فصلنامه بورس اوراق بهادار شمارهٔ 18 تابستان 91 سال پنجم ــ تاریخ دریافت: 90/04/20 ــ تاریخ پذیرش: 91/07/19 ــ ص 113- 136

پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها بوسیله مدل‌های ماشین بردار پشتیبان و تحلیل ممیزی چندگانه

محسن مرادی[1] / مرتضی شفیعی سردشت[2] / ملیحه ابراهیم‌پور[3]

چکیده

توانایی پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها به عنوان یکی از حوزه‌های مدیریت ریسک، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. هدف تحقیق حاضر بهبود فرآیند پیش بینی درماندگی مالی با تکیه بر دو بخش مهم در فرآیند مزبور است. برای این منظور ساختار تحقیق در دو بخش پیکربندی شده است. در بخش نخست تمرکز این مقاله بر متغیرهای پیش‌بین بوده و در بخش دوم نیز بر دو مدل مهم پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها تأکید شده است. برای تحقق این هدف مجموعه‌ای از20 نسبت مالی به همراه امتیاز کارایی به عنوان یک متغیر پیش‌بین غیر مالی، کاندیدای ورود به دو مدل پیش‌بینی کننده مهم و در عین حال متفاوت ماشین بردار پشتیبان و تحلیل ممیزی چندگانه شدند. امتیاز کارایی مزبور به وسیله مدل تحلیل پوششی داده‌ها محاسبه گردیده است. به منظور برآورد متغیرهای تأثیرگذار و همچنین تسریع عملیات پیش‌بینی، با استفاده از فرآیند انتخاب ویژگی از میان 21 متغیر مورد نظر تعداد 10 نسبت مالی به همراه متغیر غیر مالی کارایی برای ورود به مدل‌های پیش‌بینی انتخاب شدند. همچنین به منظور جلوگیری از پدیده فرایادگیری از روش اعتبار سنجی متقابل با 12 زیرمجموعه برای هر یک از مدل‌های پیش‌بینی کننده، استفاده گردید. در ادامه به منظور بررسی تأثیر متغیر غیر مالی کارایی، متغیرهای انتخابی یک بار با حضور کارایی و بار دیگر بدون حضور این متغیر به ترتیب وارد مدل‌های پیش‌بینی شدند. نتایج بدست آمده حاکی از عدم تغییر دقت کلی این مدل‌ها بود. بدین ترتیب هیچ یک از فرضیه‌های تحقیق تأیید نشدند.

واژگان کلیدی: پیش‌بینی، درماندگی مالی، ماشین بردار پشتیبان، تحلیل ممیزی چندگانه،کارایی.
طبقه‌بندی موضوعی: M41, G33 .

---

1. استادیار گروه مدیریت دانشگاه امام رضا(ع)، Momoradi2010@Yahoo.Com .
2. کارشناسی ارشد حسابداری دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد.
3. عضو هیأت علمی گروه آمار دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد.

1- مقدمه

خصلت جستجوگرانه آدمی، همواره به دنبال مجموعه‌ای از اطلاعات به منظور کشف روابط میان پدیده‌ها[1] بوده است تا بدین بوسیله رفتار خود را پیش‌بینی نماید.گستره این تلاش‌ها به حوزه‌های مالی نیز رسیده است تا جایی که محققان را برآن داشته تا روابطی را میان اطلاعات مالی کشف کنند که موجبات آمادگی کاربران اطلاعات با ابزارهای کنترلی[2] بهینه‌تر را فراهم آورد(Khodadadi, et al., 2010). پیش‌بینی ورشکستگی[3] و درماندگی مالی[4] شرکت ها مقوله ای است که توجه بسیاری از جوامع علمی و تجاری را در سده اخیر برانگیخته است(Tsai, 2009) . این پیش‌بینی‌ها از این جهت دارای اهمیت هستند که با ارسال سیگنال‌های هشدار برانگیز و به موقع و در نتیجه برخورد صحیح و منطقی با شرایط بوجود آمده، از بروز خسارات مادی و معنوی جلوگیری می‌کند (Chiang Yeh, et al., 2009) اما تا چه میزان می‌توان احتمال بروز درماندگی مالی را پیش بینی کرد؟ پاسخ به این پرسش بواسطه اهمیت آن برای مدیران و ذینفعان شرکت‌ها، آن‌ها را واداشته است که به طور پیوسته در جستجوی یافتن راه حلی بهینه[5] در خصوص پیش‌بینی عملکرد شرکت‌ها باشند. این رویکرد خردگرا[6] در فرآیند تصمیم‌گیری[7] در طول زمان، محققین امور مالی را نیز بر آن داشته تا طیف گسترده گسترده ای از روش‌ها را به منظور پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها بکار گیرند. در این بین بکارگیری روش‌های نوین و با دقت بالا در نیل به اهداف پیش‌بینی که شامل دقت، صحت و به موقع بودن می‌باشد، از اهمیت روز افزونی برخوردار شده است. پیشرفت فناوری اطلاعات[8] به ما این فرصت فرصت را داده تا گونه‌های مختلفی از اطلاعات را در مورد وضعیت ریسک یک شرکت، از طرق گوناگون مانند آژانس‌های حرفه‌ای، رسانه‌های گروهی و ... بدست آوریم. در فرآیند ارزیابی مقادیر حجیم اطلاعات، بسیاری بر قضاوت تحلیلگران متکی‌اند. در این میان، برخی عوامل توانایی تأثیرگذاری بر نتایج تحلیل‌ها را دارند. روش‌های آماری[9] و هوش مصنوعی[10] از جمله این عوامل مؤثر مؤثر در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها هستند. به این ترتیب با خلق این روش‌های نوین اولاً با

1. Phenomena
2.Control Tools
3. Bankruptcy prediction
4. Financial distress
5.Optimal Solution
6. Rational
7. Decision Making
8. Information Technology
9. Statistical Methods
10. Artificial Intelligence Approaches

ارایهٔ هشدارهای لازم می‌توان شرکت‌ها را نسبت به وقوع ورشکستگی و درماندگی مالی هشیار کرد تا آنها با توجه به این هشدارها دست به اقدامات متقضی بزنند و دوم اینکه، سرمایه‌گذاران و اعتبار-دهندگان فرصت‌های مطلوب سرمایه‌گذاری را از فرصت‌های نامطلوب تمیز داده و منابع‌شان را در فرصت‌هایی مناسب سرمایه‌گذاری نمایند (راعی و همکاران ،1387).

هدف تحقیق حاضر، بکارگیری مفهوم کارایی[1] به عنوان یک متغیر مستقل در کنار سایر متغیرهای مستقل سنتی ـ نسبت‌های مالی[2] ـ برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها می‌باشد. بدین منظور تحقیق حاضر با استفاده از مدل نوین ماشین بردار پشتیبان[3] در کنار یکی از محبوب‌ترین مدل-های آماری یعنی تحلیل ممیزی چندگانه[4]، به بررسی ورود کارایی به این مدل‌ها و نحوه اثرگذاری این این مفهوم بر عملکرد آنها، پرداخته است.

