Applying Combined Approach of Sequential Floating Forward Selection and Support Vector Machine to Predict Financial Distress of Listed Companies in Tehran Stock Exchange Market

Saeid Fallahpour
Assistant Prof., Department of Finance, Faculty of Management, University of Tehran, Tehran, Iran. E-mail: Falahpor@ut.ac.ir

Reza Raei
Prof., Department of Finance, Faculty of Management, University of Tehran, Tehran, Iran. E-mail: Raei@ut.ac.ir

Eisa Norouzian Lakvan
*Corresponding author, MSc. Student, Department of Financial Engineering, Faculty of Management, University of Tehran, Tehran, Iran. E-mail: Norouzian@ut.ac.ir

Archive of SID

Abstract

Objective: Nowadays, financial distress prediction is one of the most important research issues in the field of risk management that has always been interesting to banks, companies, corporations, managers and investors. The main objective of this study is to develop a high performance predictive model and to compare the results with other commonly used models in financial distress prediction

Methods: For this purpose, sequential floating forward selection that is considered as the generalized form of sequential forward selection method and as one of the wrapper methods, and sequential forward selection method in combination with support vector machine were used. These models are combined models of feature selection and classifier. Logistic regression model which is a statistical classification models, has also been used in the present study.

Results: After reviewing the important financial ratios, 29 financial ratios that were mostly used in previous researches were chosen. Paired T-test results showed that with a 95% confidence level. The proposed model provides higher accuracy than other models used in this study.

Conclusion: Results showed that the proposed model of this research has significantly better performance in predicting financial distress than the sequential forward selection method and Logistic regression model in one year, two years and three years before financial distress.

Keywords: Feature selection, Sequential floating forward selection, Wrapper, Financial distress, Hybrid models.

Citation: Fallahpour, S., Raei, R., Norouzian Lakvan, E. (2018). Applying Combined Approach of Sequential Floating Forward Selection and Support Vector Machine to Predict Financial Distress of Listed Companies in Tehran Stock Exchange Market. *Financial Research Journal*, 20(3), 289-304. (*in Persian*)

Financial Research Journal, 2018, Vol. 20, No.3, pp. 289-304
DOI: 10.22059/frj.2018.113928.1005868
Received: December 20, 2014; Accepted: October 07, 2017
© Faculty of Management, University of Tehran

www.SID.ir

استفاده از روش ترکیبی انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور و ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران

سعید فلاح‌پور
استادیار، گروه مدیریت مالی، دانشکده مدیریت، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: Falahpor@ut.ac.ir

رضا راعی
استاد، گروه مدیریت مالی، دانشکده مدیریت دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: Raei@ut.ac.ir

عیسی نوروزی‌یان لکوان
* نویسنده مسئول، دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی مالی، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: Norouzian@ut.ac.ir

چکیده

هدف: پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها، یکی از مهم‌ترین مسائل تحقیقاتی در حوزه مدیریت ریسک بوده و همواره در کانون توجه بانک‌ها، شرکت‌ها، مدیران و سرمایه‌گذاران قرار داشته است. هدف اصلی این پژوهش ارائه یک مدل پیش‌بینی کننده با عملکرد بالا و مقایسه نتایج به‌دست آمده از آن با سایر مدل‌های رایج در پیش‌بینی درماندگی مالی است.

روش: به همین منظور از روش‌های انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور که مدل تعمیم‌یافته روش انتخاب ویژگی پیشرو پی‌درپی بوده و از دسته روش‌های پوشش‌دهنده است و روش انتخاب ویژگی پیشرو پی‌درپی در ترکیب با ماشین بردار پشتیبان استفاده شد. این مدل‌ها از نوع مدل‌های ترکیبی انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی کننده هستند. همچنین در این پژوهش از مدل رگرسیون لجستیک که یکی از مدل‌های آماری طبقه‌بندی است نیز استفاده شده است.

یافته‌ها: پس از بررسی نسبت‌های مالی مهم در نهایت ۲۹ نسبت مالی که در تحقیقات گذشته بیشتر استفاده شده بودند، انتخاب گردیدند. آزمون مقایسات زوجی نشان می‌دهد که دقت مدل پیشنهادی این پژوهش با سطح اطمینان ۹۵ درصد بهتر از دیگر مدل‌های استفاده شده در این پژوهش می‌باشد.

نتیجه‌گیری: نتایج نشان داد که مدل پیشنهادی این تحقیق در یک سال، دو سال و سه سال قبل از درماندگی مالی به طور معناداری از عملکرد بهتری در پیش‌بینی درماندگی مالی نسبت به روش انتخاب ویژگی پیشرو پی درپی و مدل رگرسیون لجستیک برخوردار است.

کلیدواژه‌ها: انتخاب پی‌درپی پیشرو شناور، پوشش‌دهنده، درماندگی مالی، ماشین بردار پشتیبان، مدل‌های ترکیبی.

استناد: فلاح‌پور، سعید؛ راعی، رضا؛ نوروزی‌یان لکوان، عیسی (۱۳۹۷). استفاده از روش ترکیبی انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور و ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران. *فصلنامه تحقیقات مالی*، ۲۰(۳)، ۲۸۹ – ۳۰۴.

فصلنامه تحقیقات مالی، ۱۳۹۷، دوره ۲۰، شماره ۳، صص. ۲۸۹– ۳۰۴
DOI: 10.22059/frj.2018.113928.1005868
دریافت: ۱۳۹۳/۰۹/۲۹، پذیرش: ۱۳۹۶/۰۷/۱۵
© دانشکده مدیریت دانشگاه تهران

Archive of SID

www.SID.ir

مقدمه

پیش‌بینی درماندگی مالی از مسائل بحث‌برانگیز بوده و طی چند دهه گذشته تحقیقات بسیار زیادی در این زمینه انجام شده است. رقابت روزافزون شرکت‌ها و بحران‌های به‌وجود آمده در دنیای امروز، احتمال ورشکستگی شرکت‌ها را افزایش داده است. بنابراین نیاز به مدل‌هایی که بتوانند پیش از وقوع درماندگی مالی و ورشکستگی، با نشان دادن اخطارهای به موقع، در تصمیم‌گیری به مدیران و سرمایه‌گذاران کمک کرده و از بروز زیان‌ها و هزینه‌های بسیار زیاد ورشکستگی جلوگیری کنند، ضروری است.

