

مقایسه تکنیک‌های داده‌کاوی در پیش‌بینی بحران مالی (مطالعه موردی: شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران)

کیوان دادرس^۱، ایمان غریب^۲

چکیده

بدتر شدن وضعیت سودآوری شرکت‌ها نه تنها تهدید منافع برای شرکت و کارکنانش به دنبال دارد بلکه سرمایه‌گذاران این شرکت‌ها را نیز با زیان‌های مالی مهم مواجه می‌سازد. هدف این مطالعه، مقایسه میزان توانایی (دقت) تکنیک‌های داده‌کاوی در پیش‌بینی بحران مالی جهت بالا بردن توان تصمیم‌گیری استفاده‌کنندگان صورت‌های مالی در پیش‌بینی بحران مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران است. در این مطالعه از نسبت‌های مالی به‌عنوان متغیرهای مستقل و از بحران مالی و عدم بحران مالی شرکت‌ها به‌عنوان متغیرهای وابسته استفاده شد. شرکت‌های مورد مطالعه در این پژوهش بر مبنای ماده ۱۴۱ قانون تجارت و زیان خالص، از طریق نمونه‌گیری تصادفی انتخاب و به دو گروه، تقسیم‌بندی شدند. گروه اول شامل ۳۵ شرکت بدون بحران مالی و گروه دوم شامل ۳۵ شرکت که بحران مالی داشتند. پس از جمع‌آوری اطلاعات از طریق بررسی صورت‌های مالی شرکت‌های منتخب طی سال‌های ۱۳۸۷ تا ۱۳۹۱ و محاسبه نسبت‌های مالی، تکنیک‌های مختلف داده‌کاوی مثل شبکه عصبی، رگرسیون لجستیک، تحلی ممیزی و درخت تصمیم (QUEST, CHAID, C5, CART) برای سه دوره متوالی T-1، T-2 و T اجرا شد. نتایج مطالعه نشان می‌دهد که تکنیک درخت تصمیم CHAID در پیش‌بینی بحران مالی و عدم بحران مالی شرکت‌های بورسی در ایران با میانگین ۹۶٪ دقت، کاراترین است.

واژه‌های کلیدی

بحران مالی، تکنیک‌های داده‌کاوی، انتخاب ویژگی، دقت

۱. دانشجوی دکتری مدیریت صنعتی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران. (نویسنده مسئول). keyvandadras@gmail.com
 ۲. دانشجوی دکتری مدیریت صنعتی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران. imangharib@yahoo.com

مقدمه

ورشکستگی شرکت‌ها معمولاً بر نقدینگی بازار سرمایه و توسعه اقتصاد مؤثر است. در زمان ورشکستگی، بانک‌ها معمولاً اعتباردهی به شرکت‌های ورشکسته را کاهش داده و در ازای وامی که به شرکت‌ها می‌دهند، بهره بالاتری را بر ای جبران ریسک اضافی درخواست می‌کنند. به صورت مشابهی، مؤسسات سرمایه‌گذاری همچون صندوق‌های بازنشستگی و شرکت‌های بیمه، خرید سهام را کاهش داده و بیشتر به سراغ سرمایه‌گذاری و خرید اوراق قرضه بانک‌ها یا بازارهای مشابه آن اقدام می‌کنند. همه این‌ها به کاهش نقدینگی در بازارهای سرمایه، افزایش هزینه سرمایه شرکت‌ها و کاهش رشد اقتصادی منجر خواهد شد (نیکبخت و شریفی، ۱۳۸۹).

پیش‌بینی ورشکستگی^۳ و بحران مالی^۴ شرکت‌ها مقول‌های است که توجه بسیاری از جوامع علمی و تجاری را در سده اخیر برانگیخته است (تسای، ۲۰۰۹). پیش‌بینی بحران مالی در طول دهه‌های گذشته به دلیل اهمیت زیادش برای شرکت‌ها، سهامداران علاقه‌مند و حتی اقتصاد یک کشور بسیار مورد توجه بوده است. (وانک و همکاران، ۲۰۱۵). 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 می‌کنند (چیانگ و همکاران، ۲۰۱۰). سرمایه‌گذاران و اعتباردهندگان تمایل زیادی برای پیش‌بینی بحران مالی بنگاه‌ها دارند. زیرا در صورت ورشکستگی هزینه‌های زیادی به آنها تحمیل می‌شود (ادنان و در، ۲۰۰۶). یکی از عوامل اصلی بحران مالی و به دنبال آن، ورشکستگی شرکت‌ها، اعمال نکردن کنترل از طرف ذینفعان مختلف شامل سهامداران، اعتباردهندگان، مدیران، کارگران و عرضه‌کنندگان است (سلیمانی، ۱۳۸۹). در چند دهه اخیر پژوهش‌های گسترده‌ای در زمینه ورشکستگی به خصوص پیش‌بینی ورشکستگی انجام گرفته است. هر چند نخستین تلاش‌ها در این زمینه به سال ۱۹۳۰ مربوط می‌شود اما از سال ۱۹۶۶ و با پژوهش انجام گرفته توسط بیور این مقوله شکل جدیتری به خود گرفت بیور در ۱۹۶۶ یکی از نخستین محققانی است که به مطالعه پیش‌بینی بحران مالی یا ورشکستگی پرداخته است و به‌عنوان منادی پژوهش‌های آکادمیک در این زمینه محسوب می‌شود. پس از او، آلتمن ۱۹۶۸ با استفاده از روش‌های آماری پیشرفته توانست به موفقیت چشمگیری دست یابد (پور زمانی و همکاران، ۱۳۸۹). از سوی دیگر روش‌های سنتی پیش‌بینی بحران مالی یا ورشکستگی دارای برخی مفروضات محدود

3. Bankruptcy

4. Financial Distress

کننده مانند خطی بودن، نرمال بودن و مستقل بودن متغیرهای پیش‌بینی کننده یا ورودی‌ها است. بنابراین روش‌های سنتی در ارتباط با میزان کارایی و اعتبار، دارای محدودیت‌های زیادی هستند. مدل‌های داده‌کاوی یک حوزه جدید میان رشته‌ای و در حال رشد است که قادر است شکست کسب و کارها را پیش‌بینی کند (تسای، ۲۰۰۹). اغلب تحقیقات پیش‌بینی ورشکستگی، عملکرد هر یک از تکنیک‌های داده‌کاوی را مقایسه می‌کنند، اما به طور قطعی نمی‌توان اظهار داشت که کدام یک از این روش‌ها، از دقت کلی بیشتری در مقایسه با سایر تکنیک‌ها برخوردار است (ورنتر و همکاران، ۲۰۰۷).

هدف اصلی این مطالعه بررسی توانایی (دقت) مدل‌های داده‌کاوی در پیش‌بینی بحران مالی و مقایسه آنها با یکدیگر جهت بالا بردن توان تصمیم‌گیری استفاده‌کنندگان صورت‌های مالی در پیش‌بینی بحران مالی شرکت‌ها است.

مبانی نظری و پیشینه پژوهش

در این بخش ابتدا مبانی نظری ورشکستگی و بحران مالی بیان می‌شود، سپس به تشریح تکنیک‌های داده‌کاوری استفاده شده در این مطالعه، پرداخته می‌شود و نهایتاً پژوهش‌های انجام شده خارجی و داخلی پیرامون کاربرد تکنیک‌های داده‌کاوی در پیش‌بینی بحران مالی ارائه خواهند شد.

