خطای پیش‌بینی الگو با تغییر msl برای درخت تصمیم اندازه‌گیری شد. برای بررسی نوآوری اصلی این مقاله، این اندازه‌گیری‌ها به تفکیک صنایع انجام شد. در ضمن در آزمایش اول، بهترین مقدار msl برای هر صنعت به دست آمد. منظور از بهترین مقدار، مقداری از msl بود که کمترین wpe را

در پیاده‌سازی درخت تصمیم از میان سه الگوریتم ساخت درخت، الگوریتم کارت انتخاب شد. برای پیاده‌سازی این درخت تصمیم، نرم‌افزارهایی از جمله متلب و وکا<sup>۱</sup> و کتابخانه‌هایی در زبان‌های برنامه‌نویسی مثل جاوا یا پایتون یا سی موجود است. برای پیاده‌سازی‌های الگوی این پژوهش از کتابخانه سیکیت<sup>۲</sup> [۱۹] در زبان پایتون استفاده شد. از آنجا که این کتابخانه از پیاده‌سازی‌های سی کامپایل شده در لایه‌های زیرین خود بهره می‌برد، سرعت مناسبی در اجرای الگوریتم‌ها فراهم می‌کند. از آنجا که تعداد تکرار الگوریتم‌ها از درجات بالایی بود، کتابخانه سیکیت به‌عنوان گزینه مناسب انتخاب شد.

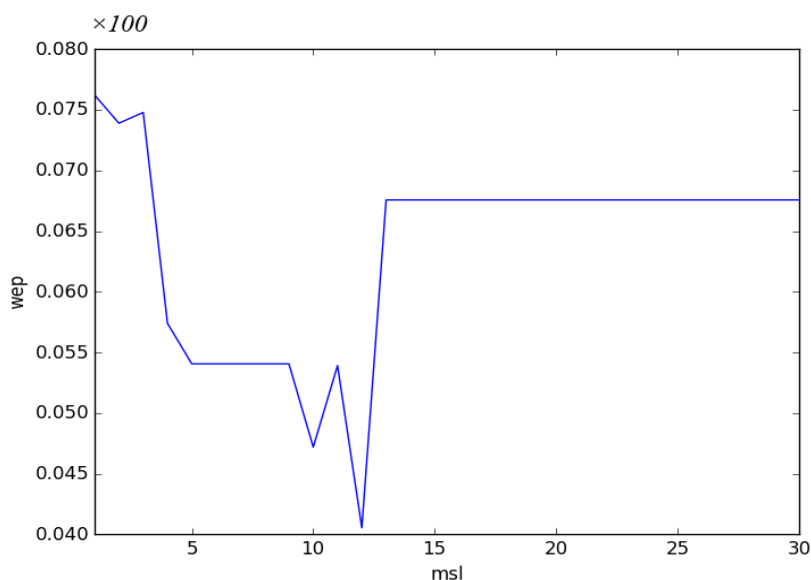
#### یافته‌ها

اصلی‌ترین شاخص مرکزی، میانگین است که نقطه تعادل و مرکز ثقل توزیع را نشان می‌دهد و شاخص خوبی برای نشان دادن مرکزیت داده‌ها است. نتایج حاصل از آمار توصیفی داده‌های پژوهش برحسب هر

بالا بردن اهمیت و ضریب آن متغیر در الگوها، wep را می‌توان کاهش داد. در ادامه، نتایج آزمایش‌ها برای هر یک از صنایع مدنظر بررسی می‌شود.

نتایج آزمایش اول یعنی دقت پیش‌بینی الگو با تغییر msl برای صنعت خودرو و قطعات در شکل ۲ آمده است. همانگونه که ملاحظه می‌شود در این آزمایش msl از ۱ تا ۳۰ با گام ۱ تغییر داده شده است. برای هر یک از مقادیر msl، آزمایش ۱۰۰۰ بار انجام و میانگین wep اندازه‌گیری شد. همانگونه که پیش‌بینی می‌شود از مقداری از msl به بعد wep ثابت می‌شود و در عمل، تأثیر msl در الگو از بین می‌رود. علاوه بر این دیده می‌شود با تغییر msl، دقت پیش‌بینی الگو از حدود ۹۲ درصد تا ۹۶ درصد تغییر پیدا می‌کند که در بهترین حالت یعنی  $msl=12$  به ۹۵/۹۵ درصد می‌رسد. میانگین درصد پیش‌بینی درست نیز در همه این حالت‌ها برابر با ۹۳/۷ درصد است.