با توجه به پیشرفت روش‌های نوین در زمینه هوش مصنوعی و روش‌های آماری، رسیدن به دقت مطلوب امکان‌پذیر شده است. یکی از راه‌هایی که با استفاده از آن می‌توان به بهره‌مندی مناسب از فرصت‌های سرمایه‌گذاری و تخصیص بهتر منابع کمک کرد، پیش‌بینی درماندگی مالی یا ورشکستگی است؛ یعنی با ارائه هشدارهای لازم می‌توان مدیران را از وقوع درماندگی مالی آگاه کرد تا بتوانند با توجه به این هشدارها راه حل مناسبی بیابند. همچنین سرمایه‌گذاران و اعتباردهندگان می‌توانند فرصت‌های مطلوب سرمایه‌گذاری را از فرصت‌های نامطلوب تشخیص دهند و منابعشان را در فرصت‌های مناسب سرمایه‌گذاری کنند. در این پژوهش ملاک درماندگی مالی شرکت‌ها، مشمول ماده ۱۴۱ قانون تجارت است. باید به این نکته توجه کرد که درماندگی مالی لزوماً موجب ورشکستگی نمی‌شود، بلکه یکی از پیامدهای آن بوده و به‌طور معمول آخرین مرحله آن محسوب می‌شود (راعی و فلاح‌پور، ۱۳۸۷).

مدل ارائه شده در این پژوهش، از نوع مدل‌های ترکیبی[1] انتخاب ویژگی و مدل طبقه‌بندی کننده است. از نسبت‌های مالی که ویژگی‌های ورودی مدل به‌شمار می‌روند، برای پیش‌بینی درماندگی مالی استفاده شده است. نوع‌آوری این پژوهش، استفاده از الگوریتم انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور به‌عنوان روش قدرتمند انتخاب ویژگی در تعیین زیرمجموعه بهینه از کلیه ویژگی‌های ورودی به مدل است.

در این مقاله عملکرد روش ترکیبی انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور که از نوع روش‌های پوشش‌دهنده[2] است و مدل طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان، با روش ترکیبی انتخاب ویژگی پیشرو پی‌درپی که آن هم از نوع روش‌های پوشش‌دهنده است با ماشین بردار پشتیبان و روش رگرسیون لجستیک که از خانواده روش‌های آماری است، مقایسه شده است.

پیشینه پژوهش

در حوزه روش‌های آماری، مقاله ویلیام بیور[3] (۱۹۶۶) را می‌توان از نخستین مطالعات کلاسیک در حوزه مدیریت ریسک اعتباری دانست (مرادی، شفیعی سردشت و ابراهیم‌پور، ۱۳۹۱). او برای بررسی توان نسبت‌های مالی در پیش‌بینی درماندگی مالی، از تحلیل یک متغیری استفاده کرد و در این تحلیل بیشتر نسبت‌هایی را به‌کار گرفت که به جریان‌های نقدی مربوط می‌شدند. بیور در پژوهش خود، ناتوانایی شرکت‌ها را در انجام تعهدهای مالی، درماندگی مالی تعریف کرد (راعی و فلاح‌پور،

1. Combined models
2. Wrapper
3. Beaver

Archive of SID

www.SID.ir

۱۳۸۷). در واقع، تحقیق تک‌متغیره بیور، آغازی برای توسعه مدل‌های پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی بود. در تحقیقات بعدی، مدل‌های چند متغیره در کانون توجه قرار گرفت و محققان به این مسئله پی بردند که عوامل گوناگونی وجود دارند که هم‌زمان بر درماندگی مالی و ورشکستگی شرکت‌ها تأثیرگذارند.

نخستین تحقیق با رویکرد چند متغیره را آلتمن[1] (۱۹۶۸) انجام داد. او برای نخستین بار، اثر ترکیب‌های مختلف نسبت‌های مالی را برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها بررسی کرد و با استفاده از تحلیل ممیزی چند متغیره، به مدل پنج متغیره‌ای دست یافت و از آن برای پیش‌بینی مسائل درماندگی مالی و ورشکستگی بهره برد. مدل امتیازدهی z یک مدل پیش‌بینی‌کننده است که هنوز در حوزه درماندگی مالی و ورشکستگی شرکت‌ها استفاده می‌شود. با انجام مطالعه السون[2] (۱۹۸۰)، مطالعات مربوط به درماندگی مالی وارد مرحله دیگری شد. السون نخستین کسی بود که از مدل رگرسیون لجستیک برای پیش‌بینی درماندگی مالی استفاده کرد. وی در تحقیق خود روی ۱۰۵ شرکت ورشکسته و ۲۰۵ شرکت غیر ورشکسته بین سال‌های ۱۹۷۰ تا ۱۹۷۶ مطالعه کرد و نُه متغیر مالی را به‌عنوان متغیرهای مستقل در نظر گرفت. با اینکه مدل‌های آماری دقت قابل قبولی دارند، مفروضات صریح و محدود کننده مانند خطی بودن، نرمال بودن، مستقل بودن متغیرها از یکدیگر و وجود ساختار از پیش تعریف شده، کاربرد آنها را در دنیای واقعی کمتر می‌کند (چن و دو[3]، ۲۰۰۹). در این موقعیت، روش‌هایی نظیر شبکه‌های عصبی و مدل‌های داده‌کاوی که محدودیت‌های روش‌های آماری را نداشتند، پا به عرصه گذاشتند (مرادی و همکاران، ۱۳۹۱).

در اوایل سال ۱۹۹۰، شبکه عصبی که یکی از روش‌های هوش مصنوعی است، در مسائل پیش‌بینی درماندگی مالی استفاده شد و بعد از آن ماشین بردار پشتیبان به‌عنوان روش جدید هوش مصنوعی، عملکرد بسیار خوبی از خود نشان داد. شین، لی و کیم[4] (۲۰۰۵) و مین و لی[5] (۲۰۰۵) برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های کره‌ای، از ماشین بردار پشتیبان استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که دقت این روش از دقت مدل‌های آماری نظیر آلتمن و لاجیت و همچنین روش شبکه عصبی، بیشتر است. هوی و سان[6] (۲۰۰۶) و دینگ، سونگ و ینگ[7] (۲۰۰۸) این بار از ماشین بردار پشتیبان برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های چینی استفاده کردند و به نتایج مشابهی رسیدند.

به‌دلیل اهمیت تشخیص درماندگی مالی، پژوهشگران برای افزایش دقت پیش‌بینی تلاش کردند از میان نسبت‌های مالی، آنهایی که موجب افزایش دقت می‌شوند را انتخاب کنند. مین، لی و هان[8] (۲۰۰۶) و وو، دزنگ و و گو[9] (۲۰۰۷) از الگوریتم ژنتیک برای افزایش دقت پیش‌بینی ماشین بردار پشتیبان استفاده کردند.