ورشکستگی و بحران مالی

بر طبق تعریف آلتمن ورشکستگی زمانی رخ می‌دهد که شرکت قادر به پرداخت بدهی‌های خود نیست بنابراین این از ادامه فعالیت‌های تجاری باز می‌ماند. در فرهنگ لغت آکسفورد، واژه DisTress به معنای پریشانی، درد، اندوه، فقدان منابع پولی و تنگ دستی آورده شده است. در ادبیات مالی نیز تعاریفی مختلف از درماندگی مالی ارائه شده است (سعیدی و آقایی، ۱۳۸۸). ویتاکر بحران مالی را وضعیتی در نظر می‌گیرد که در آن جریان‌های نقدی ورودی شرکت از مجموع هزینه‌های بهره مربوط به بدهی‌های بلندمدت کمتر است (ویتاکر، ۱۹۹۹). از نقطه نظر اقتصادی، بحران مالی را می‌توان به زیان‌ده بودن شرکت تعبیر کرد که در این حالت شرکت دچار زیان‌های سنگین و متوالی شده است. در واقع، در این حالت نرخ بازده داخلی^۵

شرکت کمتر از نرخ هزینه سرمایه^۶ است. حالت دیگری از بحران مالی زمانی رخ می‌دهد که شرکت موفق به رعایت کردن یک یا تعداد بیشتری از بندهای مربوط به قراردادهای تسهیلات مالی دریافتی خود نمی‌شود که به این حالت نکول تکنیکی^۷ گفته می‌شود. حالات دیگری از بحران مالی عبارت‌اند از زمانی که جریان نقدی شرکت برای بازپرداخت اصل و فرع بدهی ناکافی باشد و یا زمانی که ارزش ویژه شرکتی برابر با عددی منفی شود (وسنون و کوپلند، ۱۹۹۲). باید توجه کرد که بحران مالی لزوماً به ورشکستگی منجر نمی‌شود بلکه اعلام ورشکستگی یکی از پیامدهای بحران مالی است، در واقع ورشکستگی آخرین و حادث‌ترین مرحله بحران مالی و آخرین راه حل است (موسوی و طبرستانی، ۱۳۸۸).

تعیین دلیل یا دلایل دقیق بحران مالی کار آسانی نیست، در اغلب موارد دلایلی متعدد با هم به پدیده بحران مالی منجر می‌شوند. در ارتباط با علل ایجاد بحران مالی شرکت‌ها نظرات مختلفی از طرف محققان ارائه شده است.

آلتمن به شاخص‌های اقتصاد کلان و تاثیر آن‌ها بر بحران مالی شرکت‌ها اشاره می‌کند و معتقد است عواملی نظیر کاهش رشد اقتصادی، کاهش در حجم عملیات بازارهای سرمایه، کاهش در رشد نقدینگی و افزایش تاسیس و شکل‌گیری شرکت‌ها می‌تواند بر بحران مالی شرکت‌ها تاثیرگذار باشد (آلتمن، ۱۹۸۳). براداستریت دلیل اصلی بحران مالی را مشکلات مالی و اقتصادی می‌داند (براداستریت، ۱۹۹۸). گیتمن یتس و براکر و نیوتن، معتقدند که عوامل بحران مالی شامل عوامل بیرونی (برون‌سازمانی) و عوامل درونی (درون‌سازمانی) است. عوامل بیرونی، عواملی هستند که به وسیله شرکت قابل کنترل نیستند ولی موجبات مشکلات مالی در شرکت را فراهم می‌آورند؛ مانند ویژگی‌های سیستم اقتصادی و تغییر در ساختارهای اقتصادی، تغییرات در تقاضای عمومی، نوسان‌های تجاری (تورم، سقوط قیمت‌ها و افزایش نرخ بهره و...)، مشکلات مرتبط با تامین مالی، رویدادها و بلایای طبیعی و شدت رقابت در بازار. از سوی دیگر، عوامل درونی شامل مواردی است که مدیران دچار اشتباه شده‌اند و یا آن که برای انجام اقدامات ضروری در تصمیمات مدیریتی گذشته، ناتوان بوده‌اند که می‌توان به نمونه‌هایی چون ایجاد و توسعه بیش از اندازه‌ی اعتبار برای مشتریان (فروش‌های نسیه‌ی بیش از حد)، مدیریت ناکارا (فقدان آموزش، تجربه، توانایی و ابتکار مدیریت در عرصه رقابت و تکنولوژی و منابع و خطاهای مدیریتی)، خیانت و تقلب اشاره کرد (کیتس و براکر، ۱۹۹۸؛ نیوتن، ۲۰۱۰).

6. Cost of Capital

7. Technical Default

با اینکه عوامل بحران مالی از یک شرکت به شرکت دیگر متفاوت است اما می‌توان چندین عامل مشترک را به‌عنوان عوامل بحران مالی بین همه شرکت‌های درمانده مالی شناسایی نمود. عدم صلاحیت مدیریت، هزینه زیاد تولید، فعالیت مالی ضعیف، هیئت مدیره غیرفعال از جمله این عوامل هستند (گرا، ۱۹۹۸).

از مهم‌ترین دلایل بحران مالی در ایران، می‌توان به نوسان‌های اقتصادی و متغیرهای سیاسی به‌عنوان عوامل بیرونی و غیر قابل کنترل توسط شرکت‌ها و بالا بودن هزینه‌های تولید، هزینه‌ی بهره‌پرداختی و بروکرآسی تولید به‌عنوان عوامل درونی و قابل کنترل توسط شرکت‌ها اشاره کرد (کمیحانی و سعادت‌فر، ۱۳۸۵).

قانون ورشکستگی در ایران

در ایران مبنای ورشکستگی ماده ۱۴۱ قانون تجارت مصوب سال ۱۳۴۷ است. طبق این ماده اگر بر اثر زیان‌های وارده حداقل نصف سرمایه شرکت از بین برود، هیأت مدیره مکلف است بلافاصله مجمع عمومی فوق‌العاده صاحبان سهام را دعوت کند تا موضوع انحلال یا بقای شرکت مورد شور و رأی واقع شود. از طرف دیگر سازمان بورس اوراق بهادار تهران نیز برای شناسایی شرکت‌های ورشکسته از همان ماده ۱۴۱ قانون تجارت بهره می‌گیرد. با این تفاوت که بر اساس آیین‌نامه‌های اجرایی و انطباقی بورس اوراق بهادار تهران پارهای محدودیت‌های ویژه بر شرکت‌هایی که مشمول ماده ۱۴۱ شناخته می‌شوند، وضع می‌شود که آنها را به رفع مشکل مربوط ملزم می‌کند.

داده‌کاوی

داده‌کاوی همزمان با ایجاد و استفاده از پایگاه داده‌ها در اوایل دهه ۸۰ برای جستجوی دانش در داده‌ها شکل گرفت شاید بتوان لوول (۱۹۸۳) را اولین شخصی دانست که مقاله‌ای در مورد داده‌کاوی تحت عنوان "شبه‌سازی فعالیت داده‌کاوی" ارائه کرد. همزمان با او پژوهشگران و متخصصان علوم رایانه، آمار، هوش مصنوعی، یادگیری ماشین و... نیز به پژوهش در این زمینه و زمینه‌های مرتبط با آن پرداخته‌اند. البته پژوهش جدی روی موضوع داده‌کاوی از اوایل دهه (۱۹۹۰) شروع شد و تا آن زمان این واژه به شکل ومعنای امروزی بکار برده نمی‌شد (سعیدی، ۱۳۸۴).