بحران مالی یک اصطلاح فراگیر و در عین حال مبهم است. این اصطلاح شامل مواردی نظیر ناتوانی در پرداخت تعهدات، کمتر شدن ارزش دارایی‌های شرکت از بدهی‌های آن و ورشکستگی قانونی است (رحمانی، 1381). لذا یکی از مواردی که می‌باید در مباحث ورشکستگی و درماندگی مالی به آن توجه شود، مفهوم بحران است. همچنان که توسط کارلز و همکاران (Karels, et al., 1987) عنوان شده مجموعه گوناگونی از تعاریف بحران در تحقیقات پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی وجود دارد. به طورکلی اکثر مطالعات، بحران را به عنوان پیش زمینه درماندگی مالی و انحلال(تصفیه شرکت)[5] تعریف نموده‌اند. اختلاف در تعاریف درماندگی مالی و ورشکستگی ممکن است مقایسه مدل‌های پیش‌بینی آن را نیز، با مشکل مواجه کند (Bellovary, et al., 2007). در تحقیق حاضر، منظور از درماندگی مالی نوعاً ورشکستگی قانونی یعنی شرکت‌هایی که مشمول مفاد ماده 141 اصلاحیه قانون تجارت شده‌اند، می‌باشد به طوری که بر اثر زیان‌های وارده حداقل نصف سرمایه این شرکت‌ها از بین رفته باشد. بنابراین در سرتاسر این تحقیق درماندگی مالی دامنه وسیعی داشته که می-تواند نهایتاً ورشکستگی شرکت‌ها را نیز در بر بگیرد لذا منظور از درمانده مالی شرکت‌هایی هستند که که بر طبق تعریف، مشمول مفاد ماده 141 هستند.

1. Efficiency
2. Financial Ratio
3. Support Vector Machine(SVM)
4. Multiple Discriminant Analysis(MDA)
5. liquidation

2- مروری بر پیشینه تحقیق

مراحل عمده توسعه و تکمیل مدل‌های پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی بر اساس تحقیقات انجام شده عمدتاً به این شرح قابل شناسایی هستند:

1-کاربرد روش‌های آماری: شامل تحلیل‌های یک متغیره[1]، چند متغیره[2]، لاجیت[3]، پروبیت[4] و ..

2-کاربرد روش‌های هوش مصنوعی: شامل رویکرد شبکه‌های عصبی و روش‌های داده کاوی و ...

در حوزه روش های آماری مقاله ویلیام بیور (Beaver, 1966) را می توان به عنوان یکی از نخستین مطالعات کلاسیک در مدیریت ریسک اعتباری دانست. در واقع تحقیقِ یک متغیری بیور سرآغاز توسعه مدل های پیش بینی درماندگی مالی و ورشکستگی است (Bellovay, et al., 2007). بیور (Beaver, 1966) پیشنهاد داد که استفاده ترکیبی از نسبت‌های مالی می‌تواند قدرت پیش‌بینی‌ها را در مقایسه با نسبت‌های انفرادی افزایش دهد. البته بعد از بیور افرادی مانند پینجز (Pinches, 1975) و چن (Chen)، شیرمدا (Shirmeda, 1981) نیز از رویکرد یک متغیره استفاده نموده اند.

اولین تحقیق با رویکرد چند متغیره نیز توسط آلتمن (Altman, 1968) انجام گرفت. وی با استفاده از تحلیل ممیزی چند متغیره مدل 5 متغیره خود را به منظور پیش بینی ورشکستگی شرکت های تولیدی بکار گرفت. مدل تحلیلی وی که به امتیاز z [5] معروف است همچنان به عنوان شاخصی برای سلامت مالی شرکت ها مورد استفاده قرار می گیرد. آلتمن پیشنهاد کرد که از مدلش در ارزیابی اعطای وام های تجاری، فرآیندهای کنترل داخلی و بررسی گزینه های سرمایه گذاری استفاده شود. تحقیقات درماندگی مالی اما با مطالعات اولسون وارد مرحله دیگری شد. اولسون (Ohlson, 1980) نخستین کسی است که از رگرسیون لجستیک برای مقاصد پیش بینی ورشکستگی استفاده نموده است. نمونه وی شامل 105 شرکت درمانده و 2058 شرکت سالم بود. لذا تحقیق وی را جامع ترین پژوهش تا آن زمان می دانند. مدل پیش بینی استخراج شده وی توانست درماندگی مالی شرکت ها را برای سال های اول و دوم با دقت 96% پیش بینی نماید. جامعه آماری مورد استفاده تمامی شرکت‌ها و نسبت های مالی برای ورود به مدل شامل 9 نسبت مالی بوده است. روند مطالعات پیش‌بینی ورشکستگی نشان می‌دهد علیرغم پیش‌بینی‌های قابل قبول مدلهای آماری، مفروضات صریح و محدود

1. univariate
2. multivariate
3. logit
4. probit
5.z-score

کننده این روش‌ها نظیر خطی بودن[1]، نرمال بودن[2]، استقلال متغیرهای مستقل از یکدیگر[3] و وجود یک ساختار تابعی از پیش تعریف شده[4] کاربرد آنها را در دنیای واقعی محدود می‌کند(Chen, et al., 2009). از طرفی دیگر با تغییرات اساسی رخ داده در امور مالی شرکت‌ها و همچنین تغییرات محیط اقتصاد جهانی نسبت‌های مالی می‌توانند فعالانه تغییر یابند (Hua, et al., 2007). این موضوع به منظور توسعه و ایجاد یک رویکرد انقلابی در مواجهه با محیط‌های مالی پویا در آینده لازم و با اهمیت است. در چنین فضایی استفاده از روش‌هایی نظیر شبکه‌های عصبی و روش‌های داده کاوی که عملاً محدودیت‌های پیش گفته روش‌های آماری را نداشتند، پا به عرصه گذاشتند. بل و همکاران (Bell, et al., 1990) به مقایسه دو مدل لاجیت و شبکه‌های عصبی به منظور پیش‌بینی ورشکستگی بانک‌های تجاری پرداختند. نتایج تحقیق، صحت مدل لاجیت را برای شرکت‌های درمانده و سالم به ترتیب 69/5% و 97/3% نشان می‌داد. از طرفی دیگر مدل شبکه‌های عصبی نرخ خطای نوع دوم را تا میزان 20% افزایش داد.

ویلسون و همکاران (Wilson, et al., 1994) به کمک شبکه های عصبی درصد پیش بینی شرکت‌های سالم و درمانده را به ترتیب به میزان 99% و 97% تخمین زدند. ژانگ و همکاران (Zhang, et al., 1999). نیز فرایند پیش‌بینی درماندگی مالی را با مقایسه مدل‌های شبکه عصبی و تحلیل لاجیت انجام دادند. جامعه آماری این تحقیق، گروه شرکت‌های تولیدی و تعداد نسبت‌های مالی مورد استفاده برای هریک از این مدل ها 6 نسبت بوده است. نتایج نشان داد که صحت پیش‌بینی مدل NN[5] برای شرکت‌های درمانده 58% تا 93% و شرکت های سالم 83% تا 87% و همچنین صحت پیش‌بینی برای مدل لاجیت در شرکت‌های درمانده 74% تا 79% و در شرکت‌های سالم نیز 78% تا 81% گزارش شده است. با گذشت زمان و ورود روش‌های جدیدتر طبقه‌بندی و همچنین معایب شبکه‌های عصبی مانند مقادیر عمده‌ی مورد نیاز داده‌های آموزشی به منظور تخمین الگوی ورودی و همچنین مسئله تعمیم نتایج حاصل از روش شبکه‌های عصبی، فرآیند شناسایی مدل‌هایی با قابلیت پیش‌بینی بیشتر به سمت سایر روش‌های داده کاوی سوق پیدا کرد.به طوری که در طی 15 سال اخیر روش‌هایی دیگر از فناوری داده کاوی پا به عرصه پیش‌بینی ورشکستگی شرکتها گذاشته‌اند. این روش ها عمدتاً به لحاظ کارایی، تا کنون کارکردی بهینه‌تر نسبت به سایر روش‌ها داشته‌اند.روشهای داده کاوی مانند

1.linearity
2. Normality
3.Independence among predictor variables
4. Pre-existing functional form
5. Neural network

الگوریتم ژنتیک[1]، درخت تصمیم‌گیری[2]، تئوری مجموعه اولیه[3]، استدلال مبتنی بر مورد[4]، ماشین بردار پشتیبان[5] و... از جمله روش‌های نوین ذکر شده هستند. این روشها، به واسطه تخمین فراگیر و توانایی آنها در استخراج دانش از میان مقادیر حجیم داده‌ها و همچنین قابلیت‌های طبقه‌بندی و پیش‌بینی آنها، از محبوبیت فراوانی برخوردار هستند (Xu, et al., 2009).