در ایران نیز تحقیقات مشابهی انجام شده است. سلیمانی (۱۳۸۲) به بررسی قدرت نسبت‌های مالی در پیش‌بینی بحران مالی شرکت‌ها پرداخت و از مدل رگرسیون چندگانه برای پیش‌بینی بحران مالی شرکت‌ها استفاده کرد. راعی و

1. Altman
2. Ohlson
3. Chen, & Du
4. Shin, Lee, Kim
5. Min, & Lee
6. Hui, & Sun
7. Ding, Song, Zen
8. Min, Lee, & Han
9. Wu, Tzeng, & Goo

Archive of SID

www.SID.ir

فلاح‌پور(۱۳۸۳) نشان دادند شبکه عصبی نسبت به مدل تحلیل ممیزی چندگانه در پیش‌بینی درماندگی مالی عملکرد بهتری دارد. همچنین، این دو محقق در مطالعه دیگری عملکرد بهتر ماشین بردار پشتیبان را نسبت به مدل رگرسیون لجستیک نشان دادند (راعی و فلاح پور، ۱۳۸۷). خوانساری و میرفیض (۱۳۸۸) برای پیش‌بینی شرکت‌های ورشکسته از مدل KMV بهره بردند. در این مدل علاوه بر استفاده از داده‌های تاریخی، از داده‌های بازار نیز برای هشدار در خصوص وضعیت فعلی مشتریان حقوقی بانک‌ها و حتی انتظارات نسبت به وضعیت آینده آنها استفاده شده است. قدیری مقدم، غلام‌پور فرد و نصیرزاده (۱۳۸۸) دو الگوی آلتمن و السون را با استفاده از دو روش ممیزی چندگانه و لوجیت مقایسه کردند. نتایج این پژوهش نشان داد که اگر الگوی آلتمن با روش لوجیت برآورد شود، به دقت بیشتری می‌رسد. پناهی، اسدزاده و جلیلی مرند (۱۳۹۲) از نسبت‌های به‌کاررفته در مدل آلتمن و همچنین نسبت‌های جاری برای پیش‌بینی درماندگی مالی در بازه زمانی ۵ ساله استفاده کردند. در پژوهش آنها، مدل‌های احتمال خطی، لوجیت و پروبیت به‌عنوان مدل‌های پیش‌بین به‌کار برده شده است. از سوی دیگر، سعیدی و آقایی (۱۳۸۸) مدلی را بر اساس شبکه‌های بیز طراحی کردند و دو مدل بر اساس شبکه بیز و یک مدل بر اساس رگرسیون لجستیک، برای نمونه‌های پژوهش ارائه دادند.

روش‌شناسی پژوهش

در این پژوهش برای پیش‌بینی درماندگی مالی، از ماشین بردار پشتیبان (SVM) استفاده شده است؛ زیرا SVM از نظریه‌های یادگیری آماری مختلفی ساخته شده است (کریستیانینی و شاو[1]، ۲۰۰۰) و نتایج به‌دست آمده از پژوهش‌های گذشته نشان داده که SVM برای پیش‌بینی درماندگی مالی دقت بیشتری دارد (کریستیانینی و شاو، ۲۰۰۰؛ وپنیک، ۱۹۹۸؛ مین و همکاران، ۲۰۰۵؛ پرماچاندرا، بهابرا و سیوایشی[2]، ۲۰۰۹، هوی و سان، ۲۰۰۶، وو و همکاران، ۲۰۰۷، هوآ، وانگ، ژو، ژانگ و لیانگ[3]، ۲۰۰۷). همچنین از روش‌های انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور و پیشرو پی‌درپی برای ساختن مدل ترکیبی انتخاب ویژگی و ماشین بردار پشتیبان و از مدل رگرسیون لجستیک نیز به‌عنوان روش آماری برای پیش‌بینی درماندگی مالی استفاده شده است.

انتخاب ویژگی

انتخاب ویژگی[4] فرایندی است که برای کاهش تعداد ویژگی‌ها در مسائلی که تعداد ویژگی‌های ورودی مدل زیاد است، استفاده می‌شود. هدف از انتخاب ویژگی، انتخاب زیرمجموعه بهینه از ویژگی‌ها برای بهبود دقت پیش‌بینی است که با کاهش ابعاد بردار ویژگی همراه است (فو، یو، مایو، چای و چانگ[5]، ۲۰۱۴).

به‌طور کلی می‌توان روش‌های انتخاب ویژگی را به دو گروه، روش‌های فیلترکننده و روش‌های پوشش‌دهنده دسته‌بندی کرد (گویون و الیسف[6]، ۲۰۰۳ و کوهاوی و جان[7]، ۱۹۹۷).

1. Cristianini, & Shawe-Taylor
2. Premachandra, Bhabra, & Sueyoshi,
3. Hua, Wang, Xu, Zhang, & Liang
4. Feature selection
5. Fu, Yu, Mau lin, Chai, & Chang chen
6. Guyon,& Elisseeff,
7. Kohavi, & John

Archive of SID

www.SID.ir

رگرسیون لجستیک (LR)[1]

در بسیاری از پژوهش‌ها، متغیر وابسته تنها دو نتیجه ممکن دارد و می‌تواند فقط یکی از دو ارزش صفر و یک را بپذیرد، ارزش یک به‌معنای وقوع حادثه و ارزش صفر به‌معنای عدم وقوع آن (یا برعکس). این مدل را می‌توان مدل خطی تعمیم‌یافته‌ای دانست که از تابع لوجیت به‌عنوان تابع پیوند استفاده کرده و خطایش از توزیع چند جمله‌ای پیروی می‌کند.

رابطه ۱)
$$Log_{it}(p) = ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = a + \beta_1 x_{1,i} \dots\dots\dots \beta_k x_{k,i}$$
$$i = 1, \dots\dots, n$$
$$p = pr(Y_i = 1)$$

رابطه ۲)
$$p = pr(Y_i = 1|X) = \frac{e^{\beta_1 x_{1,i} \dots\dots\dots \beta_k x_{k,i}}}{1 + e^{\beta_1 x_{1,i} \dots\dots\dots \beta_k x_{k,i}}}$$

روش انتخاب ویژگی پیشرو پی‌درپی (SFS)[2]

در این الگوریتم ابتدا تک‌تک ویژگی‌ها بررسی شده و از میان آنها، ویژگی‌ای که در طبقه‌بندی بیشترین دقت را دارد، به‌عنوان نخستین ویژگی انتخاب می‌شود. در هر دور[3]، یک ویژگی استفاده نشده به زیرمجموعه انتخاب شده، اضافه می‌شود. برای هر ویژگی اضافه شده، دقت مدل محاسبه می‌شود و فقط ویژگی‌ای که بیشترین افزایش را در دقت ایجاد می‌کند، در زیرمجموعه قرار می‌گیرد. بعد از آن، دور جدید با انتخاب‌های اصلاح شده[4] آغاز می‌شود. این عملیات ادامه پیدا می‌کند تا به معیار توقف برسد. معیار توقف روش انتخاب ویژگی پیشرو پی‌درپی می‌تواند یکی از موارد زیر باشد:

۱. عدم افزایش در دقت: چنانچه با اضافه شدن یک ویژگی به زیرمجموعه ویژگی‌های استفاده شده، دقت به‌دست آمده تغییر نکند، عملیات انتخاب ویژگی متوقف می‌شود.
۲. عدم افزایش معنادار در دقت: چنانچه با اضافه شدن ویژگی جدید، دقت افزایش معناداری پیدا نکند، عملیات انتخاب ویژگی متوقف می‌شود.
۳. عدم افزایش در دقت از آستانه حداقل در نظر گرفته شده: چنانچه با اضافه شدن یک ویژگی به زیرمجموعه انتخاب شده قبلی، افزایش دقت از آستانه حداقل در نظر گرفته شده بیشتر نشود، عملیات انتخاب ویژگی متوقف می‌شود.