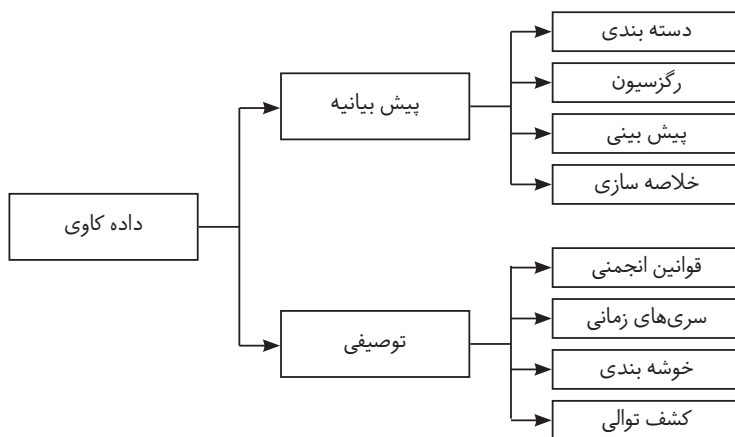
به‌طور کلی تعاریف گوناگونی برای داده‌کاوی ارائه شده است: داده‌کاوی عبارت است از فرایند استخراج اطلاعات معتبر از پیش‌ناشناخته، قابل فهم و قابل اعتماد از پایگاه داده‌های بزرگ و

استفاده از آن در تصمیم‌گیری در فعالیتهای تجاری مهم (سیفرت، ۲۰۰۴). داده‌کاوی فرآیند کشف دانش پنهان درون داده‌ها از طریق برقراری روابط والگوه‌های مفیداست (شهرابی، ۱۳۸۶) به‌طور ساده اینطور می‌توان بیان کرد که داده‌کاوی به استخراج دانش از حجم انبوهی از داده‌ها اطلاق می‌شود. به همین دلیل بسیاری از افراد این واژه را مترادفی برای واژه کشف دانش می‌دانند (پور زمانی و اولی، ۱۳۹۲). هرچه حجم داده‌ها بیشتر و روابط میان آنها پیچیده‌تر باشد، دسترسی به اطلاعات نهفته در داده‌ها مشکلتر شده لذا نقش داده‌کاوی به‌عنوان یکی از روش‌های کشف دانش، روشن‌تر می‌شود (شهرابی، ۱۳۸۶).

اهمیت داده‌کاوی در حوزه مالی توسط بسیاری از سازمان‌های حرفه‌ای تشخیص داده شده است. انجمن حسابداران رسمی آمریکا، داده‌کاوی را به‌عنوان یکی از ۱۰ فناوری برتر برای آینده معرفی کرده است. همچنین انجمن حسابرسان داخلی آمریکا نیز این فناوری را در فهرست یکی از چهار اولویت تحقیقاتی خود گنجانده است (کیرکودس و مانلیپلوس، ۲۰۰۴).

کارکردها و وظایف داده‌کاوی

روش‌های داده‌کاوی به دو دسته کلی تقسیم می‌شوند: توصیفی و پیش‌بینانه. در روش‌های توصیفی، هدف توصیف یک رویداد یا یک واقعیت است. اما در روش‌های پیش‌بینی‌کننده، هدف پیش‌بینی متغیر ناشناخته از داده‌های آتی است. شکل نمودار شماره ۱ کارکرد و وظایف داده‌کاوی را نشان می‌دهد.



تکنیک‌های استفاده شده در این پژوهش

شبکه عصبی^۸

شبکه عصبی سیستم‌ها و روش‌های محاسباتی نوینی برای یادگیری ماشینی، نمایش دانش و در انتها اعمال دانش به دست آمده در جهت پیش‌بینی پاسخ‌های خروجی از سامانه‌های پیچیده هستند. ایده اصلی این گونه شبکه‌ها (تا حدودی) الهام گرفته از شیوه کارکرد سیستم عصبی زیستی، برای پردازش داده‌ها و اطلاعات برای یادگیری و ایجاد دانش است. عنصر کلیدی این ایده، ایجاد ساختارهایی جدید برای سامانه پردازش اطلاعات است. این سیستم از شمار زیادی عناصر پردازشی فوق‌العاده به هم پیوسته با نام نورون تشکیل شده که برای حل یک مسئله با هم هماهنگ عمل می‌کنند و توسط سیناپس‌ها (ارتباطات الکترومغناطیسی) اطلاعات را منتقل می‌کنند. در این شبکه‌ها اگر یک سلول آسیب ببیند بقیه سلول‌ها می‌توانند نبود آنرا جبران کرده و نیز در بازسازی آن سهیم باشند. این شبکه‌ها قادر به یادگیری‌اند. مثلاً با اعمال سوزش به سلول‌های عصبی لامسه، سلول‌ها یاد می‌گیرند که به طرف جسم داغ نروند و با این الگوریتم سیستم می‌آموزد که خطای خود را اصلاح کند. یادگیری در این سیستم‌ها به صورت تطبیقی صورت می‌گیرد، یعنی با استفاده از مثال‌ها وزن سیناپس‌ها به گونه‌ای تغییر می‌کند که در صورت دادن ورودی‌های جدید، سیستم پاسخ درستی تولید کند (فارست، ۱۳۹۲).

درخت تصمیم^۹

درخت تصمیم یکی از روش‌های ناپارامتری رده بندی کردن است. این روش با به کارگیری تکنیک‌های بسیار ساده، یک الگوی رده بندی را برای مشاهدات موجود معرفی می‌کند. الگوی معرفی شده توسط این روش، از ساختاری بسیار ساده و قابل درک برای تصمیم‌گیری برخوردار است. با اینکه این روش از تکنیک‌های ساده‌ای استفاده می‌کند ولی در زمینه تشخیص و پیشگویی می‌تواند به خوبی روش‌های پیچیده‌ای نظیر شبکه‌های عصبی عمل کند (کیرز و همکاران، ۲۰۱۲). درخت تصمیم یک روش ساده و توانمند برای طبقه‌بندی یک مجموعه به رده‌های متمایز و همگن است که یک گراف غیر چرخشی شبیه درخت دارد که این درخت توسط مجموعه‌ای از سؤالات نشان داده می‌شود معمولاً هر سؤال با توجه به یک متغیر مطرح می‌شود. یک گراف درخت تصمیم از سه جزء اصلی ریشه^{۱۰}، گره داخلی^{۱۱} و گره

8. Neural Network

9. Decision Tree

10. Root

11. Internal Node

خارجی^{۱۲} (برگ) تشکیل شده است و روند بدین گونه است که ابتدا یک متغیر کمکی به عنوان ریشه انتخاب می شود و با توجه به یک سری از سؤالات و ویژگی ها به چندین گره داخلی تقسیم می شود. الگوریتم های درخت تصمیم انواع مختلفی دارند که مهمترین آنها عبارتند از: C5.0, CHAID, QUEST, CART (آذر و همکاران، ۱۳۸۹).

رگرسیون لجستیک^{۱۳}

در بسیاری از پژوهش ها، متغیر وابسته پیوسته نبوده و ممکن است دو نتیجه داشته باشد. به عنوان مثال، فقط یکی از دو ارزش صفر و یک را بپذیرد که ارزش یک به معنای وقوع و ارزش صفر به معنای عدم وقوع حادثه (یا بالعکس) است. برای مثال به کمک میزان تلاش، میزان هوش، موفقیت یا عدم موفقیت فردی در کنکور تشخیص داده شود و یا درماندگی مالی یک شرکت با استفاده از چند متغیر مشخص شود. در چنین مواردی از رگرسیون لجستیک استفاده می شود. رگرسیون لجستیک شبیه رگرسیون معمولی است با این تفاوت که تخمین ضرایب در آن یکسان نیست. در رگرسیون لجستیک به جای حداقل کردن مجذور خطاها (که در رگرسیون معمولی صورت می گیرد) احتمال را که یک واقع رخ می دهد، حداکثر می کند (رهنمای رودپشتی و همکاران، ۱۳۸۸).

تحلیل ممیزی^{۱۴}

هدف اصلی تحلیل ممیزی، تشخیص تفاوت بین گروه ها و پیش بینی احتمال تعلق یک شرکت به یک گروه خاص است. در تحلیل ممیزی برای انجام این پیش بینی از چندین متغیر مستقل کمی استفاده می شود (مکیان و همکاران، ۱۳۸۹).