برای آن صنعت خاص به همراه داشت. در آزمایش دوم با ثابت کردن msl در این مقدار به‌ازای هر صنعت، سعی شد تأثیر هر متغیر در نتایج الگوی طراحی شده بررسی شود؛ بدین صورت که هر یک از متغیرهای پژوهش به ترتیب از الگو حذف و الگو بدون آن متغیر اجرا شد. این کار با هدف بررسی اهمیت هر یک از متغیرها بر درصد خطای الگو به تفکیک صنایع انجام شد. مسلم است تأثیر مثبت یا منفی هر یک از این متغیرها علاوه بر مشخص کردن تأثیر آن متغیر در آن صنعت، در بهبود الگوهای پیش‌بینی بعدی برای هر صنعت تأثیر گذار است؛ اینگونه که در صورت مشاهده کاهش wep الگو در صورت حذف آن متغیر، با کم‌اهمیت کردن آن متغیر، wep الگو را می‌توان کاهش داد. در ضمن مشاهده افزایش wep در صورت حذف آن متغیر، نشان‌دهنده اهمیت آن متغیر در پیش‌بینی ورشکستگی در آن صنعت خاص است. در اینجا نیز با



شکل (۲) دقت پیش‌بینی الگو بر حسب مقدار msl

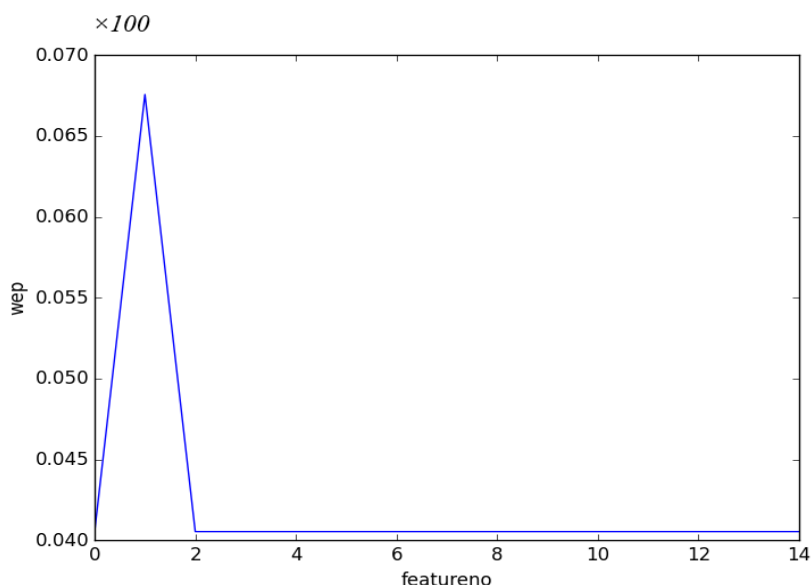
مقادیر  $wep_0$ ،  $wep_1$  و  $wep$  نیز به‌ازای تغییر

مقادیر msl در جدول ۳ آمده است.

در این جدول برای مقادیر  $msl = 13$  به بالا،  $wep0$  به صفر می‌رسد؛ یعنی از این مقدار به بعد، الگو در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های سالم خطایی ندارد و حدود ۶ درصد خطای الگو ناشی از  $wep1$  است؛ بنابراین گفتنی است با انتخاب بازه مناسب از مقادیر  $msl$  دقت پیش‌بینی شرکت‌های سالم را در الگو به ۱۰۰ درصد می‌توان رساند. همانگونه که گفته شد، به‌ازای  $msl=12$  الگو، کمترین خطا را داشت؛ بنابراین در آزمایش بعدی یعنی بررسی تأثیر متغیرها در دقت پیش‌بینی درخت تصمیم برای این صنعت،  $msl$  بر مقدار ۱۲ ثابت شد. نتایج این بررسی در شکل ۳ آمده است. هر مقدار  $featureno$  در اینجا یکی از متغیرهای پژوهش است؛ به‌عنوان مثال،  $featureno=1$  یعنی متغیر مستقل اول که نسبت بدهی جاری به ارزش ویژه است، از الگو حذف و پیش‌بینی با کمک ۱۳ متغیر دیگر انجام شد. این آزمایش ۱۰۰۰ بار تکرار شد و مقدار میانگین  $wep$  در این آزمایش‌ها به‌عنوان مقدار  $wep$  به‌ازای هر  $featureno$  درج شد. همانگونه که گفته شد، مسلم است افزایش یا کاهش  $wep$  در صورت حذف یک متغیر مستقل از الگو، نشان‌دهنده تأثیر آن متغیر در بهبود پیش‌بینی‌ها در آن صنعت است.  $featureno=0$  نیز به این معنی است که از حالت پایه استفاده شده است؛ یعنی هیچ کدام از متغیرها از الگو حذف نشد.