آناندراجان و همکاران (Anandarajan, et al., 2004) به بررسی پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها بوسیله الگوریتم ژنتیک و تحلیل ممیزی چندگانه پرداختند. جامعه آماری تحقیق مزبور کلیه شرکت‌ها بوده است. نتایج تحقیق افزایش صحت پیش‌بینی مدل الگوریتم ژنتیک در مقایسه با مدل تحلیل ممیزی چندگانه را نشان می‌دهد.

مین و همکاران (Min, et al., 2005) بوسیله ماشین بردار پشتیبان اقدام به طراحی مدلی برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها نمودند. در این تحقیق در جستجوی پارامترهای بهینه تابع هسته از روش grid-search استفاده گردید. همچنین به منظور مقایسه، نتایج مدل SVM با مدل MDA ، LR[6] و شبکه عصبی پس انتشار(BPN)مقایسه شد. بدین ترتیب مدل SVM برای داده‌های آموزشی و آزمایشی به ترتیب با 88/01 و 83/06 % در مقایسه با سایر مدل‌ها از صحت بیشتری برخوردار بوده است. در همان سال شین و همکاران (Shin, et al., 2005)، با استفاده از ماشین بردار پشتیبان در فرایند پیش‌بینی به مقایسه نتایج آن با مدل شبکه‌های عصبی، پرداختند. نتایج این مقایسه نیز از تعمیم پذیری و دقت کلی بیشتر مدل SVM در مقایسه با NN خبر داده است. اعتمادی و همکاران (Etemadi, et. al., 2009) نیز با بکارگیری مدل برنامه‌ریزی ژنتیک به پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های ایرانی پرداختند. مدل پیش‌بینی مزبور سپس با نتایج مدل تحلیل ممیزی چندگانه مقایسه شده است. جامعه آماری شامل شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران و نمونه مورد استفاده شامل 144 شرکت درمانده و سالم بوده است. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد در حالی که صحت پیش‌بینی مدل MDA ،77% بوده، صحت پیش‌بینی مدل ژنتیک 94% می باشد. ژیائویان و همکاران (XU, et al., 2009) با وارد ساختن کارایی به عنوان یک متغیر مستقل در کنار نسبت‌های مالی، اقدام به پیش‌بینی درماندگی مالی بوسیله ماشین بردار پشتیبان، رگرسیون لجستیک و تحلیل ممیزی چندگانه نمودند.

1. Genetic algorithm(GA)
2. Decision tree(DT)
3. Rough set theory
4. Case-based reasoning(CBR)
5. Support vector machine(SVM)
6. Logistic Regression(LR)

نتایج تحقیق مزبور نشان می‌دهد که استفاده از امتیاز کارایی در مدل های فوق اساساً صحت پیش‌بینی-ها را در مقایسه با زمانی که از کارایی استفاده نمی‌شود، افزایش خواهد داد. در سال 2010 فرایند انتخاب ویژگی توسط چو و همکاران (Cho, et al., 2010) با رویکردی نوین آزمون شد. انتخاب ویژگی فرآیندی است که طی آن متغیر های کاندید ورود به مدل های پیش بینی انتخاب می شوند. در این تحقیق از درخت تصمیم گیری و استدلال مبتنی بر مورد به طور ترکیبی به منظور انتخاب متغیرهای بالفعل استفاده گردید.نتایج مدل نشان داد که این رویکرد می تواند صحت پیش بینی برخی از مدل های پیش بینی را افزایش دهد.

به طور کلی روش‌های داده کاوی مورد استفاده عمدتاً به شرح ذیل در تحقیقات پیش‌بینی درماندگی مالی و ورشکستگی به کار رفته‌اند:

درخت تصمیم‌گیری (فراید من، آلتمن و کائو، 1985، مارائین، پاتل و ولمنسون، 1984)، تئوری مجموعه‌های فازی[1] (زیمرمن، 1996)، استدلال مبتنی بر مورد (بریانت، 1997؛ جو، هان و لی، 1997؛ پارک وهان، 2002)، الگوریتم ژنتیک (شین و لی، 2002؛ وارتو، 1998)، ماشین بردار پشتیبان (مین و لی، 2005)، تحلیل پوششی داده‌ها[2] (سیلن و والنهوف، 2004)، تئوری مجموعه اولیه (دمیتراس، اسلوسینسکی، وسماکا و زوپویدیس، 1999، مک کی، 2000، 2003) و چندین نوع از انواع شبکه‌های عصبی (آیتا، 2001؛ بل، 1997؛ لام 2004؛ لشنو و اسکتور، 1996؛ سالچنبرگر، ماین و لاش، 1992؛ سوئیس گود و کلارک، 2001؛ تام، 1991؛ ویلسون و شاردا، 1994)، شبکه های عصبی احتمالی[3] (یانگ، پلات و پلات،1999)، شبکه های عصبی خود سازمان ده[4] (کاسکی، سینکوئن و پلتونن، 2001؛ لی، بوث، والام، 2005)، Cascor (لاچر، کوستن، شادما و فانتس، 1995)، (Min and Jeong, 2009).

در میان تحقیقات داخلی نیز راعی و همکاران (1387) پژوهشی در خصوص کاربرد SVM در پیش بینی درماندگی مالی شرکت‌ها انجام دادند. نتایج تحقیق نشان داد که دقت کلی مدل SVM از مدل LR ، بیشتر می باشد. از سوی دیگر سعیدی و همکاران (1388) با بکارگیری شبکه‌های بیز دست به طراحی مدل خود در فرایند پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها زدند. به این منظور دو مدل با استفاده از شبکه‌های بیز و یک مدل با استفاده از رگرسیون لجستیک برای نمونه پژوهش، ارایه گردید.

1. Fuzzy set theory
2. Data envelopment analysis(DEA)
3. Probabilistic neural network(PNN)
4. Self-Organizing Maps(kohonen) (SOM)

پورکاظمی و همکاران (1384) نیز در تحقیقی به منظور شناسایی مهمترین متغیرهای حایز اهمیت در پیش‌بینی بحران مالی و درماندگی مالی شرکت‌ها از مدل تابع تفکیک خطی استفاده کردند و مدلی 9 متغیرهای طراحی و ارایه نمودند. نتایج بررسی نشان داد که تا 5 سال قبل از بحران مالی می‌توان با استفاده از مدل مورد نظر و با دقت نسبتاً بالا آن را پیش‌بینی کرد.

3- چارچوب نظری تحقیق

3-1- مدل‌های پیش‌بینی

در پیش‌بینی درماندگی مالی به دنبال کمّی کردن احتمال وقوع درماندگی مالی هستیم. بدین جهت رویکرد این نوع پیش‌بینی‌ها اساساً از نوع طبقه‌بندی دو دویی[1] است. هدف مدل‌های پیش‌بینی سعی در تفکیک یک طبقه از طبقه دیگر است به طوری که با حداقل میزان خطا[2] مواجه شویم. بنابراین در فرآیند پیش‌بینی درماندگی مالی به دنبال سیستمی هستیم که قادر باشد مشخص کند آیا یک شرکت بر اساس یک سری نسبت‌های مالی و یا غیر مالی درمانده خواهد شد یا خیر؟ به این فرآیند در علم آمار طبقه بندی[3] و در یادگیری ماشین[4]، آموزش با نظارت[5] گفته می‌شود (Premachandraand, et al., 2009).