پیشینه پژوهش

آلتمن برای اولین بار اثر ترکیبات مختلف نسبت های مالی را برای پیش بینی درماندگی مالی شرکت ها بررسی کرد، آلتمن در این مطالعه از MAD استفاده کرد. مدلی که او به دست آورد به Z-Score معروف است، هنوز به عنوان شاخصی برای سلامت مالی شرکت ها و رشکسته از غیر ورشکسته مورد استفاده قرار می گیرد. تئوری اصلی آلتمن این بود که مدل پیش بینی

12. External Node

13. Logistic Regression(LR)

14. Discriminant Analysis(DA)

ورشکستگی او که از پنج نسبت مالی تشکیل می‌شود، می‌تواند برای تشخیص شرکت‌های ورشکسته از غیر ورشکسته مورد استفاده قرار گیرد. او پیشنهاد کرد که از مدلش در ارزیابی اعطای وام‌های تجاری فرآیندهای کنترل داخلی و بررسی گزینه‌های سرمایه‌گذاری استفاده شود (آلمن، ۱۹۶۸).

لی مدل درخت تصمیم CART, GP, C5.0 و شبکه عصبی و رگرسیون لجستیک را در پیش‌بینی ورشکستگی به کار گرفت و در بازه زمانی ۱۹۹۹ تا ۲۰۰۳ از اطلاعات ۵۵ شرکت ورشکسته و ۱۱۰ شرکت سالم در تایوان برای طراحی مدل‌ها استفاده کرده‌است، سطح زیر منحنی ROC در مدل درخت تصمیم CART طراحی شده توسط آنها ۸۷/۱۷٪ و مدل درخت تصمیم C5.0 طراحی شده توسط آنها ۸۶/۳۶٪ و مدل درخت تصمیم GP طراحی شده توسط آنها ۸۹/۹۵٪ بود و به همین ترتیب مدل رگرسیون لجستیک ۸۲/۴۱٪ و شبکه عصبی ۸۵/۹۴٪ بود (لی، ۲۰۰۴). هانگوو و همکاران از الگوریتم ژنتیک در بهینه‌سازی عوامل ماشین‌بردار پشتیبان^{۱۵} (SVM) برای پیش‌بینی ورشکستگی استفاده کردند. آنها در این پژوهش نسبت جاری، نسبت آنی، نسبت سود ناخالص به فروش، درآمد عملیاتی به فروش مورد بررسی قرار دادند. نتایج پژوهش آنان نشان داد که به کارگیری تکنیک ژنتیک موجب بهبود عملکرد ماشین‌بردار پشتیبان شده و توان پیش‌بینی آن را افزایش می‌دهد (هانگ وو و همکاران، ۲۰۰۷).

بویاکیاگلو و همکاران در پیش‌بینی ورشکستگی مالی بانک‌ها از ترکیب شبکه عصبی با ماشین‌بردار پشتیبان و الگوهای آماری استفاده کردند. در این پژوهش نسبت حقوق صاحبان سهام به کل دارایی‌ها، حقوق صاحبان سهام به کل بدهی‌ها، کل بدهی‌ها به کل دارایی‌ها، سود خالص به میانگین دارایی‌ها، دارایی‌های جاری به کل دارایی‌ها را به کار گرفتند. نتیجه پژوهش آنان نشان داد که آموزش و تنظیم داده‌های معتبر و دستیابی به تکنیکی واحد جهت حل مشکلات و پیش‌بینی ورشکستگی با شبکه عصبی به تنهایی دشوار است. بنابراین، ترکیب آن را با دیگر الگوها پیشنهاد کردند (بویاکیاگلو و همکاران، ۲۰۰۹).

کیم و کانگ در پژوهشی از ترکیب تکنیک ژنتیک با الگوهای بهینه‌سازی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها استفاده کردند. متغیرهای مورد استفاده در این پژوهش شامل سود خالص به مجموع دارایی‌ها، هزینه‌های مالی به مجموع دارایی‌ها، سود خالص به فروش، دارایی‌های جاری به مجموع دارایی‌ها، دارایی‌های جاری به بدهی‌های جاری، بدهی‌های جاری به فروش است. نتیجه پژوهش آنان بیانگر این بود که ترکیب تکنیک ژنتیک با الگوهای بهینه‌سازی منجر به پیش‌بینی بهتر ورشکستگی می‌شود (کیم و کانگ، ۲۰۱۲).

اولسون و همکاران نیز در پژوهشی از تجزیه و تحلیل داده کاوی جهت پیش بینی ورشکستگی شرکت‌ها استفاده کردند. در این پژوهش از متغیرهای بهای تمام شده کالای فروش رفته، سود ناخالص، سود خالص و جمع درآمدها برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها استفاده کردند. نتیجه پژوهش آنان نشان داد که هزینه استفاده از داده کاوی در مقایسه با الگوهای شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم و رگرسیون لجستیک، بیشتر است ولی استفاده از آن باعث کاهش خطای بالقوه در امر پیش‌بینی می‌شود (اولسون و همکاران، ۲۰۱۲).

سلیمانی در پژوهش خود تحت عنوان بررسی شاخص‌های پیش‌بینی‌کننده ورشکستگی در شرایط محیطی ایران با مدل رگرسیون چندگانه از اطلاعات ۳۰ شرکت سالم و ۳۰ شرکت ورشکسته استفاده کرده است و مدلی جهت پیش‌بینی بحران مالی در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار ارائه کرده و آن را تا سه سال قبل از بحران مالی مورد آزمون قرار دادند. نتایج حاصل از تحقیق حاکی از آن بوده که مدل مزبور در یک، دو و سه سال قبل از بحران مالی، به ترتیب ۹۵٪ و ۸۳٪ و ۹۵٪ کل نمونه را به طور صحیحی طبقه‌بندی کرده است (سلیمانی، ۱۳۸۲).

سعیدی و آقایی دو مدل با استفاده از شبکه بیز و یک مدل با استفاده از رگرسیون لجستیک برای نمونه انتخاب شده از شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران در بازه زمستان ۱۳۸۵-۱۳۷۵ ارائه کردند اولین مدل شبکه ساده بیز که مبتنی بر همبستگی شرطی بوده است و می‌تواند با دقت ۹۰٪ شرکت‌های ورشکسته و غیر ورشکسته را درست پیش‌بینی کند. دومین مدل شبکه بیز که مبتنی بر احتمال شرطی است و با دقت ۹۳٪ شرکت‌های ورشکسته و غیر ورشکسته را درست پیش‌بینی می‌کند و در نهایت، مدل رگرسیون لجستیک که یک مدل خطی است می‌تواند با دقت ۹۰٪ شرکت‌های ورشکسته و غیر ورشکسته را درست پیش‌بینی کند (سعیدی و آقایی، ۱۳۸۸).

فلاح پور و راعی در پژوهش خود با عنوان پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به پیش‌بینی درماندگی در ۸۰ شرکت تولیدی پرداخت و دریافتند که مدل شبکه عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی به طور معنی‌داری نسبت به مدل تفکیکی چند متغیره از دقت پیش‌بینی بیشتری برخوردار است (فلاح پور و راعی، ۱۳۸۳).

موسوی و همکاران به پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از تکنیک‌های داده کاوی پرداختند. نمونه مورد مطالعه شامل ۱۴۴ شرکت فهرست شده در بورس اوراق بهادار تهران از سال ۲۰۰۵ تا ۲۰۰۹ بود و سپس الگوریتم‌های مختلف داده کاوی از قبیل شبکه‌های عصبی، رگرسیون لجستیک، SVM، BAYESNET، درخت‌های تصمیم‌گیری، (CHAID, QUEST, CART, C5) در سال T-1، T-2 و T-3 پیاده‌سازی شده است. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم CART در پیش‌بینی شرکت‌های ورشکسته و غیر ورشکسته در ایران با متوسط دقت ۹۳/۹۴٪ در سه سال، کارآمدتر است (موسوی، ۲۰۱۲).