جدول (۳) مقدار  $wep$  ها برحسب مقدار  $msl$

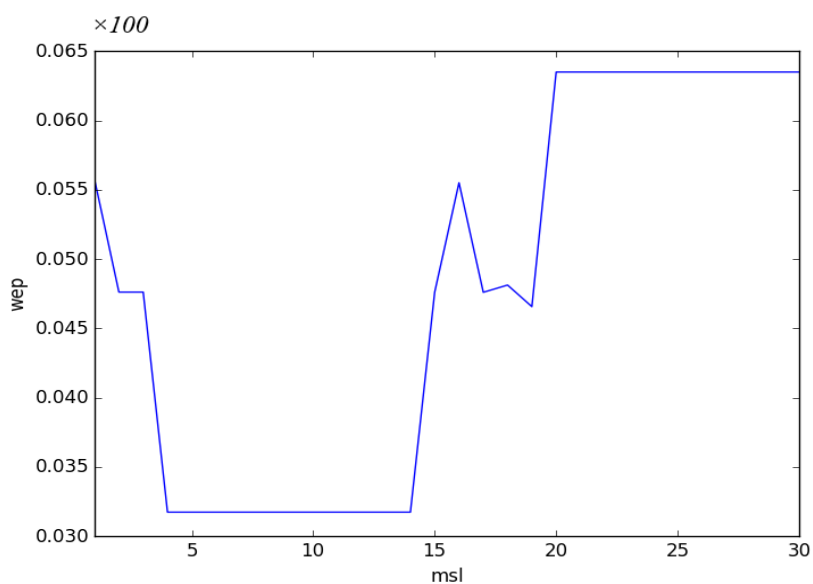
Wep	wep1	wep0	Msl
۷/۶۲	۳/۷۸	۳/۸۴	۱
۷/۳۹	۳/۳۶	۴/۰۳	۲
۷/۴۸	۳/۳۴	۴/۱۴	۳
۵/۷۴	۳/۳۷	۲/۳۷	۴
۵/۴۱	۲/۷	۲/۷	۵
۵/۴۱	۲/۷	۲/۷	۶
۵/۴۱	۲/۷	۲/۷	۷
۵/۴۱	۲/۷	۲/۷	۸
۵/۴۱	۲/۷	۲/۷	۹
۴/۷۲	۲/۷	۲/۰۲	۱۰
۵/۳۹	۲/۷	۲/۶۹	۱۱
۴/۰۵	۲/۷	۱/۳۵	۱۲
۶/۷۶	۶/۷۶	۰	۱۳
۶/۷۶	۶/۷۶	۰	۱۴
۶/۷۶	۶/۷۶	۰	۱۵
۶/۷۶	۶/۷۶	۰	۱۶
۶/۷۶	۶/۷۶	۰	۱۷
۶/۷۶	۶/۷۶	۰	۱۸
۶/۷۶	۶/۷۶	۰	۱۹
۶/۷۶	۶/۷۶	۰	۲۰
۶/۷۶	۶/۷۶	۰	۲۱
۶/۷۶	۶/۷۶	۰	۲۲
۶/۷۶	۶/۷۶	۰	۲۳
۶/۷۶	۶/۷۶	۰	۲۴
۶/۷۶	۶/۷۶	۰	۲۵
۶/۷۶	۶/۷۶	۰	۲۶
۶/۷۶	۶/۷۶	۰	۲۷
۶/۷۶	۶/۷۶	۰	۲۸
۶/۷۶	۶/۷۶	۰	۲۹
۶/۷۶	۶/۷۶	۰	۳۰



شکل (۳) تأثیر حذف هر متغیر در مقدار wep

نتایج آزمایش اول یعنی دقت پیش‌بینی الگو با تغییر msl برای صنعت شیمیایی در شکل ۴ آمده است. همانگونه که دیده می‌شود، در این آزمایش نیز msl از ۱ تا ۳۰ با گام ۱ تغییر داده شده است. برای هر یک از مقادیر msl، آزمایش ۱۰۰۰ بار انجام و wep اندازه گرفته شد. همانگونه که پیش‌بینی می‌شود درباره این صنعت نیز از مقداری از msl به بعد wep ثابت می‌شود و در عمل، تأثیر msl در الگو از بین می‌رود. علاوه بر این دیده می‌شود با تغییر msl، دقت پیش‌بینی الگو از حدود ۹۴ درصد تا ۹۷ درصد تغییر پیدا می‌کند که در بهترین حالت یعنی  $msl=4$  به  $96/83$  درصد می‌رسد. میانگین درصد پیش‌بینی درست هم در همه این حالت‌ها برابر با  $95/24$  درصد است.

در اینجا wep در نقطه  $featureno=0$  برابر با همان مقدار wep به‌ازای  $msl=12$  در شکل ۲ است. همانگونه که دیده می‌شود، متغیر نسبت بدهی به ارزش ویژه، بیشترین تأثیر را در این الگو دارد و این تأثیر به صورت منفی است؛ یعنی درصد خطای پیش‌بینی الگو را از ۴ درصد تا حدود ۷ درصد افزایش می‌دهد. این موضوع نشان می‌دهد احتمالاً با کم‌اهمیت کردن ضریب تأثیر این متغیر مستقل در الگوهای پیش‌بینی ورشکستگی در این صنعت، به دقت‌های بیشتری از پیش‌بینی می‌توان دست یافت. پژوهشگران در حال پیگیری این بررسی در ادامه این کار هستند. همانگونه که ملاحظه می‌شود، حذف سایر متغیرها، تأثیری در دقت پیش‌بینی الگو ندارد. به‌طور قطعی، این موضوع، همبستگی شدید سایر متغیرها به متغیر حذف‌شده را در نمونه‌های این صنعت نشان می‌دهد.