3-2- ماشین بردار پشتیبان

تحقیق حاضر برای شناسایی مناسبترین روش‌ها و بهترین متغیرها در فرآیند پیش‌بینی درماندگی مالی انجام شده است. برای این منظور اقدام به انتخاب روش‌هایی گردید که با وجود متفاوت بودن ماهیت، درجه پیش‌بینی بالایی در طبقه‌بندی شرکت‌ها به سالم و درمانده داشته‌اند. ماشین بردار پشتیبان یکی از این روش‌ها می‌باشد. در اکثر الگوریتم‌ها و روش‌های طبقه‌بندی خاصی تعمیم دهندگی[6] کمی وجود دارد. اگر در طراحی طبقه‌بندی کننده الگو را بعنوان یک مسأله بهینه‌سازی محلی در نظر بگیریم، بسیاری از این روش‌ها با مشکل بهینه‌سازی محلی در تابع مواجهند و در دام بهینه‌سازی محلی گرفتار می‌آیند (راعی و همکاران،1387). ماشین بردار پشتیبان به عنوان یک الگوریتم نوین شبکه عصبی توسط واپنیک و همکاران (Vapnik, et al., 1995) طراحی شد. بسیاری از روش‌های سنتی شبکه‌های

1. Binary Classification
2. Minimum Amount of Error
3.Classification
4. Machine Learning
5. Supervised Learning
6. Generalization

عصبی در پی "اصل کمینه‌سازی ریسک تجربی[1] "می‌باشند در حالیکه مبنای SVM «اصل کمینه سازی ریسک ساختاری[2]» است. «اصل کمینه سازی ریسک تجربی» به دنبال کمینه کردن خطای طبقه‌بندی ناصحیح و یا انحراف از راه حل صحیح داده‌های آموزشی[3] و «اصل کمینه سازی ریسک ساختاری» در پی کمینه ساختن حد بالای خطای تعمیم[4] است. بعلاوه اینکه، راه حل SVM می‌تواند تبدیل به بهینه کلی[5] شود این در حالی است که مدل‌های شبکه عصبی متمایل به جواب بهینه محلی[6] هستند. لذا فرایادگیری[7] به ندرت در روش SVM اتفاق می‌افتد (Kim, 2003). به گونه‌ای دیگر، ماشین بردار پشتیبان در واقع یک طبقه‌بندی کننده دودویی است که دو طبقه را با استفاده از یک مرز خطی از هم جدا می‌کند (کشاورز و همکاران، 1384،38). ایده اصلی مدل SVM به این شکل است که با فرض اینکه دسته‌ها به صورت خطی جداپذیر باشند ابر صفحه‌هایی[8] با حداکثر حاشیه را بدست می‌آورد که دسته‌ها را جدا کنند. بر طبق نظریه‌ای در تئوری یادگیری آماری اگر داده‌های آموزشی به درستی طبقه‌بندی شده باشند، از بین جداسازهای خطی، آن جداسازی که حاشیه داده‌های آموزشی را حداکثر می‌کند خطای تعمیم را حداقل خواهد کرد .در این بین به نزدیکترین داده‌های آموزشی به ابر صفحه‌های جدا کننده، بردار پشتیبان[9] اطلاق می‌شود. از این بردارها (نقاط) برای مشخص کردن مرز بین طبقات استفاده می‌گردد.یک مرز تصمیم‌گیری خطی(ابر صفحه) را در حالت کلی می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$w.x + b = 0$$

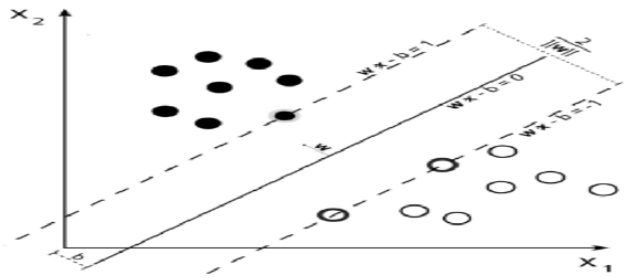
x یک نقطه روی مرز تصمیم‌گیری (ابر صفحه) و w یک بردار عمود بر مرز تصمیم‌گیری است. همانطور که در شکل نشان داده شده است $b / \| w \|$ فاصله مبدأ تا مرز تصمیم گیری و $(w \cdot x)$ بیانگر ضرب داخلی[10] دو بردار w و x است. از آنجا که با ضرب یک ضریب ثابت در دو طرف معادله فوق باز هم تساوی برقرار است لذا برای تعریف یکتای مقدار b و w شرایط زیر بر روی آنها اعمال می‌شود:

1. Empirical risk minimization principle(Erm)
2. Structural risk minimization principle(Srm)
3. Correct solution of the training data
4. Minimize an upper bound of generalization error
5. Global optimum
6. Local optimal solution
7.Over fitting
8. Hyperplane
9.Support vector
10. Inner Product

اگر xi یک بردار پشتیبان باشد. $\Rightarrow y_i(wx_i+b)=1$

اگر xi یک بردار پشتیبان نباشد. $\Rightarrow y_i(wx_i+b)\rangle 1$

شکل (1): قانون عملکرد ماشین بردار پشتیبان



منبع: (برزگر و جدید،4،1388)

با بدست آوردن w، مقدار b به ازای بردارهای پشتیبان مختلف محاسبه شده و b نهایی با میانگین‌گیری از مقادیر به دست‌آمده حساب می‌شود. طبقه‌بندی کننده نهایی داده‌ها از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$y = sign\left(\sum_{i=1}^{N} y_i a_i (X, X_i + b)\right)$$

این روند محاسباتی مرز خطی دو کلاس کاملاً جدا از هم را به دست می‌دهد. اما در حالتی که کلاس‌ها با هم هم‌پوشانی[1] داشته باشند یعنی جدا کردن آن‌ها بوسیله مرز تصمیم‌گیری(تشخیص) خطی امکان پذیر نباشد برای حل این مشکل می‌توان از یک تابع هسته که به صورت زیر تعریف می‌شود استفاده نمود:

$$K(x_i, x_j) = f(x_i) f(x_j)$$

$K(x_i,x_j)$ در واقع یک تابع در فضای اولیه می‌باشد که برابر با ضرب داخلی دو بردار در فضای ویژگی است.در این صورت معادله نهایی به صورت زیر خواهد بود:

$$y = sign\left(\sum_{i=1}^{N} y_i a_i K(X, X_i + b)\right)$$

1. Overlap

در این تحقیق برای طبقه‌بندی شرکت های سالم و درمانده از تابع هسته‌ای پایه شعاعی(RBF[1]) استفاده شده است.علت اصلی انتخاب این تابع هسته، قابلیت تعمیم پذیری بالای آن در مطالعات مرتبط با درماندگی مالی بوده است(Campbell, 2002).

3-3- تحلیل ممیزی چندگانه

مدل انتخابی دیگر برای این پژوهش مدل آماری تحلیل ممیزی چندگانه است. این مدل به دنبال ترکیبی خطی از دو یا چند متغیر وابسته است به طوری که بهترین جداکننده[2] را میان گروه‌های مشخص شده از قبل که در این تحقیق گروه شرکت‌های سالم و درمانده هستند،ایجاد می کند (Min, et al., 2005). در واقع MDA براساس ویژگی‌هایی - نسبت‌های مالی و غیر مالی- از شرکت‌ها، آنها را به دو گروه درمانده و سالم تقسیم می‌کند. این مدل با جدا کردن مجموعه‌های متمایز مشاهده شده و با تخصیص مشاهده جدید به دسته‌های از پیش تعیین شده به محقق امکان بررسی تفاوت‌های میان دو یا چند گروه و با توجه به چندین متغیر در یک زمان را می‌دهد (Etemadi, et al., 2009). از دهه 1960، تا به امروز به لحاظ میزان استفاده از روش‌های گوناگون پیش‌بینی ورشکستگی، MDA در رتبه نخست قرار دارد (Bellovary,et al., 2007). به گونه ای مشابه، هدف اصلی این مدل یافتن یک تبدیل گر ویژگی[3] است که با آن کوواریانس[4] معیار های ویژگی[5] میان کلاس‌ها، بیشینه شود در حالیکه کوواریانس معیارهای ویژگی درون کلاس‌ها کمینه گردد (GAO, 1999). از اینرو تابع تشخیص[6] عبارت است از:

1- بردار ویژه[7] مطابق با بزرگترین مقدار ویژه تعمیم یافته است.درخصوص مسئله‌ای از نوع دو طبقه‌ای نیز، قاعده تشخیص به صورت زیر نمایش داده می شود:

$$\begin{cases} x \in c_1, if D(x) \geq l^T_{x_{mean}} \\ x \in C_2 \end{cases}$$

بدین ترتیب که:

1. Radial Basic Function(RBF)
2. Discriminator
3. Feature Transformation
4. Covariance
5. Feature Metrics
6. Discriminant Function
7. Eigenvector

$$x_{mean} = \frac{n_1 m_1 + n_2 m_2}{n_1 + n_2}$$

3-4- متغیرهای پیش‌بین

در این تحقیق متغیرهای پیش‌بین شامل دو گروه هستند:

الف ـ گروه اول آن دسته از نسبت‌های مالی است که به طور بالقوه قابلیت وارد شدن به مدل‌ها را دارند. برای اینکه از نسبت‌های مالی به عنوان متغیرهای توصیفی یک رخداد استفاده شود می‌بایست به موضوع هم پوشی و همبستگی درونی که بین نسبت‌های مالی وجود دارد توجه شود.(نمازی و همکاران، 1385،111). لذا در این تحقیق سعی بر آن بوده تا نسبت‌هایی در یک گروه قرار گیرند که دارای کمترین همبستگی درونی با یکدیگر باشند. انتخاب این گروه از نسبت‌ها با در نظر گرفتن شرط فوق و همچنین ادبیات تحقیق انجام شده است. همچنین با توجه به اینکه متغیرهای مورد استفاده می‌باید ویژگی‌هایی از شرکت شامل ثبات[1]، سودآوری[2]، رشد[3]، فعالیت[4] و جریان‌های نقدی[5] را منعکس نماید نماید لذا تعدادی از نسبت‌های مالی که تأثیر آن‌ها در ژو و همکاران (XU, et al., 2009) ثابت شده، مورد استفاده قرار گرفت. جدول شماره یک لیست این نسبت‌ها را نمایش می دهد.

ب ـ گروه دوم شامل متغیر غیر مالی کارایی[6] است.اعتقاد بر این است که مدیریت ضعیف واحد های تجاری نیز ازجمله علل اساسی درماندگی مالی شرکت هاست (Gestel, et al., 2006). از این جهت کارایی به عنوان دومین گروه از متغیرهای مستقل در این تحقیق انتخاب گردید. برای اندازه گیری کارایی شرکت‌ها از مدل تحلیل پوششی داده‌ها استفاده شده است. تحلیل پوششی داده‌ها، یک روش برنامه‌ریزی ریاضی، برای ارزیابی کارآیی واحدهای تصمیم گیرنده[7] است که چندین ورودی و چندین خروجی دارند. دو روش اصلی تحلیل پوششی داده‌ها CCR[8] و BCC[9] نام دارند. تفاوت دو مدل CCR و BCC در فرض مربوط به بازدهی ثابت یا متغیر نسبت به مقیاس است. مدل CCR یک روش تحلیل پوششی داده‌ها از نوع CRS[10] یعنی بازده به مقیاس ثابت و مدل BCC از نوع VRS[11] یعنی

1. Stability
2. Profitability
3. Growth
4.Activity
5. Cash flow
6.Efficiency
7.Decision Making Units(DMU)

8. پیشنهاد دهندگان این مدل Charens, Copper, Rihodes (CCR) بودند.

9. پیشنهاد دهندگان این مدل Banker, Charens , Copper (BCC) بودند.

10. Constant returns to scale(CRS)
11. Variable returns to scale(VRS)

بازده به مقیاس متغیر می‌باشد. بازده به مقیاس بیانگر پیوند بین تغییرات ورودی‌ها و خروجی‌های یک سیستم می‌باشد.بکارگیری DEA به منظور تجزیه و تحلیل کارایی شرکت‌ها، مستلزم شناسایی و انتخاب متغیرهای ورودی و خروجی مؤثر می‌باشد. به طورکلی، متغیرهای ورودی برای یک شرکت می‌تواند شامل سرمایه، بدهی، منابع انسانی، فناوری و ... و متغیرهای خروجی نیز عموماً شامل سود یا در آمد فروش باشد (Xu, et al., 2009). از اینرو در این پژوهش، متغیرهای ورودی کل دارایی‌ها، کل بدهی‌ها و بهای تمام شده کالای فروش رفته می‌باشد ومتغیر خروجی درآمد فروش، انتخاب شده است. همچنین از آن جائی که الگوی بازده به مقیاس متغیر تعداد بیشتری از شرکت‌ها را کارا نشان می‌دهد و در مقابل بازده به مقیاس ثابت تعداد کمتری از شرکت‌ها را کارانشان می‌دهد (خواجوی و همکاران،1383،81). لذا به منظور انطباق با واقعیت و رعایت محافظه کاری، رویکرد این تحقیق، بازده به مقیاس ثابت انتخاب شد.

جدول (1): متغیرهای کاندیدا برای ورود به مدل ها

ردیف	گروه نسبت های مالی	متغیر	ردیف	گروه نسبت های مالی	متغیر
X1	**ثبات**:	نسبت بدهی	X11	**رشد**:	نسبت بازده کل دارایی ها
X2		نسبت بدهی‌های بلند مدت به حقوق صاحبان سهام	X12		نسبت فروش به کل دارایی ها
X3		نسبت آنی	X13		گردش موجودی مواد و کالا
X4		نسبت وجه نقد و معادل وجه نقد به بدهی‌های جاری	X14		گردش حساب های دریافتنی
X5	**سودآوری**:	نسبت خالص درآمد به جمع بهره	X15	**فعالیت**:	سرمایه در گردش به کل دارایی ها
X6		نسبت درآمد خالص به کل دارایی‌ها	X16	**جریانات نقدی**:	نسبت گردش وجوه نقد عملیاتی
X7		نسبت هزینه‌های مالی به درآمد خالص	X17		نسبت پوشش نقدی بهره
X8		نسبت سود ناخالص به ب ت	X18		نسبت کیفیت فروش
X9		نسبت نرخ رشد جمع دارایی ها	X19		بازده نقدی حقوق صاحبان سهام
X10		نسبت نرخ رشد فروش	X20		نسبت کیفیت سود

امتیاز کارایی بوسیله نرم افزار EMS[1] که توسط دانشکده ریاضی دانشگاه دورتموند در اختیار پژوهشگران قرار گرفته،محاسبه شده است.

1. Efficiency Measurement System

4- روش تحقیق و جامعه آماری

روش تحقیق پژوهش حاضر بر مبنای هدف آن کاربردی[1] و بر اساس نحوه گردآوری داده‌ها از نوع میدانی[2] و کتابخانه‌ای می‌باشد. برای کشف همبستگی[3] بین متغیرها نیز روش پس رویدادی[4] (با استفاده از اطلاعات گذشته) به کار رفته است. در این تحقیق جامعه آماری نیز متشکل از تمامی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران است که دارای صفات مشخصه زیر باشند:

1- سهام شرکت از سال 1378 تا سال 1388 در بورس اوراق بهادار تهران معامله شده باشد.

2- سال مالی شرکت منتهی به پایان اسفند ماه هر سال باشد.

3-اطلاعات مورد نیاز این تحقیق در خصوص شرکت، در دسترس باشد.

همچنین برای انتخاب نمونه آماری از نمونه‌گیری زوجی به شرح ذیل استفاده شده است:

1- انتخاب شرکت‌های درمانده مالی: ملاک شرکت‌های درمانده مالی در این تحقیق شرکت‌های مشمول مفاد ماده 141 قانون تجارت می‌باشد. بدین منظور ضمن بررسی گزارش‌های حسابرسی تمامی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران در یک دورهٔ 10 ساله، و بر اساس صفات مشخصه فوق، تعداد 102 شرکت درمانده مالی انتخاب شد. شرط اساسی برای انتخاب این شرکت‌ها، در دسترس بودن اطلاعات مورد نیاز بوده است.