مکیان و همکاران در پژوهشی برای پیش‌بینی ورشکستگی، مدل شبکه‌های عصبی را با دو روش آماری رگرسیون لجستیک و تحلیل ممیزی مقایسه کردند و افزون بر معرفی مدل‌های شبکه‌های عصبی، یک مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های تولیدی طراحی کردند. اطلاعات استفاده شده مربوط به استان کرمان در بازه زمانی ۱۳۸۶-۱۳۷۴ است. آنها در این پژوهش از نسبت‌های: دارایی‌های جاری به بدهی‌های جاری، سود قبل از بهره و مالیات به کل دارایی‌ها، حقوق صاحبان سهام به بدهی، سرمایه در گردش به دارایی، سود قبل از بهره و مالیات به فروش استفاده کردند. نتایج پژوهش آنان نشان داد که مدل شبکه عصبی طراحی شده از دو روش آماری دیگر، دقت بالاتری در پیش‌بینی دارد (مکیان و همکاران، ۱۳۸۹).

عرب مازار یزدی و صفرزاده به ارائه مدلی قابل اتکا برای پیش‌بینی بحران مالی در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از تکنیک‌های چند متغیره آماری همچون رگرسیون لجستیک پرداختند. در این پژوهش، ۱۱ نسبت مالی به‌عنوان پیش‌بینی‌کننده‌های بالقوه بحران مالی انتخاب شد. نتایج بیانگر آن بود که شرکت‌های دارای نسبت بدهی بیشتر و نسبت‌های جاری، گردش دارایی، بازده دارایی، بازده فروش، سود انباشته به دارایی، سرمایه در گردش به دارایی، حاشیه سود ناخالص و حاشیه سود عملیاتی کمتر، از وضعیت مالی و نتیجه عملیات نامناسب‌تری برخوردار هستند (عرب مازار یزدی و صفرزاده، ۱۳۸۹).

جنانی و همکاران به مطالعه روی توانایی نسبت‌های مالی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها (شواهدی از بورس اوراق بهادار تهران) پرداختند. از اطلاعات ۳۶ شرکت ورشکسته و ۳۶ شرکت غیر ورشکسته بر اساس نسبت توپین Q در طول دوره ۲۰۰۵-۲۰۱۱ استفاده کردند. نتایج اولیه نشان می‌دهد که هر دو روش توانایی پیش‌بینی ورشکستگی دارند. اما با دقت‌های متفاوت هستند. احتمال ورشکستگی بر اساس روش CART در سال ورشکستگی، یک سال قبل و دو سال قبل از ورشکستگی ۹۷/۲٪، ۹۷/۲٪ و ۸۶/۱٪ بود. براساس روش رگرسیون لجستیک به ترتیب ۹۸/۶٪، ۹۴/۴٪ و ۸۴/۷٪ بوده است. و میانگین سه سال در مدل CART ۹۳/۵٪ و در مدل رگرسیون لجستیک ۹۳/۶٪ بود (جنانی و همکاران، ۲۰۱۳).

رشیدی و حسینی با استفاده از رگرسیون لجستیک و روش CART اقدام به پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های حاضر در بورس اوراق بهادار تهران کردند. بدین منظور از صورت‌های مالی شرکت‌ها طی سال‌های ۱۹۹۹-۲۰۰۰ نسبت‌های مالی به‌عنوان متغیرهای مستقل اثرگذار بر ورشکستگی (متغیر وابسته) استفاده کردند. نتایج هر دو مدل نشان داد که نسبت بازده دارایی‌ها، نسبت بدهی، نسبت سود عملیاتی به کل دارایی‌ها مهم‌ترین متغیرهای اثرگذار بر

پیش‌بینی ورشکستگی هستند (رشیدی و حسینی، ۲۰۱۳).

روش شناسی پژوهش

روش پژوهش حاضر بر مبنای هدف آن کاربردی و بر اساس نحوه گردآوری داده‌ها از نوع میدانی و کتابخانه‌ای است جامعه مورد مطالعه در این پژوهش، شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران است که در بین سال‌های ۱۳۸۷ تا ۱۳۹۱ صورت‌های مالی خود را به بورس ارائه داده‌اند. از داخل جامعه مورد مطالعه، با در نظر گرفتن معیارهای زیر شرکت‌ها با استفاده از نمونه‌گیری تصادفی انتخاب شدند:

۱. صورت‌های مالی شرکت در دسترس باشند.

۲. سال مالی شرکت منتهی به پایان اسفند ماه هر سال باشد.

در مورد هر شرکت از اطلاعات ۳ سال مالی (T, T-1, T-2) آنها استفاده شده است و این شرکت‌ها به دو گروه شرکت‌های ورشکسته و غیر ورشکسته طبقه‌بندی شده‌اند. در مورد شرکت‌های ورشکسته سال مینا (T) سال مالی، بالاترین سالی است که شرکت مشمول ماده ۱۴۱ قانون تجارت شده است و یا زیان داشته‌اند و در مورد شرکت‌های غیر ورشکسته، سالی است که اطلاعات یک سال قبل و دو سال قبل، نسبت به آن جمع‌آوری شده است و معیار غیر ورشکسته بودن شرکت‌ها نیز بر اساس سود دهی آن‌ها در سه سال متوالی ارزیابی می‌شود. پس از تعیین متغیرهای مستقل و وابسته شرکت‌های منتخب به دو گروه آموزشی^{۱۶} و آزمایشی^{۱۷} با نسبت ۷۰ به ۳۰ تقسیم بندی شدند و سپس با استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی، مدل‌های پیش‌بینی بحران مالی شرکت‌ها برای سه سال متوالی تولید شد و نهایتاً معیار دقت^{۱۸} به‌عنوان شاخص مورد نظر جهت مقایسه تکنیک‌های داده‌کاوی به کار گرفته شد. برای محاسبه معیار دقت از ماتریس اغتشاش و و رابطه زیر استفاده شده‌است.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN}$$

متغیرهای پژوهش

متغیرهای پژوهش را می‌توان به دو دسته طبقه‌بندی کرد، که شامل متغیر وابسته (پاسخ)^{۱۹} و متغیرهای مستقل (ورودی)^{۲۰} بوده و به شرح زیر هستند:

متغیرهای مستقل نسبت‌های مالی هستند متشکل از ۲۷ نسبت است که در پژوهش‌های

16. Training

17. Testing

18. Accuracy

19. Target

20. Input

قبلی (سلیمانی، ۱۳۸۲؛ راعی، ۱۳۸۳؛ سعیدی و آقایی، ۱۳۸۸؛ حسینی و رشیدی، ۱۳۹۲؛ شیر، ۲۰۱۲ و پور زمانی و اولی، ۱۳۹۲) برای پیش‌بینی بحران مالی (ورشکستگی) به کار رفته‌اند (جدول شماره ۱). از آنجا که به‌کارگیری ۲۷ نسبت مالی برای ساخت مدل‌های داده‌کاوی، موجب افزایش پیچیدگی و کاهش کارایی آنها می‌شود، جهت کاهش تعداد نسبت‌ها (ویژگی) از انتخاب ویژگی^{۲۱} استفاده شده است.

