فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار
شماره چهل و ششم / بهار ۱۴۰۰

نسبت‌های مالی تصویری و پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از مدل شبکه‌های عصبی کانولوشن

عباسعلی حق پرست[۱]
علیرضا مومنی[۲]
عزیز گرد[۳]
فردین منصوری[۴]

تاریخ دریافت مقاله : ۹۹/۰۴/۲۸ تاریخ پذیرش مقاله : ۹۹/۰۷/۰۱

چکیده

پژوهش حاضر با هدف بکارگیری شبکه عصبی کانولوشن برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از نسبت‌های مالی تصویری انجام می‌گیرد. در دنیای به سرعت در حال تغییر، برای شناسایی تصاویر، شبکه‌های عصبی کانولوشن در مسائل مربوط به بسیاری از رشته‌ها بکار می‌روند. دوره زمانی پژوهش ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۷ و شرکت‌های نمونه از بین شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران و در قالب دو گروه شامل ۶۶ شرکت ورشکسته و ۶۶ شرکت غیرورشکسته انتخاب شدند. از آنجا که کار شبکه عصبی کانولوشن شناخت تصاویر از بین تصاویر موجود است لذا ابتدا نسبت‌های مالی به عنوان داده‌های پژوهش از طریق نرم افزار متلب ۲۰۱۹ به تصویر تبدیل و سپس با کمک شبکه عصبی کانولوشن و تحت معماری گوگل‌نت اقدام به تشخیص و پیش‌بینی وضعیت شرکت‌های نمونه گردید. نتایج حاصل از تحلیل یافته‌ها نشان داد که مدل شبکه‌های عصبی کانولوشن در پیش‌بینی و شناخت از روی تصاویر، پیش‌بینی درستی با دقت ۵۰ درصد از بین شرکت‌ها انجام داد. به عبارتی در پیش‌بینی وضعیت تداوم فعالیت شرکت‌ها ۵۰ درصد از شرکت‌های ورشکسته و ۵۰ درصد از شرکت‌های غیرورشکسته را درست تشخیص داد.

کلمات کلیدی

تبدیل نسبت‌های مالی به تصویر، پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها، مدل شبکه‌های عصبی کانولوشن،
Jel classification: M41, G32

۱-گروه حسابداری، واحد بین المللی چابهار، دانشگاه آزاد اسلامی، چابهار، ایران. aa.haghparastt@gmail.com
۲-گروه حسابداری، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران.(نویسنده مسئول) momeni50688@gmail.com
۳-گروه حسابداری، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران. afmgord@yahoo.com
۴-گروه حسابداری، دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان، ایران. fm_mansor@yahoo.com

مقدمه

تصویر رازهای زیادی نهفته در خود دارد. با تصویر شخص می‌توان و می‌شود حالات روحی او را کشف کرد. از طریق تصویر می‌توان به درمان بیماری پرداخت. با کمک تصویر می‌توان وضعیت آینده فرد را پیش‌بینی نمود. صورت‌های مالی را تصویری از وضعیت شرکت نامیده‌اند که با آن می‌توان آینده شرکت را پیش‌بینی نمود. حال اگر همه خواسته‌ها را از رایانه و ماشین انتظار داشته باشیم در واقع چه نتیجه‌ای بدست خواهد داد. آیا از دیدن تصاویر و پردازش آن نتیجه‌ای همانند بشر خواهد گرفت؟

سال‌هاست که انسان‌ها تلاش کرده‌اند تا رایانه‌ها را به گونه‌ای برنامه‌ریزی کنند که چیزی شبیه تفکر بشر را تقلید کند. تا حدودی، این امر با بهره‌برداری از یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی مصنوعی محقق گشته است. یادگیری عمیق این روزها یکی از داغ‌ترین موضوعات محسوب می‌شود. اگر داده از نوع تصویر باشد موضوع جذاب‌تر و چه بسا قابل اعتمادتر می‌شود. رقابت در عرصه یافتن و شناخت تصاویر منجر به ایجاد معماری‌های متعددی در عرصه رایانه و بخصوص پردازش تصاویر شده است. جستجوی تصویر و فیلم از بین هزاران و میلیون‌ها تصویر و فیلم را می‌توان یکی از پیشرفت‌های مهم در زمینه هوش مصنوعی مبتنی بر یادگیری عمیق دانست. یکی از مدل‌هایی که در این پیشرفت‌ها خود را بخوبی اثبات نموده است، شبکه عصبی کانولوشن است که کارکرد اصلی آن شناخت تصاویر است.