شکل (۴) دقت پیش‌بینی الگو برحسب مقدار msl

۴/۷۶	۳/۷۱	۱/۰۵	۱۷
۴/۸۱	۳/۱۷	۱/۶۴	۱۸
۴/۶۶	۳/۱۷	۱/۴۸	۱۹
۶/۳۵	۶/۳۵	۰	۲۰
۶/۳۵	۶/۳۵	۰	۲۱
۶/۳۵	۶/۳۵	۰	۲۲
۶/۳۵	۶/۳۵	۰	۲۳
۶/۳۵	۶/۳۵	۰	۲۴
۶/۳۵	۶/۳۵	۰	۲۵
۶/۳۵	۶/۳۵	۰	۲۶
۶/۳۵	۶/۳۵	۰	۲۷
۶/۳۵	۶/۳۵	۰	۲۸
۶/۳۵	۶/۳۵	۰	۲۹
۶/۳۵	۶/۳۵	۰	۳۰

در این جدول به جز مقادیر msl ۱۵ تا ۱۹ و  $msl = 1$ ، برای سایر مقادیر  $msl$ ،  $wep_0$  به صفر می‌رسد؛ یعنی الگو در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های سالم خطایی ندارد و حدود ۶ درصد خطای الگو ناشی از  $wep_1$  می‌باشد؛ بنابراین گفتنی است با انتخاب بازه

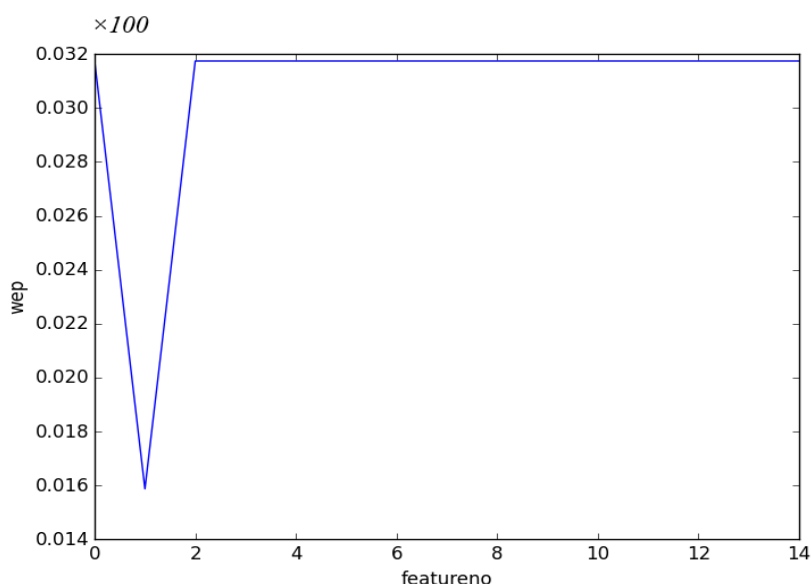
مقادیر  $wep_0$  و  $wep_1$  و  $wep$  نیز به‌ازای تغییر مقادیر  $msl$  در جدول ۴ آمده است.

جدول (۴) مقدار  $wep$  ها برحسب مقدار  $msl$

Wep	wep1	wep0	Msl
۵/۵۷	۳/۱۷	۲/۴	۱
۴/۷۶	۴/۷۶	۰	۲
۴/۷۶	۴/۷۶	۰	۳
۳/۱۷	۳/۱۷	۰	۴
۳/۱۷	۳/۱۷	۰	۵
۳/۱۷	۳/۱۷	۰	۶
۳/۱۷	۳/۱۷	۰	۷
۳/۱۷	۳/۱۷	۰	۸
۳/۱۷	۳/۱۷	۰	۹
۳/۱۷	۳/۱۷	۰	۱۰
۳/۱۷	۳/۱۷	۰	۱۱
۳/۱۷	۳/۱۷	۰	۱۲
۳/۱۷	۳/۱۷	۰	۱۳
۳/۱۷	۳/۱۷	۰	۱۴
۴/۷۶	۳/۱۷	۱/۵۹	۱۵
۵/۵۵	۳/۹۶	۱/۵۹	۱۶

تصمیم برای صنایع شیمیایی msl بر مقدار ۴ ثابت شد. نتایج این بررسی در شکل ۵ آمده است. این آزمایش نیز ۱۰۰۰ بار تکرار شد و مقدار میانگین wep در این آزمایش‌ها به عنوان مقدار wep به ازای هر featureno درج شد.