انتخاب ویژگی نقش مهمی را در تعدادی از وظایف یادگیری ماشین و تشخیص الگو، بازی می‌کند بسیاری از ویژگی‌های کاندید معمولاً با یک الگوریتم یادگیری برای تولید خصوصیات کامل عمل کلاس‌بندی تهیه می‌شوند. با این حال، در اغلب موارد بسیاری از ویژگی‌های کاندید برای کار یادگیری، نامربوط یا زائد هستند، و کارایی به‌کارگیری الگوریتم یادگیری را خراب‌تر خواهند کرد و به مشکل برازش^{۲۲} منجر می‌شوند. دقت یادگیری و سرعت آموزش ممکن است به میزان درخور توجهی با این ویژگی‌های زائد بدتر شود. بنابراین، انتخاب ویژگی‌های مرتبط و ضروری در مرحله پیش پردازش داده‌کاوی از اهمیتی بنیادین برخوردار است. (نصرتی و افتخاری، ۱۳۹۲). بدین منظور از انتخاب ویژگی استفاده شد و پس از اجرای آن، تعداد ۱۹ متغیر به عنوان متغیرهای مستقل پژوهش، شناسایی و انتخاب شد (جدول شماره ۲).

متغیر وابسته (پاسخ) در این پژوهش شرکت‌های غیر ورشکسته و ورشکسته است. در این پژوهش با توجه به اهداف پژوهش، شرکت‌های ورشکسته مقدار یک و شرکت‌های غیر ورشکسته مقدار صفر را به خود اختصاص داده‌اند.

جدول شماره ۱: متغیرهای مستقل استفاده شده در پژوهش

نماد	فرمول محاسباتی نسبت	نماد	فرمول محاسباتی نسبت
CA/TD ^۱	دارایی جاری به کل بدهی‌ها	TD/TA	کل بدهی‌ها به کل دارایی‌ها
CA/TA ^۲	دارایی جاری به کل دارائی‌ها	CD/TA	بدهی جاری به کل دارائی‌ها
(CA-I)/CD ^۳	دارایی جاری منهای موجودی کالا ^۴ به بدهی جاری	CD/CD(t-1)	بدهی‌های جاری سال T به بدهی‌های جاری سال T-1
CA/CD	دارایی جاری به بدهی جاری	CD/TD	بدهی‌های جاری به کل بدهی‌ها
FA ^۵ /TA	دارایی‌های ثابت به کل دارائی‌ها	CD/TE ^۶	بدهی‌های جاری به کل حقوق صاحبان سهام
TA/TA(t-1)	کل دارایی‌ها سال T به کل دارائی‌ها سال T-1	NP/NOS	سود خالص تقسیم بر تعداد سهام عادی
EBIT ^۷ /TA	سود قبل از بهره و مالیات به کل دارائی‌ها	NP/S	سود خالص به فروش
EBIT/TD	سود قبل از بهره و مالیات به کل بدهی‌ها	ROA ^۸	سود خالص به کل دارائی‌ها
EBIT/S	سود قبل از بهره و مالیات به فروش	ROE ^۹	سود خالص به سرمایه

21. Feature Selection

22. Overfitting

فروش به کل دارایی‌ها	S/TA	حقوق صاحبان سهام به کل دارایی‌ها	TE/TA
فروش به دارایی جاری	S/CA	حقوق صاحبان سهام به کل بدهی‌ها	TE/TD
فروش به کل بدهی‌ها	S/TD	حقوق صاحبان سهام به فروش	TE/S
سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها	WC/TA	سرمایه در گردش به کل بدهی‌ها	WC ⁽¹⁾ /TA
		سرمایه در گردش به فروش	WC/TA

جدول شماره ۲: متغیرهای منتخب پس از اصلاح

فرمول محاسباتی نسبت مالی	نماد	فرمول محاسباتی نسبت مالی	نماد
کل دارایی‌ها / کل بدهی‌ها	TD/TA	دارایی جاری / کل بدهی‌ها	CA/TD
کل دارایی‌ها سال T / کل دارایی‌ها سال T-1	TA/TA(T-1)	دارایی جاری منهای موجودی کالا / بدهی جاری	(CA-I)/CD
سود خالص / تعداد سهام عادی	NP/NOS	بدهی جاری / کل دارایی‌ها	CD/TA
سود خالص به فروش	NP/S	دارایی جاری / بدهی جاری	CA/CD
سود خالص / کل دارایی‌ها	ROA	سود قبل از بهره و مالیات / کل دارایی‌ها	EBIT/TA
سود خالص / سرمایه	ROE	سود قبل از بهره و مالیات / کل بدهی‌ها	EBIT/TD
فروش / کل بدهی‌ها	S/TD	سود قبل از بهره و مالیات / فروش	EBIT/S
سرمایه در گردش / کل دارایی‌ها	WC/TA	نحقوق صاحبان سهام / کل دارایی‌ها	TE/TA
سرمایه در گردش / فروش	WC/S	حقوق صاحبان سهام / کل بدهی‌ها	TE/TD
		سرمایه در گردش / کل بدهی‌ها	WC/TD

یافته‌های پژوهش

تکنیک‌های داده کاوی مورد استفاده در این پژوهش با استفاده از نرم افزار SPSSModeler15 اجرا شدند. نتایج حاصل از این اجرا (دقت تکنیک‌ها)، برای سه سال متوالی در جدول‌های شماره ۳ و ۴ و ۵ نمایش داده شده است.

جدول شماره ۳: میزان دقت تکنیک‌های داده کاوری (سال T)

تکنیک	CART	C5.0	CHAID	QUEST	SVM	NN	DA	LR
دقت	٪۹۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۹۰	٪۹۵	٪۹۵	٪۸۰	٪۷۵

23. Current Assets(CA)

24. Total Debt(TD)

25. Total Assets(TA)

26. Current Debt(CD)

27. Inventory(I)

28. Fixed Assets

29. Total Equity

30. Earning Before Interest &Tax(EBIT)

31. Return on Assets

32. Return on Equity

33. Working Capital

جدول شماره ۴: میزان دقت تکنیک‌های داده‌کاوی (سال T-1)

تکنیک	CART	C5.0	CHAID	QUEST	SVM	NN	DA	LR
دقت	%۹۵	%۹۵	%۱۰۰	%۹۵	%۹۰	%۱۰۰	%۸۵	%۸۵

جدول شماره ۵: میزان دقت تکنیک‌های داده‌کاوی (سال T-2)

تکنیک	CART	C5.0	CHAID	QUEST	SVM	NN	DA	LR
دقت	%۸۰	%۸۵	%۹۰	%۹۰	%۸۵	%۹۰	%۸۰	%۸۰

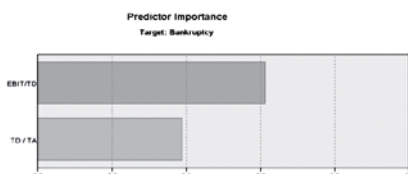
یافته‌ها نشان می‌دهد که تکنیک CHAID، بالاترین میزان دقت را در میان تکنیک‌های به‌کاررفته در پژوهش دارا است.

همچنین با محاسبه میانگین دقت تکنیک‌ها در می‌یابیم (جدول ۶) که تکنیک CHAID بالاترین میانگین دقت (%۹۶/۷) را داراست و بعد از آن تکنیک‌های شبکه عصبی و درخت تصمیم C5.0 بالاترین میزان دقت را دارا هستند. یکی از دلایل اصلی بالا بودن میزان دقت تکنیک‌ها در این پژوهش را، می‌توان در انتخاب ویژگی‌های مناسب جهت پیش‌بینی بحران مالی شرکت‌ها دانست.