در نهایت، یک زیرمجموعه بهینه از ویژگی‌ها با کمترین خطا یا بیشترین دقت، انتخاب می‌شود (فو و همکاران، ۲۰۱۴). شایان ذکر است که در این روش امکان حذف ویژگی‌های انتخاب شده وجود ندارد.

1. Logistic regression
2. Sequential Forward Selection
3. Round
4. Modified Selection

Archive of SID

www.SID.ir

روش انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور (SFFS)[1]

ایراد کار روش انتخاب ویژگی پیشرو پی‌درپی این است که حذف ویژگی‌های انتخاب شده در آن امکان‌پذیر نیست. برای رفع این مشکل، می‌توان از روش انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور استفاده کرد. روش انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور، تعمیم‌یافته روش انتخاب ویژگی پیشرو پی‌درپی است. این روش از خانواده روش‌های هیوریستیک بوده و جزء روش‌های پوشش‌دهنده است که با استفاده از آن می‌توان زیرمجموعه بهینه‌ای از ویژگی‌ها را به‌دست آورد. نحوه کار به این صورت است که همراه با انتخاب ویژگی توسط روش پیشرو پی‌درپی در هر مرحله، کار بررسی و حذف ویژگی‌ها نیز صورت می‌گیرد؛ بدین شکل که در هر مرحله با انتخاب یک ویژگی، تک‌تک ویژگی‌های قبلی را یک بار حذف کرده و در زیرمجموعه‌ها بررسی می‌کنیم که آیا ویژگی‌های انتخاب شده قبلی، بهترین‌ها بوده‌اند یا خیر. با این کار، حذف ویژگی‌های انتخاب شده‌ای که ایده‌آل نبوده‌اند، امکان‌پذیر می‌شود. در این روش با اضافه کردن یک ویژگی به زیرمجموعه ویژگی‌های از قبل انتخاب شده یا حذف یک ویژگی خاص، فرایند ایجاد زیرمجموعه بهینه صورت می‌پذیرد.

اگر پارامتر m را تعداد افزودن یا کاستن ویژگی در نظر بگیریم، ابتدا مقدار m صفر است، زیرمجموعه ویژگی‌های انتخابی γ_{m} یک زیرمجموعه بدون عضو بوده و همچنین حداکثر معیار CCR[2] مرتبط با آن که با نماد J(m) نمایش داده می‌شود، برابر با صفر خواهد بود.

اضافه کردن ویژگی: ما به‌دنبال ویژگی‌ای هستیم که دارای $w^+ = \mathrm{w} - \gamma_{\mathrm{m}}$ باشد و به مجموعه γ_{m} اضافه شود.

رابطه ۳)
$$w^+ = argmatrix\ MMCR_B\left(U_A^{\gamma_{\mathrm{m}}} \cup \{W\}\right)$$
$$\mathrm{W} = \mathrm{w} - \gamma_{\gamma_{\mathrm{m}}}$$

در این رابطه B معرف تعداد تکرارهای اعتبارسنجی مقطعی است که توسط اجرا کننده تکنیک تعیین می‌شود و مقدار رایج برای آن ۱۰ است. زمانی که w^+ مشخص شود، ویژگی مرتبط با آن به زیرمجموعه انتخاب شده ویژگی‌ها اضافه خواهد شد $\gamma_{\mathrm{m}}\ \gamma_{\mathrm{m+1}} = \cup\ \{W_m^+\}$. همچنین بالاترین مقدار CCR نیز به‌روز می‌شود.

رابطه ۴)
$$j(m+1) = MMCR_B\left(U_A^{\gamma_{\mathrm{m}}} \cup \{W\}\right)$$
$$m = m + 1$$

برای جلوگیری از گیر افتادن در وضعیت بهینه محلی، پس از اضافه کردن هر ویژگی، یک گام اصلی شرطی بررسی می‌شود. در این گام حذفی، به‌دنبال ویژگی‌ای هستیم که شرایط زیر را داشته باشد:

رابطه ۵)
$$w^- \in \gamma_{\mathrm{m}}$$
$$w^- = \mathrm{argmax}\ \mathrm{MCCR_B}(\mathrm{U_A^{X_m-\{w\}}})$$
$$X_{\mathrm{m}}\mathrm{W}\in\ \mathrm{MCCR_B}(\mathrm{U_A^{X_m-\{W^-\}}}) > \gamma_{\mathrm{m}}$$

1. Sequential Floating Forward Selection
2. Correct Classification Rate

Archive of SID

www.SID.ir

بعد از آن، نوبت به حذف ویژگی‌ای می‌رسد که به آن w^- نسبت داده شده و باعث رسیدن به بالاترین CCR می‌شود. چنانچه هیچ یک از ویژگی‌ها شرایط بیان شده را نداشته باشند، گام اول تکرار شده و جست‌وجو برای حذف یک ویژگی پیاده‌سازی می‌شود. پس از آنکه حذف و اضافه کردن ویژگی‌ها به تعداد m بار تکرار شد، الگوریتم توقف می‌کند. با توجه به مقادیرJ(m) مقدار m که رابطه زیر را برقرار می‌کند، انتخاب می‌شود (وروریدیس و کوتروپولوس[1]، ۲۰۰۸).

$$m^* = argmax\, J(m)$$ رابطه ۶)

به‌طور کلی روش انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور از سه گام اصلی زیر تشکیل شده است:

۱. شناسایی مهم‌ترین ویژگی از میان ویژگی‌های انتخاب نشده با در نظر گرفتن دقت زیرمجموعه انتخاب شده؛
۲. شناسایی کم‌اهمیت‌ترین ویژگی از میان ویژگی‌های انتخاب شده در زیرمجموعه جاری که در این حالت ویژگی کم‌اهمیت حذف می‌شود، مگر در گام یک انتخاب شده باشد؛
۳. حذف پیوسته ویژگی‌ها بر اساس درجه اهمیت آنها، به‌طوری که کم‌اهمیت‌ترین ویژگی در زیرمجموعه جاری با زیرمجموعه‌های تشکیل شده قبلی مقایسه می‌شود و در نهایت الگوریتم SFFS بهترین زیرمجموعه را که بیشترین دقت را دارد، انتخاب می‌کند (فو و همکاران، ۲۰۱۴).

در هر دو روش انتخاب ویژگی پیشرو پی‌درپی و انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور، ابتدا توسط مدل طبقه‌بندی کننده، دقت پیش‌بینی برای تک‌تک ویژگی‌ها محاسبه می‌شود و برای شروع، الگوریتم‌ها از ویژگی‌هایی استفاده می‌کنند که دقت بیشتری به‌وجود می‌آورند.