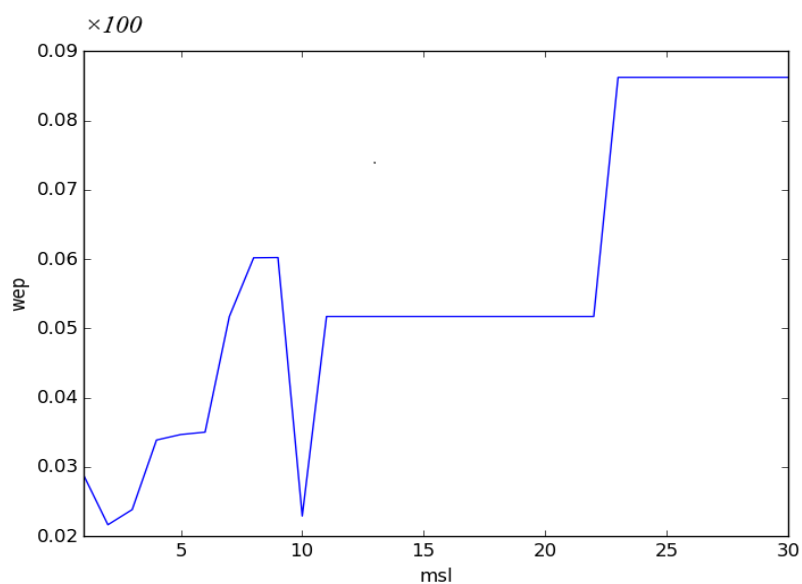
مناسب از مقادیر msl دقت پیش‌بینی شرکت‌های سالم را در الگوی پیشنهادی به ۱۰۰ درصد می‌توان رساند. همانگونه که گفته شد، به ازای  $msl = 4$  الگو، کمترین خطا را داشت؛ بنابراین در آزمایش بعدی یعنی بررسی تأثیر متغیرهای مستقل در دقت پیش‌بینی درخت



شکل (۵) تأثیر حذف هر متغیر در مقدار wep

برای صنعت محصولات غذایی به جز قند و شکر، نتایج آزمایش اول یعنی دقت پیش‌بینی الگو با تغییر msl در شکل ۶ آمده است. همانگونه که دیده می‌شود، در این آزمایش نیز msl از ۱ تا ۳۰ با گام ۱ تغییر داده شده است. برای هر یک از مقادیر msl، آزمایش ۱۰۰۰ بار انجام و wep اندازه‌گیری شد. همانگونه که پیش‌بینی می‌شود، درباره این صنعت نیز از مقداری از msl به بعد wep ثابت می‌شود و در عمل، تأثیر msl در الگو از بین می‌رود. علاوه بر این دیده می‌شود با تغییر msl، دقت پیش‌بینی الگو از حدود ۹۱ درصد تا ۹۸ درصد تغییر پیدا می‌کند که در بهترین حالت یعنی  $msl=2$  به  $97/83$  درصد می‌رسد. میانگین درصد پیش‌بینی درست نیز در همه این حالت‌ها برابر با  $94/25$  درصد است.

همانگونه که دیده می‌شود، متغیر نسبت بدهی جاری به ارزش ویژه، بیشترین تأثیر را در این الگو دارد و این تأثیر به صورت مثبت است؛ یعنی درصد خطای پیش‌بینی الگو را از  $3/2$  درصد تا  $1/6$  درصد کاهش می‌دهد. این موضوع نشان می‌دهد احتمالاً با اهمیت‌دار کردن بیشتر ضریب تأثیر این متغیر در الگوهای پیش‌بینی ورشکستگی در این صنعت، به دقت‌های بیشتری از پیش‌بینی می‌توان دست یافت. پژوهشگران در حال پیگیری این بررسی در ادامه این کار هستند. همانگونه که دیده می‌شود، حذف سایر متغیرها، تأثیری در دقت پیش‌بینی الگو ندارد. همانگونه که ذکر شد، این موضوع، همبستگی شدید سایر متغیرها به متغیر حذف‌شده را در نمونه‌های این صنعت نشان می‌دهد.



شکل (۶) دقت پیش‌بینی الگو برحسب مقدار msl

۵/۱۷	۰	۵/۱۷	۱۷
۵/۱۷	۰	۵/۱۷	۱۸
۵/۱۷	۰	۵/۱۷	۱۹
۵/۱۷	۰	۵/۱۷	۲۰
۵/۱۷	۰	۵/۱۷	۲۱
۵/۱۷	۰	۵/۱۷	۲۲
۸/۶۲	۸/۶۲	۰	۲۳
۸/۶۲	۸/۶۲	۰	۲۴
۸/۶۲	۸/۶۲	۰	۲۵
۸/۶۲	۸/۶۲	۰	۲۶
۸/۶۲	۸/۶۲	۰	۲۷
۸/۶۲	۸/۶۲	۰	۲۸
۸/۶۲	۸/۶۲	۰	۲۹
۸/۶۲	۸/۶۲	۰	۳۰