با توجه به حضور هرچه بیشتر سرمایه‌گذاران در بورس اوراق بهادار پژوهش‌های حوزه پیش‌بینی ورشکستگی را لازم‌تر از هر زمان دیگری می‌نماید چرا که دغدغه اصلی حاضران و ناظران در بورس معطوف به آینده شرکت‌هاست تا با بکارگیری ابزار پیش‌بینی بهتر بتوانند تصمیم‌گیری مالی و اقتصادی خود را انجام دهند. با این توصیف هدف این پژوهش تعیین ورشکستگی و یا عدم ورشکستگی شرکت‌ها از طریق پردازش تصاویر است. لذا در ادامه ابتدا به بیان مساله و سپس مبانی نظری و پیشینه پژوهش و بیان فرضیه پژوهش پرداخته خواهد شد. همچنین با طرح روش پژوهش و توضیح عناصر آن یافته‌های پژوهش مطرح و نتیجه‌گیری بعمل خواهد آمد.

بیان مساله

از دید سرمایه‌گذاران پیش‌بینی وضعیت آینده یک واحد تجاری از اهمیت زیادی برخوردار است. یکی از این پیش‌بینی‌ها، پیش‌بینی احتمال ورشکستگی شرکت است چرا که با افزایش احتمال ورشکستگی شرکت‌ها، احتمال حذف و اخراج آن‌ها از بورس اوراق بهادار افزایش یافته و این نگرانی سرمایه‌گذاران را

شدت می‌بخشد. با این توصیف، پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها منافع زیادی برای سرمایه‌گذاران خواهد داشت (هوساکا[۱] ،۲۰۱۸).

پیش‌فرض اکثر مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی در حوزه مالی این است که شرکت زمانی که منابع کافی برای ایفای تعهدات خود نداشته باشد رو به ورشکستگی می‌رود (جردین[۲]،۲۰۱۸). از گذشته این نگرانی سرمایه‌گذاران از وضعیت آینده شرکت‌ها به موضوعی برای پژوهش‌گران بدل گردیده و باعث ارائه مدل‌هایی برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها شده است. برای مثال آلتمن[۳] (۱۹۶۸) با کمک مدل تحلیل ممیزی خطی[۴] ، اولسون[۵] (۱۹۸۰) از طریق ارائه مدل غیرخطی رگرسیون لجستیک[۶]، به عنوان پیشگامان ارائه مدل ورشکستگی بشمار می‌روند.

پیش‌بینی با استفاده از "تصویر"[۷] و از استفاده از آن در علوم مالی و حسابداری در پیش‌بینی ورشکستگی موضوعی جدید و دارای اهمیت و جذابیت زیادی است. واژه «تصویر» چنان کاربردهای گسترده و گوناگونی دارد که ارائه تعریفی ساده و جامع، دشوار می‌نماید. فرهنگ لغت انگلیسی کمبریج[۸] نیز تصویر را به معنای چیزی که در ذهن با استفاده از حافظه شکل می‌گیرد، تعریف می‌نماید. کلمه تصویر در زبان فارسی درلغت‌نامه دهخدا با معانی "تصویر و صورت کردن" یعنی نقش کردن و رسم نمودن به کار برده شده است. فرهنگ فارسی معین آن را تصویرگری و صورت‌سازی معنی می‌کند (عاشوری، ۱۳۹۷).

در حسابداری هرگاه ترازنامه را بخواهند تعریف کنند ترازنامه را "تصویری" می‌دانند که نشان می‌دهد شرکت در یک زمان خاص چه دارایی‌هایی دارد و چه مقدار مقروض است. در جایی دیگر ترازنامه را همواره "معادل عکس و تصویری" در یک نقطه زمانی معین، از وضعیت مالی شرکت‌ها دانسته‌اند که اطلاع از آن برای مدیران عامل شرکت‌ها ضروری است. در روانشناسی، "تصویر" به معنای بازنمایی دوباره یک چیز است که قبلا توسط فرد دیده شده و در غیاب آن ذهن دوباره شبیه‌سازی می‌کند. در نظریه‌های شناخت، تصویر مبنایی است که باعث شکل‌گیری مفاهیم و امکان‌پذیر ساختن تفکر گردیده و در فرایند شناخت، نقش بسیار مهمی دارد. طرح اولیه هنرمندان اغلب به صورت تصویری در ذهنشان مجسم می‌شود. به علاوه تصویر را نخستین وسیله ارتباطی میان انسان‌ها دانسته‌اند. این وسیله ارتباطی در شکل تکامل یافته‌تر خود به خط تصویری یا تصویرنگاری انجامیده است که در تکامل جوامع بشری و انتقال تجربه و اندیشه بسیار حایز اهمیت است. اساسا تشخیص تصویر یک نوع طبقه‌بندی است. به عنوان مثال، شناخت اینکه آیا این تصویر متعلق به گربه یا سگ است، می‌تواند همان طبقه‌بندی تصویر به عنوان گربه یا سگ باشد. همین امر در مورد شناخت واژه نیز صادق است (باقری و خدائی، ۱۳۹۶).