2- انتخاب شرکت‌های سالم: پس از مشخص شدن تعداد شرکت‌های درمانده مالی، برای هر یک از آنها یک شرکت به عنوان زوج سالم بر اساس نمونه گیری تصادفی انتخاب شد.قابل ذکر است به دلیل تعداد اندک شرکت‌های مشمول مفاد ماده 141 قانون تجارت، با توجه به سال درماندگی مالی شرکت‌های مزبور و ضرورت انتخاب شرکتی سالم به عنوان زوج شرکت درمانده در همان سال، امکان تطابق شرکت‌های نمونه سالم و شرکت‌های نمونه درمانده از نظر تشابهات این دو گروه نظیر نوع صنعت و... نبوده است. همچنین در مواردی عدم دسترسی به اطلاعات نمونه های انتخابی محدودیت‌های وسیعی به لحاظ انتخاب نمونه‌های مشابه را باعث شد. با توجه به این محدودیت‌ها شرکت‌هایی که به عنوان زوج سالم در نظر گرفته شدند، به لحاظ سال مالی و با توجه به تأثیر شرایط اقتصادی کشور، کاملا منطبق با گروه شرکت‌های درمانده می‌باشند. بدین ترتیب ، همسانی شرکت-های هر دو گروه به نوعی برآورده شده است. علت اصلی انتخاب نمونه‌های جفت شده بواسطه کنترل

1. Applied Research
2. Field Study
3. Correlation
4. Expose Fact

متغیرهای ناخواسته و همچنین توجه به ادبیات تحقیق در این زمینه بوده است. به گونه ای مشابه شرط اساسی برای انتخاب این شرکت ها نیز، در دسترس بودن اطلاعات مورد نیاز بوده است.

4-1- فرضیه‌های تحقیق

فرضیه اول: «دقت کلی مدل ماشین بردار پشتیبان با استفاده از کارایی به عنوان یک متغیر پیش‌بین، نسبت به عملکرد همین مدل بدون استفاده از کارایی به عنوان یک متغیر پیش‌بین، بیشتر خواهد بود.»

فرضیه دوم:«دقت کلی مدل تحلیل ممیزی چندگانه با استفاده از کارایی به عنوان یک متغیر پیش-بین، نسبت به عملکرد همین مدل بدون استفاده از کارایی به عنوان یک متغیر پیش‌بین، بیشتر خواهد بود.»

فرضیه سوم:«دقت کلی مدل ماشین بردار پشتیبان با استفاده از کارایی به عنوان یک متغیر پیش‌بین، نسبت به عملکرد مدل تحلیل ممیزی چندگانه با استفاده از کارایی به عنوان یک متغیر پیش‌بین، بیشتر خواهد بود. »

4-2- آزمون فرضیه‌ها

به منظور انجام آزمون فرضیه‌ها ابتدا می‌بایست از میان متغیرهای پیش بینِ بالقوه، تعدادی از آنها که قابلیت پیش‌بینی بیشتری دارند، انتخاب نمود. برای انتخاب متغیرهای بالفعل از میان بسیاری از متغیرهای کاندیدا ورود به مدل‌های پیش‌بینی، از فرآیندی تحت عنوان انتخاب ویژگی[1] استفاده شد. یکی از بهترین روش‌های انتخاب ویژگی روش آماری آزمون t می باشد (Tsai, 2009). جدول شماره 2 لیستی از متغیرهایی را نشان می‌دهد که بر اساس فرآیند انتخاب ویژگی قابلیت ورود به مدل‌های پیش-بینی را دارند. ملاحظه می‌شود امتیاز کارایی نیز یکی از متغیرهای انتخابی است. بدین ترتیب از میان 21 متغیر پیش‌بین، تنها 11 متغیر قابلیت ورود به مدل‌ها را داشته‌اند. در واقع متغیرهای انتخاب شده در دو گروه شرکت‌های سالم و درمانده بر اساس نتایج آزمون t دارای اختلاف معنی‌دار هستند لذا از لحاظ تئوریک قابلیت جداسازی شرکت‌ها بر اساس متغیرهای فوق، از سایر متغیرها بیشتر می‌باشد. همچنین در جدول شماره 3 آماره‌های محاسبه شده برای متغیر کارایی در هر یک از گروه‌های شرکت‌های سالم و درمانده نشان داده شده است. میانگین دو گروه، نشان‌دهنده تفاوت عمده بین شرکت‌های سالم

1. Feature Selection

و درمانده می‌باشد. در این جدول همچنین کمترین و بیشترین حد کارایی، انحراف معیار و اینکه چولگی گروه شرکت‌های درمانده عموماً در سمت چپ نمودار قرار می‌گیرد، به وضوح قابل تشخیص است. سایر شاخص‌های آماری در جدول آمده است.

جدول (2): نتایج فرآیند انتخاب ویژگی و تحلیل ممیزی یک متغیره

متغیر های انتخاب شده بر اساس فرآیند انتخاب ویژگی										
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
نسبت فروش به کل دارایی ها	نسبت بدهی	نسبت سرمایه در گردش به مجموع دارایی ها	نسبت آنی	نسبت گردش وجوه نقد عملیاتی	نسبت وجه نقد به بدهی های جاری	نسبت پوشش نقدی بهره	نسبت هزینه های مالی به درآمد خالص(فروش)	امتیاز کارایی	نسبت سود ناخالص به ب ت	نسبت بازده کل دارایی ها
نتایج حاصل از تحلیل ممیزی یک متغیره										
%78.90	%74	%68.60	%73	%84.30	%87.70	%60.80	%71.10	%76	%76	%70.60

همچنین بر اساس نمودار شماره 1 ملاحظه می‌شود که بیشترین مقدار فراوانی برای شرکت‌های درمانده بین طبقه 0.60 و 0.80 بوده در حالیکه بیشترین حد فراوانی برای شرکت‌های سالم درطبقه 1 بوده است. بدین ترتیب مشهود است که کارایی شرکت‌های سالم به طور ملموسی بیشتر از شرکت‌های درمانده می‌باشد.

نمودار (1) جدول فراوانی امتیاز کارایی برای شرکت‌های سالم و درمانده

جدول (3): آماره‌های توصیفی امتیاز کارایی

آماره	سالم	درمانده
میانگین	0.78	0.56
خطای استاندارد	0.03	0.02
میانه	0.79	0.58
مد	0.8	0.59
انحراف معیار	0.33	0.19
واریانس	0.11	0.04
کشیدگی	33.16	1.24
چولگی	4.29	0.79-
دامنه	3.24	1.01
کمترین مقدار	0.07	0
بیشترین مقدار	3.31	1.01
مجموع	79.51	56.95
تعداد	102	102
بزرگترین	3.31	1.01
کوچکترین	0.07	0

از طرفی دیگر به منظور غنای هر چه بیشتر پژوهش حاضر و نیل به اهداف مورد نظر، از مدل تحلیل ممیزی یک متغیره[1] استفاده شد. هدف از بکارگیری این مدل تایید نتایج حاصل از فرآیند انتخاب ویژگی بوده است. بدین معنی که آیا متغیرهای انتخاب شده به طور واقعی قابلیت پیش بینی درماندگی مالی را خواهند داشت به عبارتی دیگر درصد صحت رده بندی هر یک از این متغیرها چقدر می‌باشد؟ با نگاهی دوباره به جدول شماره 2 ملاحظه می شود درصد رده‌بندی صحیح در تمام متغیر ها بیشتر از 60% است. لذا بر این اساس، نتایج فرآیند انتخاب ویژگی بوسیله آزمون تحلیل ممیزی یک متغیره تأیید گردید. همچنین در مدل‌های هوش مصنوعی به منظور مقابله با مسئله تطبیق بیش از حد یا فرایادگیری[2] که موجبات رخداد خطا در مدل را فراهم می‌آورد می باید از عملیاتی تحت عنوان اعتبار سنجی متقابل[3] استفاده کرد. بدین معنا که مجموع داده‌ها به چندین زیرمجموعه مساوی تقسیم می‌شود. سپس در هر مرحله یکی از این زیر مجموعه‌ها جدا شده و با مابقی داده‌ها، مدل آموزش داده