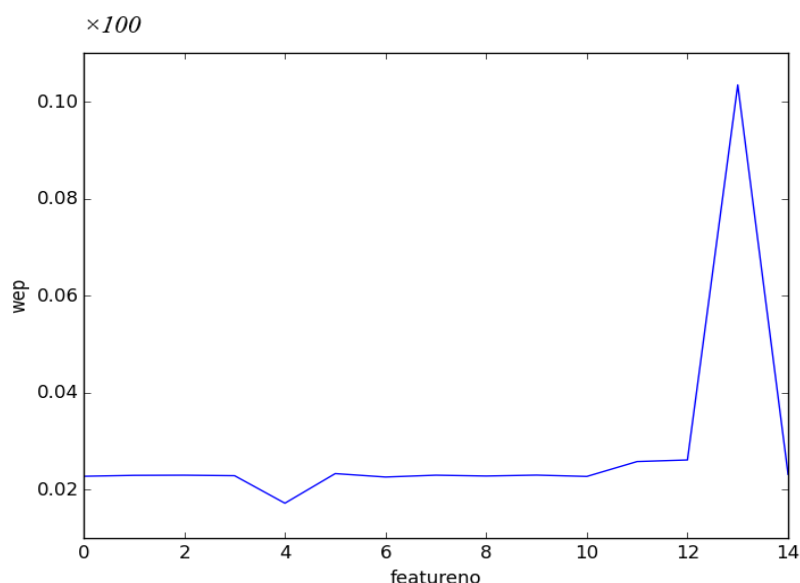
در این جدول از مقادیر  $msl = 23$  به بالا،  $wep_0$  به صفر می‌رسد؛ یعنی الگو در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های سالم خطایی ندارد و خطای الگو ناشی از  $wep_1$  است؛ بنابراین گفتنی است با انتخاب بازه مناسب از مقادیر  $msl$  دقت پیش‌بینی شرکت‌های سالم را در

مقادیر  $wep_0$  و  $wep_1$  و  $wep$  نیز به‌ازای تغییر مقادیر  $msl$  در جدول ۵ آمده است.

جدول (۵) مقدار  $wep$  ها برحسب مقدار  $msl$

Wep	Wep1	wep0	Msl
۲/۸۸	۱/۱۶	۱/۷۲	۱
۲/۱۷	۱/۴۳	۰/۷۴	۲
۲/۳۹	۰/۶۳	۱/۷۶	۳
۳/۳۹	۰	۳/۳۹	۴
۳/۴۷	۰	۳/۴۷	۵
۰/۳۵	۰	۰/۳۵	۶
۵/۱۷	۲/۷۴	۲/۴۴	۷
۶/۰۲	۴/۳۳	۱/۶۹	۸
۶/۰۲	۴/۳۲	۰/۱۷	۹
۲/۲۹	۰/۵۷	۱/۷۲	۱۰
۵/۱۷	۰	۵/۱۷	۱۱
۵/۱۷	۰	۵/۱۷	۱۲
۵/۱۷	۰	۵/۱۷	۱۳
۵/۱۷	۰	۵/۱۷	۱۴
۵/۱۷	۰	۵/۱۷	۱۵
۵/۱۷	۰	۵/۱۷	۱۶

در نتیجه، در آزمایش حذف feature ها در این صنعت از نقطه بهینه بعدی یعنی  $msl=10$  استفاده شد. شکل ۷ نتیجه حذف feature ها را به ازای  $msl=10$  نشان می‌دهد. با حذف هر یک از feature ها این آزمایش ۱۰۰۰ بار تکرار و مقدار میانگین  $wep$  در این آزمایش‌ها به عنوان مقدار  $wep$  به ازای حذف هر featureno درج شد.



شکل (۷) تأثیر حذف هر متغیر در مقدار  $wep$

که دیده می‌شود، حذف سایر متغیرها، تأثیری در دقت پیش‌بینی الگو ندارد. به‌طور قطعی، این موضوع، همبستگی شدید سایر متغیرها به متغیر حذف‌شده را در نمونه‌های این صنعت نشان می‌دهد.

یافته‌های این پژوهش که بیان می‌کند «الگوی درخت تصمیم، دقت زیادی در پیش‌بینی ورشکسته شدن یا نشدن شرکت‌ها دارد»، با نتایج پژوهش حسینی و رشیدی (۱۳۹۲) در داخل ایران و نتایج پژوهش گنگ و همکاران (۲۰۱۵)، وای کیم و آبنجا (۲۰۱۳)، چنگ و همکاران، اکسی (۲۰۱۱) و لیو (۲۰۰۸) در خارج از ایران تطابق دارد.