جدول شماره ۶: میانگین دقت تکنیک‌های داده‌کاوی برای ۳ سال

تکنیک	CART	C5.0	CHAID	QUEST	SVM	NN	DA	LR
میانگین دقت	%۸۸/۳	%۹۳/۳	%۹۶/۷	%۹۱/۷	%۹۰	%۹۵	%۸۱/۷	%۸۰

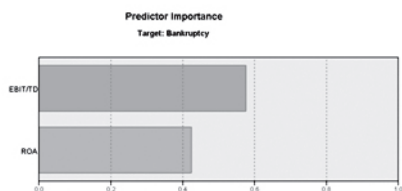
شکل‌های ۲ تا ۷ خروجی‌های مدل درخت تصمیم CHAID را برای سه دوره T، T-۱ و T-۲ نشان می‌دهد.



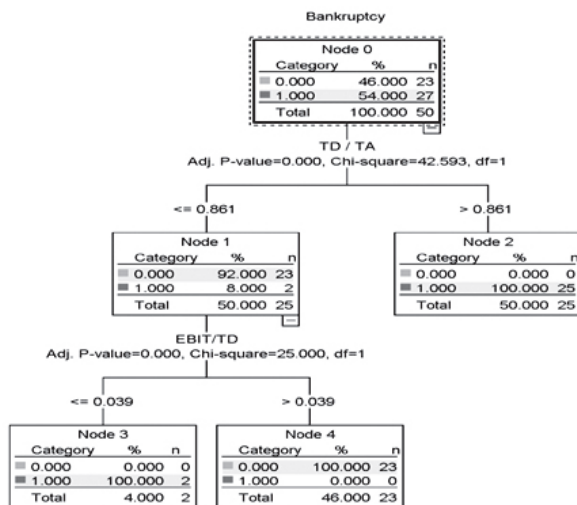
شکل شماره ۱: میزان اهمیت ویژگی‌های در مدل CHAID در سال T



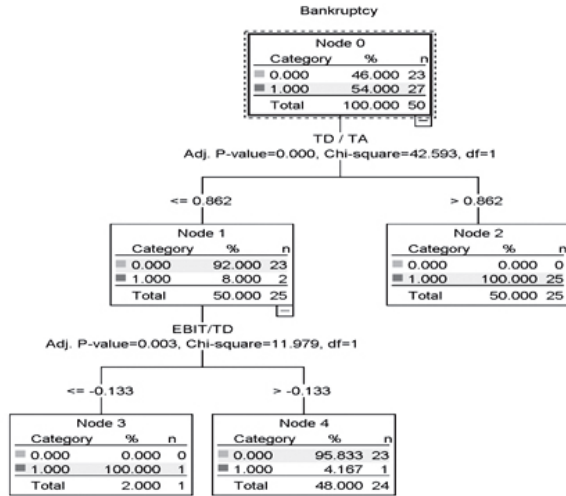
شکل شماره ۲: میزان اهمیت ویژگی‌های در مدل CHAID در سال T-1



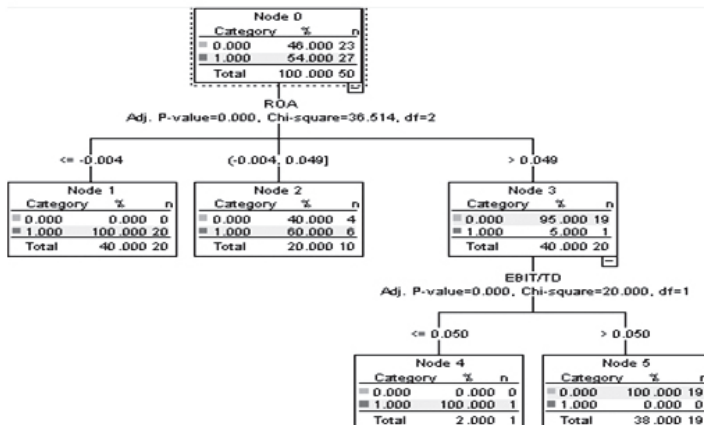
شکل شماره ۳: میزان اهمیت ویژگی‌های در مدل CHAID در سال T-2



شکل شماره ۴: درخت تصمیم CHAID برای سال T



شکل شماره ۵: درخت تصمیم CHAID برای سال T-2



شکل شماره ۶: درخت تصمیم CHAID برای سال T-2

نتیجه گیری

پیش بینی بحران مالی و ورشکستگی شرکت ها یکی از مطالعات جالب و با اهمیت در حوزه مالی است. که نتایج این مطالعات می تواند کاربردهای فراوانی برای شرکت ها و همینطور سرمایه گذاران در بورس اوراق بهادار تهران داشته باشد.

با توجه به اینکه ورشکستگی شرکت ها هزینه های سنگی را در پی دارد می توان قبل از اینکه شرکتی به مرحله ورشکستگی برسد وضعیتش را از الحاظ ورشکستگی مشخص کرد تا شرکت از ورشکستگی رهایی یابد. از طرف دیگر با ارائه مدل های مناسب جهت پیش بینی بحران مالی می توان سرمایه گذاران را جهت سرمایه گذاری در سهام یاری کرد.

در این پژوهش به بررسی میزان دقت (توانایی) تکنیک های مختلف داده کاو برای پیش بینی درماندگی مالی شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران پرداخته شد. بدین منظور تعداد ۷۰ شرکت پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران که شامل ۳۵ شرکت سود ده (سه سال سود متوالی) و ۳۵ شرکت که مشمول ماده ۱۴۱ قانون تجارت و یا دارای دو سال متوالی زیان بودند، انتخاب شد. و با استفاده از تکنیک های معروف داده کاوی همچون شبکه عصبی، رگرسیون لجستیک، شبکه بیز، تحلیل ممیزی و درخت تصمیم (QUEST, CHAID, C5.0, CART) دقت این تکنیک ها در پیش بینی بحران مالی برای سه سال متوالی محاسبه شد. پس از محاسبه میانگین دقت تکنیک ها، نتایج این پژوهش نشان داد که تکنیک درخت تصمیم CHAID دقیق ترین مدل در پیش بینی بحران مالی است و بعد از آن شبکه عصبی و درخت تصمیم C5 بالاترین میزان دقت را در پیش بینی دارا هستند.

یافته های این پژوهش تا حد بسیار زیادی یافته های پژوهش موسوی و همکاران (۲۰۱۲) را تأیید می کند. در واقع به مثابه پژوهش مذکور، یکی از مدل های درخت تصمیم به عنوان با دقت ترین مدل در پیش بینی بحران مالی معرفی می شود و مدل شبکه عصبی در مقایسه با مدل های آماری مثل رگرسیون لجستیک و تحلیل ممیزی، میزان دقت بیشتری را در پیش بینی بحران مالی نشان می دهد. ضمناً نتایج این پژوهش با نتایج مطالعه مکیان و همکاران (۱۳۸۹) یکسان است.