فرضیه‌های پژوهش

در این پژوهش دو فرضیه زیر بررسی می‌شود:

فرضیه ۱: از لحاظ آماری، بین روش انتخاب ویژگی پیشرو شناور پی‌درپی و روش انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو در ترکیب با SVM، تفاوت معناداری در سطح اطمینان ۹۵ درصد وجود دارد.

فرضیه ۲: از لحاظ آماری، بین روش ترکیبی انتخاب ویژگی پیشرو شناور پی‌درپی و ماشین بردار پشتیبان و روش آماری رگرسیون لجستیک، تفاوت معناداری در سطح اطمینان ۹۵ درصد وجود دارد.

روش اجرای پژوهش

پس از مطالعه جامع ادبیات تحقیق این حوزه و بررسی نسبت‌های مالی مهم استفاده شده در تحقیقات پیشین، در نهایت ۲۹ نسبت مالی که همه تحقیقات گذشته بیشتر استفاده شده بودند، انتخاب شدند. در جدول ۱ این ویژگی‌ها معرفی شده‌اند.

1. Ververidis, & Kotropoulos

Archive of SID

www.SID.ir

جدول ۱. متغیرهای استفاده شده برای پیش‌بینی درماندگی مالی

نام متغیر	شماره متغیر	نام متغیر	شماره متغیر
سود خالص به فروش	V۱	سرمایه در گردش خالص	V۱۶
سود عملیاتی به فروش	V۲	گردش موجودی کالا	V۱۷
سود ناخالص به فروش	V۳	دوره وصول مطالبات	V۱۸
سود خالص به سود ناخالص	V۴	نسبت موجودی کالا به سرمایه در گردش	V۱۹
بازده دارایی‌ها (ROA)	V۵	گردش سرمایه جاری	V۲۰
درصد بازده سرمایه	V۶	گردش دارایی‌های ثابت	V۲۱
گردش مجموع دارایی	V۷	گردش مجموع دارایی	V۲۲
بازدهی سرمایه (ROE)	V۸	نسبت بدهی	V۲۳
بازده سرمایه در گردش	V۹	نسبت بدهی به ارزش ویژه	V۲۴
بازده دارایی ثابت	V۱۰	نسبت دارایی ثابت به ارزش ویژه	V۲۵
سنجش سودمندی وام	V۱۱	نسبت بدهی بلندمدت به ارزش ویژه	V۲۶
نسبت جاری	V۱۲	نسبت بدهی جاری به ارزش ویژه	V۲۷
نسبت آنی	V۱۳	نسبت مالکانه	V۲۸
نسبت نقدینگی	V۱۴	نسبت پوشش بدهی	V۲۹
نسبت دارایی‌های جاری	V۱۵		

جامعه آماری این پژوهش را شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران از سال ۱۳۷۵ تا ۱۳۹۱ تشکیل می‌دهد. نمونه آماری مطالعه شامل ۱۸۰ شرکت است که با توجه به تعداد شرکت‌های بورسیِ مشمول ماده ۱۴۱ قانون تجارت، فهرستی از تمام شرکت‌های درمانده مالی (حدود ۱۰۳ شرکت) تهیه شد. از میان آنها ۹۰ شرکتی انتخاب شد که دسترسی به اطلاعات آنها به‌صورت کامل وجود داشت. همچنین ۹۰ شرکت سالم نیز با استفاده از نمونه‌گیری تصادفی انتخاب شد (در مجموع ۱۸۰ شرکت).

برای آزمون مدل‌های بیان شده، عملکرد این مدل‌ها در سال درماندگی مالی (t)، یک سال قبل از درماندگی مالی (t−۱)، دو سال قبل از درماندگی مالی (t−۲) بررسی شد. بنابراین برای هر شرکت از اطلاعات سه سال مالی استفاده شده است. با توجه به مطالعات انجام شده در این زمینه، عدد ۱۰ برای عملگر اعتبارسنجی مقطعی[1] مد نظر قرار گرفت. بنابراین کل داده‌ها به ۱۰ زیرمجموعه ۱۸تایی دسته‌بندی شدند که هر زیرمجموعه ۹ شرکت درمانده مالی و ۹ شرکت سالم را دربرداشت. برای آموزش مدل، از ۹ زیرمجموعه و از زیرمجموعه باقی‌مانده به‌عنوان داده‌های آزمون استفاده شد؛ به‌طوری که از همه زیرمجموعه‌ها یک بار به‌عنوان آزمون استفاده شد که دقت کلی مدل، برابر میانگین دقت‌های به‌دست آمده از ۱۰ زیر مجموعه بود.

شایان ذکر است که تمام مدل‌سازی‌های این تحقیق با نرم‌افزارهای رپیدماینر و متلب انجام شده است.

1. Cross Validation

Archive of SID

www.SID.ir

یافته‌های پژوهش

در این قسمت یافته‌های تحقیق و تحلیل آنها ارائه می‌شود. شکل ۱ دقت به‌دست آمده از هر ویژگی را برای سال t نشان می‌دهد. در جدول ۲ نیز نتایج به‌دست آمده از دقت پیش‌بینی مدل‌های به‌کار برده شده برای سال t مشاهده می‌شود.

شکل ۱. نمایش دقت تک ویژگی‌ها در پیش‌بینی درماندگی مالی در سال t

جدول ۲. عملکرد روش‌های به‌کار برده شده برای پیش‌بینی درماندگی مالی در سال t

نام روش	نوع روش	میانگین دقت کلی پیش‌بینی
رگرسیون لجستیک	آماری	۹۲/۷۸
روش ترکیبی انتخاب ویژگی پیشرو پی‌درپی + SVM	هوش مصنوعی	۹۵/۵۵
روش ترکیبی انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور + SVM	هوش مصنوعی	۹۸/۸۸
SVM	هوش مصنوعی	۹۳/۸۹

برای بررسی فرضیه نخست پژوهش مبنی برعملکرد بهتر روش انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور نسبت به روش انتخاب ویژگی پیشرو پی‌درپی، از آزمون مقایسه‌های زوجی استفاده شده است. در این آزمون عملکرد بهتر روش انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور از نظر آماری بررسی شد که جدول ۳ نتایج این آزمون را برای سال t نشان می‌دهد. همان‌طور که در این جدول مشاهده می‌شود، دقت کلی مدل ترکیبی روش انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور و SVM با سطح اطمینان ۰/۹۵، از دقت کلی مدل ترکیبی انتخاب ویژگی پیشرو پی‌درپی و SVM بیشتر است. بنابراین فرضیه نخست پژوهش برای سال t پذیرفته می‌شود.