1. Univariate Discriminate Analysis
2. Over fitting
3. Cross validation

می‌شود. نهایتاً نتایج این آموزش در زیرمجموعه جدا شده، آزمایش می‌شود. در مرحله بعد زیرمجموعه دوم کنار گذاشته می‌شود و پس از آموزش سایر داده‌ها، مدل آموزش دیده در زیرمجموعه دوم آزمایش می‌شود. این فرآیند به همین ترتیب تا زیرمجموعه آخر ادامه خواهد داشت. عملیات فوق با همین کیفیت در مورد مدل آماری این پژوهش یعنی تحلیل ممیزی چندگانه نیز انجام شد. تعداد زیرمجموعه‌های انتخابی در این تحقیق بر اساس ژو و همکاران (Xu, et al., 2009) 12 گروه می باشد.

5- یافته‌ها

نتایج مدل های پیش‌بینی کننده ماشین بردار پشتیبان و تحلیل ممیزی چندگانه با ورود کارایی به این مدل‌ها و بدون حضور این متغیر در هر یک از زیر گروه‌های 12 گانه به شرح جدول شماره 4 می‌باشد.

نتایج نشان می‌دهد متوسط رده‌بندی صحیح در تحلیل ممیزی چندگانه برابر 87/24% با انحراف استاندارد 8/61 و در ماشین بردار پشتیبان برابر 93/6% با انحراف استاندارد 7/79 می‌باشد. متوسط همین دو روش در حالتی که متغیر کارایی را حذف کرده‌ایم برای MDA برابر 87/24 درصد و در SVM نیز برابر 96/36 درصد بوده است.

به منظور آزمایش فرضیه اول همان طور که ملاحظه می شود میانگین و انحراف استاندارد هر دو مدل در SVM هیچگونه اختلافی ندارد. این بدین معناست که متغیر امتیاز کارایی تاثیری در مدل نداشته است. جدول زیر نشان دهنده همین مورد است. زیرا مقدار- احتمال برابر 1/000 و از 0/05 بیشتر است یعنی تفاوت معناداری بین دو مدل در روش SVM در سطح معنی داری 5% و حتی 1% ،وجود ندارد. لذا فرضیه اول تحقیق تائید نمی شود.

t	درجه آزادی	Sig.
0.000	11	1

در آزمون فرضیه دوم نیز میانگین روش MDA در هر دو حالت ورود کارایی و بدون ورود آن به مدل کاملا یکسان بوده است. با انجام آزمون t به شرح زیر عدم تاثیر این متغیر در افزایش عملکرد نمایان گردید:

t	درجه آزادی	Sig.
0.000	11	1

ملاحظه می‌شود مقدار احتمال برابر 1 و از 0/05 بیشتر است یعنی تفاوت معنی‌داری بین دو مدل در روش MDA در سطح معنی‌داری 5% و حتی 1% ، وجود ندارد.لذا فرضیه دوم تحقیق تائید نمی‌شود.

برای آزمون فرضیه سوم نیز می‌باید معنی‌داری اختلاف بین رده‌بندی صحیح در دو روش با یکدیگر مقایسه شود. نتایج آزمون t برای مقایسه میانگین دو مدل SVM و MDA با ورود کارایی و بدون آن به شرح زیر است:

جدول (4): نتایج کلی هریک از مدل های پیش بینی

مدل	تعداد زیر مجموعه ها	با کارایی	میانگین	انحراف استاندارد	خطای استاندارد	بدون کارایی	میانگین	انحراف استاندارد	خطای استاندارد
MDA	12	%94.10	%87.24	8.61389	2.48661	%88.20	%87.24	8.61389	2.48661
		%88.20				%88.20			
		%70.60				%76.50			
		%88.20				%94.10			
		%88.20				%88.20			
		%76.50				%88.20			
		%76.50				%76.50			
		%88.20				%76.50			
		%94.10				%88.20			
		%100				%94.10			
		%94.10				%100			
		%88.20				%94.10			
SVM	12	%100	%93.62	7.79361	2.22384	%100	%93.62	7.79361	2.22384
		%100				%100			
		%100				%100			
		%88.20				%88.20			
		%94.10				%94.10			
		%88.20				%82.40			
		%76.50				%76.50			
		%100				%100			
		%94.10				%94.10			
		%100				%100			
		%94.10				%94.10			
		%94.10				%94.10			

جدول (5): آزمون فرضیه سوم

		آزمون لون برای مقایسه واریانس‌ها		آزمون t برای مقایسه میانگین ها		
		F	Sig.	t	درجه آزادی	Sig. (2-tailed)
با کارایی	واریانس‌ها برابر فرض می‌شوند	0.115	0.738	-1.913	22	0.069
	واریانس‌ها نابرابر فرض می‌شوند			-1.913	21.731	0.069
بدون کارایی	واریانس‌ها برابر فرض می‌شوند	0.115	0.738	-1.913	22	0.069
	واریانس‌ها نابرابر فرض می‌شوند			-1.913	21.731	0.069

این جدول نشان می‌دهد که در هر دو مدل مقدار - احتمال برای برابری واریانس ها برابر 0/738 و بزرگتر از 0/05 می باشد پس فرض برابری واریانس دو روش رد نمی‌شود. همچنین مقدار احتمال با فرض نابرابری واریانس‌ها برای مقایسه میانگین در دو مدل برابر 0/069 می‌باشد که از 0/05 بزرگتر می‌باشد این نشان دهنده عدم وجود تفاوت معنی‌دار بین میانگین رده‌بندی صحیح در دو روش می-باشد. در نتیجه به لحاظ مفاهیم آماری، به دلیل عدم وجود اختلاف معنی‌دار بین میانگین دو مدل نتیجه‌گیری در مورد اینکه عملکرد کدام مدل بهتر بوده است، امکان پذیر نیست. لذا فرضیه سوم این تحقیق نیز تأیید نمی‌شود.

نتایج تحقیق حاضر فارغ از مباحث آزمون فرض آماری و به سبک تحقیقات تجربی مانند مین و لی(2005)، شین و همکاران(2005) و ژو و وانگ(2009) ، ژیائویان و وانگ (2009) ، چادهوری و کاجال (2010) و غیره، نتایج تحقیقات مشابه در خصوص روش پیش‌بینی را، علیرغم عدم تأثیر قاطع متغیر کارایی، تأیید کردند. بدین معنی که با انجام آزمون فرضیه سوم عملکرد مدل ماشین بردار پشتیبان به عنوان یک مدل هوش مصنوعی در تحقیقات درماندگی مالی به طور محسوسی از مدل سنتی و آماریِ تحلیل ممیزی چندگانه بهتر بود. لذا به طور عمومی و با عنایت به نتایج این تحقیق و سایر تحقیقات مشابه می‌توان نتیجه‌گیری کرد مدل‌های پیش‌بینی کننده درماندگی مالی مبتنی بر

مفاهیم هوش مصنوعی و داده کاوی عموماً نسبت به مدل‌های آماری عملکرد بهتری دارند. این همه در حالی است که بر خلاف تحقیق ژو و وانگ (2009) متغیر کارایی محاسبه شده عملاً تأثیری در دقت کلی مدل‌های پیش‌بینی کننده نداشته است.