الگوی پیشنهادی به ۱۰۰ درصد می‌توان رساند. درباره این صنعت همانگونه که در جدول ۵ دیده می‌شود، نقاط بهینه برای  $msl$  نقاط  $msl=2$  و  $msl=3$  است؛ ولی با قراردادن این مقدار در بررسی آزمایش حذف feature ها، ناپایداری در الگو مشاهده شد؛ البته این مسأله به دلیل کم بودن تعداد نمونه‌ها در برگ‌ها و در نتیجه، حساس شدن الگو، پیش‌بینی شدنی بود؛

همانگونه که دیده می‌شود، متغیر نسبت بدهی به ارزش ویژه و بازده دارایی‌ها به ترتیب، بیشترین تأثیر را در این الگو دارد که برای متغیر نسبت بدهی با ارزش ویژه، این تأثیر به صورت منفی است؛ یعنی درصد خطای پیش‌بینی الگو را افزایش می‌دهد و برای متغیر بازده دارایی‌ها، این تأثیر به صورت مثبت است. این موضوع نشان می‌دهد احتمالاً با اهمیت دار کردن بیشتر ضریب تأثیر متغیر بازده دارایی‌ها و کم‌اهمیت‌دار کردن متغیر نسبت بدهی به ارزش ویژه در الگوهای پیش‌بینی ورشکستگی در این صنعت، به دقت‌های بیشتری از پیش‌بینی می‌توان دست یافت. پژوهشگران در حال پیگیری این بررسی در ادامه این کار هستند. همانگونه



## نتایج و پیشنهادها

هدف اصلی انجام این پژوهش، طراحی و تبیین الگوی پیش‌بینی ورشکستگی مناسب برای صنایع خوردو و قطعات، محصولات شیمیایی و محصولات غذایی به جز قند و شکر با استفاده از الگوی درخت تصمیم خاص آن صنایع بود. بدین منظور، ابتدا براساس نتایج پژوهش‌های قبلی، ۱۴ نسبت مالی برای متغیرهای پیش‌بین انتخاب شد؛ سپس برای هر صنعت، کلیه شرکت‌هایی که اطلاعات آنها در بازه زمانی ۱۳۸۰ تا ۱۳۹۲ در دسترس بود، انتخاب و با استفاده از معیار ماده ۱۴۱ قانون تجارت ایران، ورشکسته یا سالم بودن آنها مشخص شد؛ سپس با استفاده از الگوی درخت تصمیم، الگوی پیش‌بینی ورشکستگی مناسب برای هر یک از این صنایع طراحی شد. برای هر یک از صنایع، دو آزمایش طراحی شد. در آزمایش اول، درصد خطای پیش‌بینی الگو با تغییر msl برای درخت تصمیم اندازه‌گیری شد. در این آزمایش، بهترین مقدار msl برای هر صنعت به دست آمد. در آزمایش دوم با ثابت کردن msl در مقدار بهینه خود، به ازای هر صنعت سعی شد تأثیر هر متغیر مستقل در نتایج الگوی طراحی شده با حذف آن متغیر از الگو بررسی شود. نتایج نشان داد در دو صنعت خوردو و ساخت قطعات و محصولات شیمیایی، متغیر نسبت بدهی جاری به ارزش ویژه، بیشترین تأثیر را در دقت نتایج الگو دارد که این تأثیر برای صنعت اول، منفی و برای صنعت دوم، مثبت است. نتایج نشان داد دو متغیر نسبت بدهی به ارزش ویژه و بازده دارایی‌ها به ترتیب، بیشترین تأثیر را در دقت نتایج الگوی طراحی شده برای صنعت محصولات غذایی به جز قند و شکر دارد که این تأثیر برای متغیر نسبت بدهی به ارزش ویژه، منفی و برای متغیر بازده دارایی‌ها، مثبت است. براساس یافته‌های پژوهش مشخص شد دقت الگوهای طراحی شده برای صنایع

خوردو و قطعات، محصولات شیمیایی و محصولات غذایی به جز قند و شکر به ترتیب، ۹۵/۹۵، ۸۳/۹۶، ۸۳/۹۷ درصد است که دقت زیاد این الگو را نشان می‌دهد. نظر به دقت به دست آمده از اجرای الگوی درخت تصمیم برای صنایع مدنظر، می‌توان چنین نتیجه‌گیری کرد که این الگو، روش مناسبی برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های این صنایع و به‌طور ویژه، صنعت محصولات غذایی به جز قند و شکر است. پیشنهاد می‌شود پژوهشگرانی که به دنبال پیشنهاد الگوهای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها هستند، برای سایر صنایعی که امکان استخراج الگوی پیش‌بینی ورشکستگی برای آنها وجود دارد، با استفاده از این تکنیک‌ها و سایر تکنیک‌ها و الگوها، الگوهای پیش‌بینی ورشکستگی مناسب را ارائه و مقایسه کنند. پژوهشگران برای انجام پژوهش‌های آتی در این زمینه، تأثیر متغیرهای حاکمیت شرکتی، محافظه‌کاری و اندازه شرکت را در دقت پیش‌بینی الگوهای پیش‌بینی ورشکستگی می‌توانند بررسی کنند. براساس نتایج این پژوهش، پیشنهادهایی بدین شرح ارائه می‌شود: سازمان بورس اوراق بهادار تهران برای پذیرش شرکت‌های جدید این صنعت، از الگوهای این پژوهش برای پیش‌بینی عملکرد مالی آتی آنها می‌تواند استفاده کند. شرکت‌های تولیدی این صنعت نیز با استفاده از الگوهای این پژوهش، عملکرد مالی آتی خود را می‌توانند پیش‌بینی کنند و در صورت قرارداد داشتن در وضعیت ورشکستگی، اقدامات لازم را برای جلوگیری از این پشامد انجام دهند. اغلب صاحبان منافع از رتبه‌بندی شرکت‌ها و ارزیابی تداوم فعالیت آنها استفاده می‌کنند؛ بنابراین پیشنهاد می‌شود کلیه سرمایه‌گذاران و صاحبان منافع این صنعت، از الگوهای پیشنهادی پژوهش حاضر برای این صنعت در کنار سایر بررسی‌ها و تحلیل‌ها استفاده کنند.