Archive of SID

www.SID.ir

جدول ۳. نتایج آزمون مقایسه زوجی برای سال t

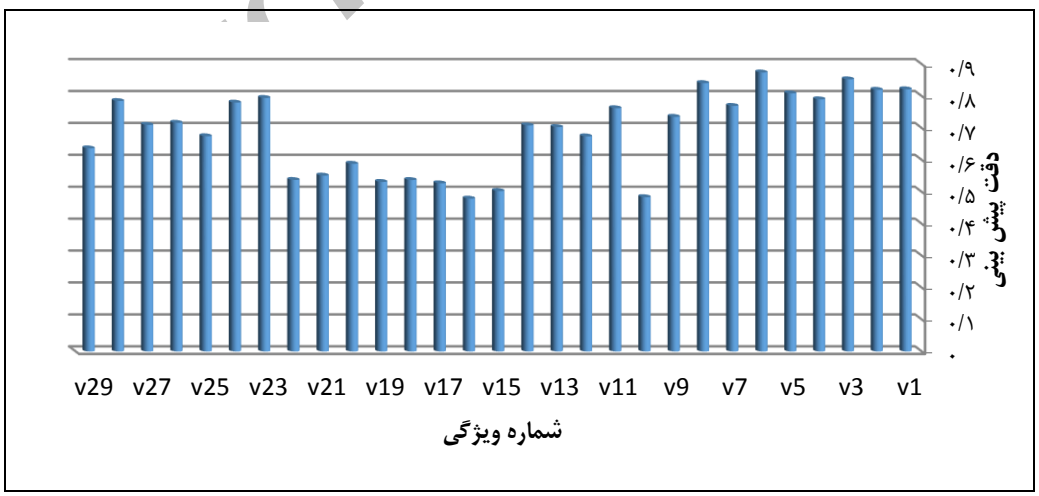
	روش انتخاب ویژگی پیشرو شناور	روش انتخاب ویژگی پیشرو
میانگین دقت کلی	۹۸/۸۸	۹۵/۵۵
p-value	۰/۰۴۸	
نتیجه بررسی فرضیه نخست	فرضیه پذیرفته می‌شود	

برای بررسی فرضیه دوم، مبنی بر عملکرد بهتر روش انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور نسبت به رگرسیون لجستیک نیز از آزمون مقایسه زوجی استفاده شده است. در این آزمون عملکرد بهتر روش انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور از نظر آماری بررسی شد که نتایج آن در جدول ۴ برای سال t مشاهده می‌شود.

جدول ٤. نتایج آزمون مقایسه زوجی برای سال t

	روش انتخاب ویژگی پیشر شناور	روش رگرسیون لجستیک
میانگین دقت کلی	۹۸/۸۸	۹۲/۷۸
p-value	۱/۷۱۶۰$e^{-۰۴}$۱,۷۱۶۰	
نتیجه بررسی فرضیه دوم	فرضیه پذیرفته می‌شود	

همان‌طور که در جدول ۴ مشاهده می‌شود، دقت کلی مدل ترکیبی روش انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور و SVM با سطح اطمینان ۰/۹۵، از دقت کلی روش رگرسیون لجستیک بیشتر است. بنابراین فرضیه دوم پژوهش برای سال t پذیرفته می‌شود. شکل ۲ دقت به‌دست آمده از هر ویژگی را برای سال ۱– t نشان می‌دهد.



شکل ۲. نمایش دقت تک ویژگی‌ها در پیش‌بینی درماندگی مالی برای سال ۱– t

جدول ۵ کلیه نتایج به‌دست آمده از دقت پیش‌بینی مدل‌های به‌کار برده شده برای یک سال قبل (۱–t) از درماندگی را نشان می‌دهد.

www.SID.ir

جدول ۵. عملکرد روش‌های به‌کار برده شده برای پیش‌بینی درماندگی مالی در سال t −۱

نام روش	نوع روش	میانگین دقت کلی پیش‌بینی
رگرسیون لجستیک	آماری	۸۷/۷۲
روش ترکیبی انتخاب ویژگی پیشرو پی‌درپی + SVM	هوش مصنوعی	۹۱/۱۱
روش ترکیبی انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور+ SVM	هوش مصنوعی	۹۵/۵۶
SVM	هوش مصنوعی	۸۸/۸۹

برای بررسی فرضیه نخست مبنی بر عملکرد بهتر روش انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور نسبت به روش انتخاب ویژگی پیشرو پی‌درپی از آزمون مقایسه زوجی استفاده شده و عملکرد بهتر روش انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور از نظر آماری بررسی شده است. جدول ۶ نتایج آزمون مقایسه زوجی برای سال t −۱ را نشان می‌دهد.

جدول ٦. نتایج آزمون مقایسه زوجی برای سال t −۱

	روش انتخاب ویژگی پیشرو شناور	روش انتخاب ویژگی پیشرو
میانگین دقت کلی	۹۵/۵۶	۹۱/۱۱
p-value	۰/۰۱۵۲	
نتیجه بررسی فرضیه نخست	فرضیه پذیرفته می‌شود	

همان‌طور که جدول ۶ نشان می‌دهد، دقت کلی مدل ترکیبی روش انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور و SVM با سطح اطمینان ۰/۹۵، از دقت کلی مدل ترکیبی انتخاب ویژگی پیشرو پی‌درپی و SVM بیشتر است. بنابراین فرضیه نخست پژوهش برای سال t −۱ پذیرفته می‌شود. برای فرضیه دوم مبنی بر عملکرد بهتر روش انتخاب ویژگی پیشرو شناور نسبت به روش رگرسیون لجستیک نیز، از آزمون مقایسه زوجی استفاده شده که نتایج آن برای یک سال قبل از درماندگی مالی (t −۱) در جدول ۷ درج شده است.

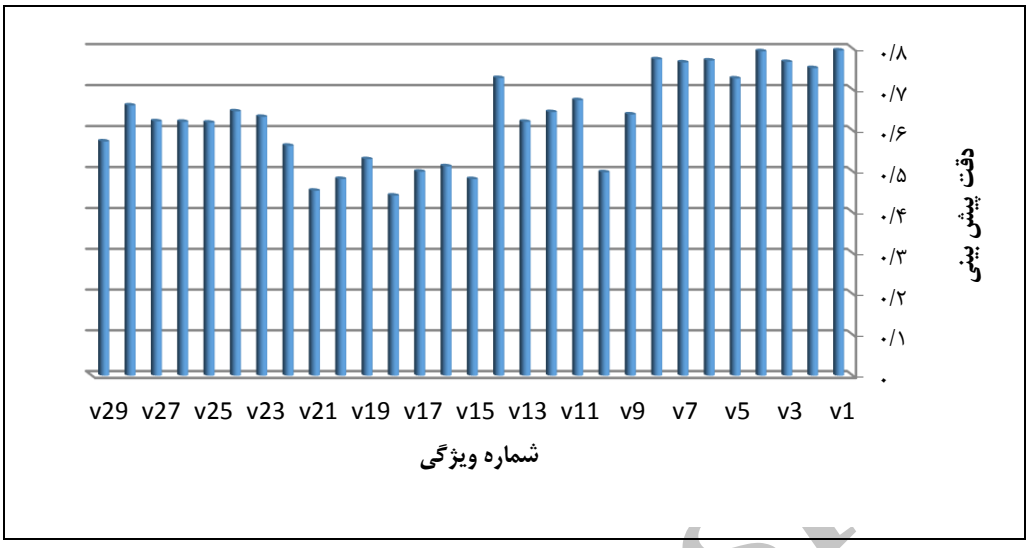
جدول ۷. نتایج آزمون مقایسه زوجی برای سال t −۱