6- نتیجه‌گیری

پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها در طول سالیان متمادی مورد توجه بسیاری از جمله پژوهشگران و محققینِ دانشگاهی، بانک‌ها و اعتباردهندگان، مدیریت، سهامداران و سایر ذینفعان بوده است. غالب تحقیقات درماندگی مالی تنها بر بخشی از فرآیند درماندگی مالی متمرکز بوده‌اند.در این تحقیق سعی شد با تقسیم‌بندی این فرآیند به دو بخش کلیِ مدل‌های پیش بینی و متغیرهای پیش‌بین، فرآیند مزبور بهینه‌تر گردد. لذا با انتخاب دو مدل پیش‌بینی ماشین بردار پشتیبان و تحلیل ممیزی چندگانه که دارای ماهیتی متفاوت از یکدیگرند، در کنار ورود مفهوم کارایی به عنوان متغیر پیش‌بین غیر مالی این هدف دنبال شد. نتایج تحقیق نشان داد ورود کارایی به مدل‌های فوق اساساً هیچگونه تغییری در میزان دقت مدل‌ها نداشته است ضمن اینکه علیرغم افزایش میانگین صحت پیش‌بینی‌ها در مدل SVM نسبت به MDA، بدلیل عدم وجود تفاوت معنی‌دار بین این دو مدل با ورود و عدم ورود کارایی، اظهار نظر در مورد دقت بیشتر این مدل‌ها در مقایسه با یکدیگر امکان پذیر نبود. بدین ترتیب بر اساس ملاحظات آماری تمام فرضیه‌های این تحقیق رد شدند.

توصیه می‌شود با توجه به درگیر بودن دیگر متغیرها علاوه بر نسبت‌های مالی، لزوم بکار بستن سایر متغیرهای غیر مالی را مد نظرداشته باشند. چرا که نتایج این تحقیق تلویحاً امتیاز کارایی را یک متمایز کننده قدرتمند هم راستای نسبت‌های مالی نشان می‌دهد.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

منابع و مأخذ:

1. خواجوی، شکرالله. غضنفری، سید حسین. (1383). «کاربرد تحلیل پوششی داده‌ها در تعیین پرتفویی از کاراترین شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادر تهران»،مجله علوم انسانی دانشگاه شیراز،شماره:2 89-75.

2. راعی، رضا. فلاح پور، سعید. (1387) . «کاربرد ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها با استفاده از نسبت‌های مالی»، فصلنامه بررسی‌های حسابداری و حسابرسی، شماره 53 :17-34.

3. سعیدی، علی. آقایی، آرزو. (1388). «پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه‌های بیز»، بررسی‌های حسابداری و حسابرسی، شماره 56 : 78 –59.

4. کشاورز، احمد. قاسمیان،حسن. (1384). «یک الگوریتم سریع مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی با استفاده از همبستگی مکانی»، نشریه مهندسی برق و مهندسی کامپیوتر ایران. شماره 1: 44-37.

5.نمازی، محمد. رستمی، نورالدین. (1385). «بررسی رابطه بین نسبت‌های مالی و نرخ بازده سهام شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران»، فصلنامه بررسی‌های حسابداری و حسابرسی، شماره 44: 127-105.

6. Altman, E. (1968). «Financial Ratios, Discriminant Analysis And The Prediction Of Corporate Bankruptcy», The Journal Of Finance 23(4): 589-609.

7. Anandarajan, M., P. Lee And A. Anandarajan. (2004).« Bankruptcy Predication Using Neural Networks», Article In Business Intelligence Techniques: A Perspective From Accounting And Finance»,.Germany: Springer-Verlag.

8. Beaver, W. (1966).« Financial Ratios As Predictors Of Failure», Journal Of Accounting Research 5: 71-111.

9. Bell, T., G. Ribar And J. Verchio. (1990). «Neural Nets Versus Logistic Regression: A Comparison Of Each Model's Ability To Predict Commercial Bank Failures», Proceedings Of The 1990 D&T, University Of Kansas Symposium On Auditing Problems.

10. Bellovary,J.Giacomino,D.Akers.M.(2007).« A Review Of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 To Present»,Journal Of Financial Education, Volume 33.

11. Campbell, C. (2002). «Kernel Methods: A Survey Of Current Techniques», Neurocomputing , 48(1–4), 63–84.
12. Chen.W, Du.Y.(2009).«Using Neural Networks And Data Mining Techniques For The Financial Distress Prediction Model»,Expert Systems With Applications. 36 4075–4086.
13. Chiang Yeh .C, Et Al (2010).« A Hybrid Approach Of Dea, Rough Set And Support Vector Machines For Business Failure Prediction», Expert Systems With Applications, 37, 1535-1541.
14. Cho,S. Hong,H . Ha¤B.(2010).« A Hybrid Approach Based On The Combination Of Variable Selection Using Decision Trees And Case-Based Reasoning Using The Mahalanobis Distance: For Bankruptcy Prediction», Expert Systems With Applications 37 , 3482–3488.
15. Etemadi, H.&Et Al.(2009). «A Genetic Programming Model For Bankruptcy Prediction: Empirical Evidence From Iran»,Expert Systems With Applications 36, 3199–3207.
16. Gao, J., Ding, X., & Wu, Y. (1999). «On Improvement Of Multiple Discriminant Analysis Model Of Discriminative Feature Extraction», IEEE Smc'99 Conference Ceedings, 2, 12–15.
17. Gestel, T. V., Baesens, B., Suykens, J., Poel, D. V., Baestaens, D. E., &Willekens, M. (2006). «Bayesian Kernel Based Classification For Financial Distress Detection», European Journal Of Operational Research, 172, 979–1003.
18. Hua, Z. S., Bian, Y. W., & Liang, L. (2007). «Eco-Efficiency Analysis Of Paper Mills Along The Huai River: An Extended DEA Approach», Omega, International Journal Of Management Science, 35, 578–587.
19. Karels, G. And A. Prakash. (1987). «Multivariate Normality And Forecasting Of Business Bankruptcy», Journal Of Business Finance & Accounting 14(4): 573-593.
20. Khodadadi,V. Zandinia,A. Nouri,M.(2010).« Application Of Ants Colony System For Bankruptcy Prediction Of Companies Listed In Tehran Stock Exchange»,Business Intelligence Journal. No.2:89-100.
21. Kim,K.(2003).« Financial Time Series Forecasting Using Support Vector Machines»,Neurocomputing 55, 307 – 319.

22. Min,J.Lee,Y.(2005).« Bankruptcy Prediction Using Support Vector Machine With Optimal Choice Of Kernel Function Parameters»,Expert Systems With Applications 28, 603–614.
23. Min, J. H., & Jeong, C. (2009).« A Binary Classification Method For Bankruptcy Prediction», Expert Systems With Applications 36, 5256–5263.
24. Ohlson, J. (1980). «Financial Ratios And The Probabilistic Prediction Of Bankruptcy», Journal Of Accounting Research 18(1): 109-131.
25. Premachandra, I.M., Bhabra, G.S., Sueyoshi, T., (2009). «DEA As A Tool For Bankruptcy Assessment: A Comparative Study With Logistic Regression Technique», European Journal Of Operational Research 193, 412–424.
26. Shin S. Kyung, Lee S. Taik, & Kim J. Hyun (2005). «An Application Of Support Vector Machines In Bankruptcy Prediction Model», Expert Systems With Applications, 28, 127-135.
27. Tsai.C.(2009).« Feature Selection In Bankruptcy Prediction»,Knowledge-Based Systems 22 , 120–127.
28. Wilson, R. And R. Sharda. 1994. «Bankruptcy Prediction Using Neural Networks»,Decision Support Systems 11(5): 545-557.
29. Xu .X, Wang Y (2009). «Financial Failure Prediction Using Efficiency As A Predictor», Expert Systems With Applications, 36,366-373.
30. Zhang, G., M. Hu, B. Patuwo And D. Indro. (1999).« Artificial Neural Networks In Bankruptcy Prediction: General Framework And Cross-Validation Analysis», European Journal Of Operational Research 116(1): 16-32.

پرتال جامع علوم انسانی