منابع و ماخذ

الف) منابع فارسی

- آذر عادل، احمدی پرویز، و سبط محمدوحید (۱۳۸۹). طراحی مدل انتخاب نیروی انسانی با رویکرد داده‌کاوی (مورد: استخدام داوطلبان آزمون‌های ورودی یک بانک تجاری در ایران). نشریه مدیریت فناوری اطلاعات، دوره ۲ شماره ۴.
- پورزمانی، زهرا، کی پور، رضا، نورالدین، مصطفی. (۱۳۸۹). بررسی توانمندی الگوهای پیش‌بینی کننده بحران مالی) الگوهای مورد مطالعه: الگوهای مبتنی بر روش‌های سنتی، الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی، فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت پورتفوی، شماره ۴، صص ۲۸-۱.
- پور زمانه زهرا و اولی، محمد رضا. (۱۳۹۲). کاربرد تکنیک ژنتیک خطی و تکنیک ژنتیک غیرخطی جهت افزایش کارایی پیش‌بینی بحران مالی شرکت‌ها در بازار سرمایه، یازدهمین همایش حسابداری ملی ایران.
- رهنمای رودبشتی فریدون، علیخانی راضیه و مران جوری مهدی. (۱۳۸۸). بررسی کاربرد مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی آلمن و فالمر در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران. بررسی‌های حسابداری و حسابرسی، دوره ۱۶، شماره ۵۵، صص ۳۴-۱۹.
- سلیمانی امیری، غلامرضا. (۱۳۸۲). نسبت‌های مالی و پیش‌بینی بحران مالی شرکت‌ها در بورس اوراق بهادار تهران. تحقیقات مالی، دوره ۵، ش ۱، صص ۱۳۶-۱۲۱.
- سعیدی، احمد. (۱۳۸۴). مقاله داده‌کاوی، مفهوم و کاربرد آن در آموزش عالی. فصلنامه آموزش عالی. شماره ۱۸.
- سعیدی، علی و آرزو آقایی (۱۳۸۸) پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه‌های بیز، فصلنامه بررسی‌های حسابداری و حسابرسی، دوره ۱۶، ش ۵۶، صص ۷۸-۵۹.
- شهرابی، جمال (۱۳۸۶). داده‌کاوی. تهران، موسسه پژوهشی داده‌پردازان گیتا و جهاد دانشگاهی واحد صنعتی امیرکبیر.
- فلاح پور، سعید و رضا راعی (۱۳۸۳). پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، تحقیقات مالی، ش ۱ صص ۶۹-۳۹.
- عرب مازار یزدی، محمد و محمد حسین صفرزاده. (۱۳۸۹). بررسی توانایی نسبت‌های مالی در پیش‌بینی بحران مالی: تحلیل - لاجیت، فصلنامه بورس اوراق بهادار. شماره ۳، صص ۷.
- فارست، لوران. (۱۳۹۲). مبانی شبکه‌های عصبی (ساختارها، الگوریتم‌ها و کاربردها). ترجمه: سعید باقری شورکی، مبری مفاخری، هادی ویسی. نشر: نص
- کیمیجانی، اکبر و جواد سعادت فر. (۱۳۸۵). «تعیین مدل بهینه احتمالی شرطی برای پیش‌بینی ورشکستگی اقتصادی شرکت‌ها در ایران»، ماهنامه مفید، ش ۵۷، صص ۲۸-۳.
- مکیان، نظام‌الدین؛ المدرسی، سیدمحمدتقی؛ و سلیم کریمیتکلو. (۱۳۸۹). مقایسه مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی با روش‌های رگرسیون لجستیک و تحلیل ممیزی در پیش‌بینی ورشکستگی. شرکت‌ها. فصلنامه پژوهش‌های اقتصاد. ی شماره ۱۱، سال دهم، صص ۱۶۱-۱۴۱.
- موسوی، سید محمود و محمد رضا طبرستانی. (۱۳۸۸). «پیش‌بینی بحران مالی با استفاده از تحلیل پوششی داده‌ها»، پژوهش‌های حسابداری و حسابرسی، ش ۲، صص ۱۸۷-۱۵۸.
- نصرتی ناهوک، حسن و افتخاری، مهدی. (۱۳۹۲). سبک روش جدید برای انتخاب ویژگی مبتنی بر منطق فازی. سیستم‌های هوشمند در مهندسی برق، شماره ۱، صص ۸۴-۷۱.
- نیکبخت، محمدرضا و شریفی، مریم. (۱۳۸۹). پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران

با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، مجله مدیریت صنعتی، شماره ۴، ۱۸۰-۱۶۳

ب) منابع انگلیسی

- Adnan Aziz, M., & Dar, H. A. (2006). Predicting corporate bankruptcy: where we stand?. *Corporate Governance: The international journal of business in society*, 6 (1) , 18-33.
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and The prediction of corporate bankruptcy. *The journal of finance*, 23 (4) , 589-609.
- Altman, E. (1983). "Why businesses fail". *The Journal of Business Strategy*, Vol. 3, Pp. 15-20.
- Bradstreet, D. (1998). "Bankruptcy Insolvency Accounting Practice and Procedure". Wiley, Vol. 2, Pp. 21-41.
- 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.
- Gerald, E.A. (1998). "The Analysis and Use of Financial Statements". *American Business Review*, Vol. 16, Pp. 983-1037.
- Hung Wu, Chih, Gwo-Hshiang Tzeng, Yeong-Jia Goo & Wen-Chang Fang. (2007). A real-valued genetic algorithm To Optimize The parameters of support vector machine for predicting bankruptcy. *Expert Systems with Applications*, 32: pp. 397-408.
- Janani, G., Chashmi, S., & Makrani, K. (2013). A study on capability of financial ratios in predicting bankruptcy of firms: Evidence from Tehran Stock Exchange. *Management Science Letters*, 3 (7) , 2119-2124.
- Keats, B. W., & Bracker, J. S. (1988). Toward a Theory of small firm performance: A conceptual model. *American Journal of Small Business*, 12 (4) , 41-58.
- Kirkos, S., & Manolopoulos, Y. (2004, SepTember). Data mining in finance and accounting: a review of current research Trends. In *Proceedings of The 1st International conference on Enterprise systems and accounting (ICESAcc)* (pp. 63-78).
- Kiers, H. A., Rassin, J. P., Groenen, P. J., & Schader, M. (Eds.). (2012). *Data analysis, classification, and related methods*. Springer Science & Business Media..
- Lee, W.C. (2004). An empirical comparison of bankruptcy models - evidence from Taiwan. *Sin Pac Financial Journal*, 149-168. Available:
http://ir.lib.au.edu.tw/bitstream/987654321/812/1/CM05-pa_lee_01-0001-u
- Lee, W. (2008). An empirical comparison of bankruptcy models: Evidence from Taiwan. Retrieved December, 6, 2009.
- Lee, T. S., & Chen, I. F. (2005). A Two-stage hybrid credit scoring model using artificial neural networks and multivariate adaptive regression splines. *Expert Systems with Applications*, 28 (4) , 743-752.
- Mosavi.S,M , Ahangary, M,Vaghfi,H & Kholousi,a. (2012). Corporate Bankruptcy Prediction using Data Mining Techniques: Evidence from Iran. *African Journal of Scientific Research* Vol, 8 (1)..: 403-426.
- NewTon, G. W. (2010). "Bankruptcy and Insolvency Accounting, Practice and

Procedure". Vol. 1, Pp. 4-21.

- Olson, D. L., Delen, D., & Meng, Y. (2012). Comparative analysis of data mining methods for bankruptcy prediction. *Decision Support Systems*, 52 (2) , 464-473
- Rashidi, Z. and Hossieni, S. M. (2013). Bankruptcy Prediction of Listed Corporations in Tehran Stock Exchange Using Data Mining Techniques., *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, Volume 3, Issue 6 , 928-936
- Tan, P. N., Steinbach, M. & Kumar, V. (2006) , *Introduction To Data Mining*, Boston, Pearson.
- Tsai, C. (2009). « Feature Selection In Bankruptcy Prediction », *Knowledge-Based Systems*. (22) , 120-127.
- Wanke, P., Barros, C. P., & Faria, J. R. (2015). Financial distress drivers in Brazilian banks: A dynamic slacks approach. *European Journal of Operational Research*, 240 (1) , 258-268.
- Wermter, S. Hung, C. , Chen, J. (2007). Hybrid Probability-Based Ensembles For Bankruptcy Prediction. *International Conference on Business And Information*, July 11-13, 2007, Tokyo, Japan.
- Weston, J. F., & Copeland, T. E. (1992). *Managerial finance* Dryden press. 9 Th Edition, New York: Mc Graw Hill.
- Whitaker, R. (1999). "The Early Stage of Financial Distress". *Journal of Economics and Finance*, Vol. 23, Pp. 123-133.