	روش انتخاب ویژگی پیشرو شناور	روش رگرسیون لجستیک
میانگین دقت کلی	۹۵/۵۶۰	۸۷/۷۲
p-value	$۱,۲۲۲۶e^{-۰۵}$	
نتیجه بررسی فرضیه دوم	فرضیه پذیرفته می‌شود	

همان‌طور که جدول ۷ نشان می‌دهد، دقت کلی مدل ترکیبی روش انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور و SVM با سطح اطمینان ۰/۹۵، از دقت کلی روش رگرسیون لجستیک بیشتر است. بنابراین فرضیه دوم پژوهش برای سال t−۱ پذیرفته می‌شود. شکل ۳ دقت به‌دست آمده از هر ویژگی را برای سال t −۱ نشان می‌دهد.

Archive of SID

www.SID.ir



شکل۳. نمایش دقت تک ویژگی‌ها برای پیش‌بینی درماندگی مالی در سال t -۲

جدول ۸ نتایج به‌دست آمده از دقت پیش‌بینی مدل‌های به‌کار برده شده برای دو سال قبل از درماندگی مالی (t -۲) را نشان می‌دهد.

جدول ۸. عملکرد روش‌های به‌کار برده شده برای پیش‌بینی درماندگی مالی در سال t -۲

نام روش	نام روش	میانگین دقت کلی پیش‌بینی
رگرسیون لجستیک	آماری	۷۶/۱۱
روش ترکیبی انتخاب ویژگی پیشرو پی‌درپی + SVM	هوش مصنوعی	۸۵/۵۵
روش ترکیبی انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور + SVM	هوش مصنوعی	۹۰/۵۵
SVM	هوش مصنوعی	۸۰/۰۰

برای بررسی فرضیه نخست پژوهش مبنی بر عملکرد بهتر روش انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور نسبت به روش‌انتخاب ویژگی پیشرو پی‌درپی، از آزمون مقایسه زوجی استفاده شده و در آن، عملکرد بهتر روش انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور از نظر آماری بررسی شده است. جدول ۹ نتایج آزمون مقایسه زوجی را برای سال t -۲ نشان می‌دهد.

جدول ۹. نتایج آزمون مقایسه زوجی برای سال t -۲

	روش انتخاب ویژگی پیشرو شناور	روش انتخاب ویژگی پیشرو
میانگین دقت کلی	۹۰/۵۵	۸۵/۵۵
p-value	۰/۰۳۷۸	
نتیجه بررسی فرضیه اول	فرضیه پذیرفته می‌شود	

Archive of SID

www.SID.ir

همان‌طور که جدول ۹ نشان می‌دهد، دقت کلی مدل ترکیبی روش انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور و SVM با سطح اطمینان ۰/۹۵، از دقت کلی روش انتخاب ویژگی پیشرو پی‌درپی بیشتر است. بنابراین فرضیه نخست پژوهش برای سال t −۲ پذیرفته می‌شود. برای بررسی فرضیه دوم مبنی بر عملکرد بهتر روش انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور نسبت به روش رگرسیون لجستیک نیز از آزمون مقایسه زوجی استفاده شده که نتایج آن در جدول ۱۰ برای دو سال قبل از درماندگی (t −۲) مشاهده می‌شود.

جدول۱۰. نتایج آزمون مقایسه زوجی برای سال t −۲

	روش انتخاب ویژگی پیشرو شناور	روش رگرسیون لجستیک
میانگین دقت کلی	۹۰/۵۵	۷۶/۱۱
p-value	۰/۰۰۱۱	
نتیجه بررسی فرضیه دوم	فرضیه پذیرفته می‌شود	

همان‌طور که جدول ۱۰ نشان می‌دهد، دقت کلی مدل ترکیبی روش انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور با SVM با سطح اطمینان ۰/۹۵، از دقت کلی روش رگرسیون لجستیک بیشتر است. بنابراین فرضیه دوم پژوهش برای سال t −۲ پذیرفته می‌شود.

نتیجه‌گیری

پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی، یکی از مسائل بسیار مهم حوزه مالی و ریسک به‌شمار می‌رود و همواره در کانون توجه پژوهشگران، مؤسسه‌های مالی، مدیریت و سهامداران بوده است. بنابراین پیش‌بینی به‌موقع درماندگی مالی و ورشکستگی، می‌تواند به تمام ذی‌نفعان در تصمیم‌گیری‌ها کمک کند تا بتوانند با اقدامات به موقع، زیان مالی این رخداد را حذف کرده یا کاهش دهند. در سال‌های اخیر، روش‌های ترکیبی انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی‌کننده، به‌دلیل عملکرد بسیار خوب، توجه پژوهشگران را به خود جلب کرده است و در این زمینه تحقیقات بسیاری صورت گرفته که با توجه به اهمیت موضوع، هنوز هم به تحقیقات بیشتری نیاز دارد.

در این پژوهش از روش انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور که از روش تعمیم‌یافته روش انتخاب ویژگی پیشرو پی‌درپی محسوب می‌شود، استفاده شده است. این روش از روش‌های بسیار قدرتمند انتخاب ویژگی است که با افزایش فضای جست‌وجو نسبت به روش پیشرو ساده و توانایی حذف ویژگی‌های انتخاب شده، امکان گیر افتادن در نقطه بهینه محلی را کاهش می‌دهد و می‌تواند نسبت به روش پیشرو پی‌درپی، به دقت بیشتری دست یابد. در پژوهش حاضر، این روش با مدل SVM ترکیب شده و عملکرد آن با مدل ترکیبی SVM و انتخاب ویژگی پیشرو پی‌درپی و همچنین مدل آماری رگرسیون لجستیک مقایسه شد که در نتیجه هر دو فرضیه مطرح شده در پژوهش به تأیید رسید. با تأیید دو فرضیه پژوهش می‌توان گفت که دقت کلی پیش‌بینی مدل ترکیبی انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور و SVM در پیش‌بینی

Archive of SID

www.SID.ir

درماندگی مالی از دقت کلی پیش‌بینی مدل ترکیبی انتخاب ویژگی پیشرو پی‌درپی و روش آماری رگرسیون لجستیک به‌طور معناداری بیشتر است.

برای تحقیقات بعدی پیشنهاد می‌شود به جای استفاده از ماشین بردار پشتیبان، از رگرسیون بردار پشتیبان، شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی در ترکیب با روش انتخاب ویژگی پی‌درپی پیشرو شناور استفاده شود. همچنین می‌توان از روش‌های دیگر انتخاب ویژگی، مانند روش انتخاب ویژگی پی‌درپی پسرو شناور استفاده کرد.