- [11] Liou, F. M. (2008). Fraudulent financial reporting detection and business failure prediction models: A comparison. *Managerial Auditing Journal*. 23(7): 650-662.
- [12] Muhamad Sori, Z., & Hasbullah. A. (2009). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate distress. *Journal of Money, Investment and Banking*, 11: 5-15.
- [13] Ocal, N., Ercan, M. K., & Kadioglu. E. (2015). Predicting financial failure using decision tree algorithms: An empirical test on the manufacturing industry at bursa Istanbul. *International Journal of Economics and Finance*. (7)7: 189-206.
- [14] Purzamani, Z., Keypour, R., & Nooraddin. M. (2010). Investigating the ability of patterns in prediction of financial crisis (patterns studied: patterns based on traditional methods, genetic algorithm, neural networks). *Journal of Financial Engineering and Stock Exchange Management*. 1(4): 1-28.
- [15] Quinlan, J. R. (2014). C4. 5: programs for machine learning. Elsevier Publication.
- [16] Quinlan, J. R. (1990). Decision trees and decision-making. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*. 20(2): 339-346.
- [17] Quinlan, J. R. (1986). Induction of decision trees. *Machine learning*. 1(1): 81-106.
- [18] Sandin, A. R., & Porporato. M. (2008). Corporate bankruptcy prediction models applied to emerging economies: Evidence from Argentina in the years 1991-1998. *International Journal of Commerce and Management*. 17(4): 295-311.
- [19] Scikit Learn Library. Available at: <http://scikit-learn.org>.
- [20] Smith, M., Ren, Y., & Yinan. D. (2011). The predictive ability of conservatism and governance variables in corporate financial disclosures. *Asian Review of Accounting*. 19(2): 171-185.
- [21] Kim, S. Y., & Upneja. A. (2014). Predicting restaurant financial distress using decision tree and adaboosted decision tree models. *Economic Modelling*. 36: 354-362.

## References

- [1] Ahmadpoor, A., & Mirzai Asrami. H. (2013). Compared with multiple discriminate analysis model and neural network models in predicting bankruptcy of the listed companies in Tehran Stock Exchange. *Journal of Accounting and Auditing Research*. 4(19): 4-31. (in persian).
- [2] Bazrafshan, A., & Arefmanesh. Z. (2015). Earnings behavior in bankrupt firms: The role of auditor. *Journal of asset management & financing*. 2(4): 1-14. (in persian).
- [3] Crawford, S. L. (1989). Extensions to the CART algorithm. *International Journal of Man-Machine Studies*. 31(2): 197-217.
- [4] Ekşi, I. H. (2011). Classification of firm failure with classification and regression trees. *International Research Journal of Finance and Economics*. 76: 113-120.
- [5] Esmailzade Moghri, A., & Shakery. H. (2015). Predicting financial distress of the listed companies in Tehran Stock Exchange using simple bayesian network and comparing it with data covering analysis. *Journal of Financial Engineering and Stock Exchange Management*. 5(22):1-28 (in persian).
- [6] Geng, R., Bose, I., & Chen. X. (2015). Prediction of financial distress. An empirical study of listed Chinese companies using data mining. *European Journal of Operational Research*. 241(1): 236-247.
- [7] Gepp, A., & Kumar. K. (2015). Predicting financial distress: A comparison of survival analysis and decision tree techniques. *Journal of Procedia Computer Science*. 54: 396 – 404.
- [8] Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2011). Data mining: concepts and techniques. Elsevier Publication.
- [9] Hosseini, S. M., & Rashidi. Z. (2013). Bankruptcy prediction of companies listed corporations in Tehran Stock Exchange by using decision tree and logistic regression. *Journal of Financial Accounting Researches*. 5(3): 105-128. (in persian).
- [10] Jeong, C., Min, J. H., & Kim. M. S. (2012). A tuning method for the architecture of neural network models incorporating GAM and GA as applied to bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*. 39(3): 3650-3658.