منابع

پناهی، حسین؛ اسدزاده، احمد؛ جلیلی مرند، علیرضا (۱۳۹۳). پیش‌بینی پنج ساله ورشکستگی مالی برای شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران. *نشریه تحقیقات مالی*، ۱۶ (۱)، ۵۷-۷۶.

خوانساری، رسول؛ فلاح شمس، میرفیض (۱۳۸۸). ارزیابی کاربرد مدل ساختاری KMV در پیش‌بینی نکول شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران. *نشریه تحقیقات مالی*، ۱۱(۲۸)، ۴۹ - ۶۸.

راعی، رضا؛ فلاح پور، سعید (۱۳۸۳). پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. *نشریه تحقیقات مالی*، ۶(۱)، ۳۹-۶۹.

راعی، رضا؛ فلاح پور، سعید (۱۳۸۳). کاربرد ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها با استفاده از نسبت‌های مالی. *فصلنامه علمی پژوهشی بررسی‌های حسابداری و حسابرسی*، ۱۵(۵۳)، ۱۷-۳۴.

سعیدی، علی؛ آقایی، آرزو (۱۳۸۸). پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه‌های بیز. *بررسی‌های حسابداری و حسابرسی*، ۱۶(۳)، ۵۹ - ۷۸.

سلیمانی امیری، غلامرضا (۱۳۸۲). نسبت‌های مالی و پیش‌بینی بحران مالی شرکت‌ها در بورس اوراق بهادار تهران. *نشریه تحقیقات مالی*، ۵(۱)، ۱۲۱- ۱۳۶.

قدیری مقدم، ابوالفضل؛ غلام‌پور فرد، محمد مسعود؛ نصیرزاده، فرزانه (۱۳۸۷). بررسی توانایی‌های مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی آلتمن و اهلسوندر پیش‌بینی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار. *مجله دانش و توسعه*، ۱۶ (۲۸)، ۱۹۳- ۲۲۰.

مرادی، محسن؛ شفیعی سردشت، مرتضی؛ ابراهیم‌پور، ملیحه (۱۳۹۱). پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها به‌وسیله مدل‌های ماشین بردار پشتیبان و تحلیل ممیز چندگانه. *فصلنامه بورس اوراق بهادار*، ۱۸ (۵)، ۱۱۳- ۱۳۶.

References

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

Beaver, W. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Empirical Research in Accounting: Selected Studies*, 4, 571–111.

Chen, W., Du, Y. (2009). Using Neural Networks and Data Mining Techniques for the Financial Distress Prediction Model. *Expert Systems with Applications*, 36(2), 4075–4088.

Archive of SID

www.SID.ir

Cristianini, N., Shawe-Taylor, J. (2000). *An Introduction to Support Vector Machines*. Cambridge University Press, Cambridge.

Ding, Y., Song, X., Zen, Y. (2008). Forecasting financial condition of Chinese listed companies based on support vector machine, *Expert Systems with Applications*, 34(4), 3081–3089.

Fu, J., Yu, Y., Maulin, H., Chai, J., & Chang Chen, C. (2014). Feature extraction and pattern classification of colorectal polyps in colonoscopic imaging. *Computerized medical imaging and graphics*, 38 (4), 267-275.

Ghadri Moghadam, A., Gholampour- Fard, M., Nasirzadeh, F. (2009). Evaluate of ability of altman and ohlsoon models in bankruptcy prediction of companies listed in the stock exchange. Journal of knowledge and development, 16 (28), 193- 220. (*in Persian*)

Guyon, B., Elisseeff, A. (2003). An introduction to variable and feature selection. *Journal of Machine Learning Research*, 3(3), 1157–1182.

Hua, Z., Wang, Y., Xu, X., Zhang, B., & Liang, L. (2007). Predicting corporate financial distress Based on integration of support vector machine and logistic regression. *Expert Systems with Applications*, 33 (2), 434–440.

Hui, X., Sun, J. (2006). An application of support vector machine to companies' financial distress prediction, *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, 3885(3), 274–282.

Khansari, R., Mirfeyz, F. (2009). Assessment of the structural model in predicting default KMV companies listed in Tehran Stock Exchange. *Financial research*, 11 (28), 49-68. (*in Persian*)

Kohavi, K., John, G. (1997). Wrappers for feature subset selection, *Artificial Intelligence*, 97(1-2), 273–324.

Min, J. H., Lee, Y. C. (2005). Bankruptcy prediction using support vector machine with optimal choice of kernel function parameters. *Expert Systems with Applications*, 28(4), 603–614.

Min, S. H., Lee, J., Han, I. (2006). Hybrid genetic algorithms and support vector machines for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 31(3), 652–660.

Moradi, M., Shafiei Sardasht, M., Ebrahimpour, M. (2012). Financial distress prediction using support vector machine models and multiple discriminate analysis. *Quarterly Journal Stock Exchange*, 18(5), 113-136. (*in Persian*)

Ohlson, J. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy, *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131.

Panahi, H., Asadzadeh, A., Jalili Marand, A. (2014). Bankruptcy prediction of listed companies in Tehran stock exchange market. *Financial Research*, 16 (1), 57-76. (*in Persian*)

Premachandra, I. M., Bhabra, G., Sueyoshi, T. (2009). DEA as a tool for bankruptcy assessment: a comparative study with logistic regression technique. *European Journal of Operational Research*, 192 (2), 412–424.

Raei, R., Fallahpur, S. (2004). Use of neural network for financial distress prediction. *Financial Research*, (17), 39-69. (*in Persian*)

Archive of SID

www.SID.ir

Raei, R., Fallahpur, S. (2008). Application of support vector machine in financial distress prediction with using of financial ratios. *Financial research*, (15), 17-34. (*in Persian*)

Saidi, A., Aghaiy, A. (2009). Financial distress prediction of listed companies in Tehran Stock Exchange by using Bayesian networks. *Review of accounting and auditing*, 16(3), 59-78. (*in Persian*)

Shin, K. S., Lee, T.S., Kim, H.J. (2005). An application of support vector Machines in bankruptcy prediction model. *Expert Systems with Applications*, 28(1), 127–135.

Soleymani Amiri, GH. (2003). Financial ratios and financial crisis of companies in Tehran stock exchange market. Financial research, (15), 121-126. (*in Persian*)

Ververidis, D., Kotropoulos, C. (2008). Fast and accurate sequential floating forward feature selection with the Bayes classifier applied to speech emotion recognition. *Signal processing*, 88 (12), 2956-2970.

Wu, C. H., Tzeng, G. H., Goo, Y. J. (2007). A real-valued genetic algorithm to optimize the parameters of support vector machine for predicting bankruptcy. *Expert Systems with Applications*, 32(2), 397–408.

Archive of SID

www.SID.ir