با این ویژگی‌هایی که از تصویر و اهمیت آن برشمرده شد و رشد تکنولوژی در حوزه تصاویر و علم گرافیک، ذهن به این موضوع گرایش پیدا می‌کند که آیا می‌توان داده‌های مالی را به صورت تصاویر تبدیل و از آن برای پیش‌بینی وضعیت ورشکستگی شرکت‌ها استفاده نمود. در این خصوص هاردیناتا و همکاران[۹] (۲۰۱۷) معتقدند پیچیدگی علل ورشکستگی، صحت مدل‌های ورشکستگی در پیش‌بینی صحیح را با مشکل مواجه می‌سازد.

در دنیای امروز، آنچه به کمک حل این مساله آمده است این است که رایانه‌ها به مفهوم تصویر، بعدی تازه داده‌اند. تصویر سه بعدی و واقعیت مجازی، در حال خلق فضایی تازه است که به فضای رایانه‌ای[۱۰] مشهور شده است. اکنون به کمک ابزار و وسائل گوناگون از جمله لیزر، اشیا و فضاهایی خلق می‌شود که از لحاظ تاثیرگزاری، نه تنها مشابه اشیا و فضاهای واقعی است، بلکه در بیشتر موارد به کاربر، قدرت دخالت و کنش متقابل در «دنیای مجازی» خلق شده را می‌دهد. به طور خلاصه با توجه به آنچه گفته شد، می‌توان دریافت که جنبه بصری تصویر در تمام انواع کاربردها و مفهوم‌های متنوع آن، اصلی‌ترین خصیصه مشترک آن‌هاست.

محققان عرصه هوش مصنوعی و یادگیری عمیق[۱۱] بطور مستمر در طول زمان "الگوریتم‌های شناسایی و گروه‌بندی تصویر" ابداع کرده‌اند که قدرت تشخیص آنها روز به روز در حال کاهش اشتباهات خود است. این الگوریتم‌ها در نسخه‌های جدید خود آنقدر دقیق است که می‌تواند در یک تصویر واحد طیف وسیعی از اندازه‌های مختلف اجسام را تشخیص داده و می‌تواند مکان اشیاء را در عکس پیدا کند. این الگوریتم‌ها هم‌چنین می‌تواند در یک عکس تعیین کند که یک شی درون شی دیگری قرار دارد و یا در بالای آن قرار گرفته است. امیدواری دانشمندان در آینده نزدیک آن است که بتوانند از این فناوری برای بهبود جستجوهای تصویری خود استفاده کنند. این الگوریتم همچنین می‌تواند ویدیوهای یوتیوب را برای اشیاء یا اشکال خاص جستجو کند. از جمله این الگوریتم‌ها، الگوریتم منتسب به جستجوگر گوگل با عنوان گوگل نت[۱۲] است که در شبکه عصبی پیشرفته‌ای با نام شبکه عصبی کانولوشن[۱۳] (پیچشی یا همگشتی) از آن استفاده می‌شود. همچنان که کریژوسکی، ساتسکور و هینتون (۲۰۱۲)، لین و همکاران[۱۴](۲۰۱۳)، زگدی و همکاران[۱۵]، (۲۰۱۵) عنوان نموده‌اند، مدل شبکه‌های عصبی کانولوشن به مثابه مدلی پیشرفته در عملکرد الگوریتم شناخت تصویر بشمار می‌رود.

از مدل فوق، دینگ و همکاران (۲۰۱۵) برای پیش‌بینی افزایش یا کاهش قیمت سهام استفاده کرده‌اند. با توجه به اینکه ورشکستگی شرکت‌ها یکی از راه‌هایی است که منجر به هدر رفتن منابع و عدم بهره‌گیری از فرصتهای سرمایه‌گذاری می‌شود (رهنمای رودپشتی و همکاران، ۱۳۸۷) و با هدف

گسترش دانش در حوزه پژوهش‌های پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها و همچنین ذکر این نکته که پژوهش‌های ناچیزی در حوزه مالی از مدل شبکه‌های عصبی کانولوشن در شناخت تصاویر استفاده گردیده لذا مساله‌ای که ذهن درگیر آن می‌گردد آن است که آیا با کمک پیشرفت‌هایی که در حوزه شناخت و تفسیر تصاویر انجام گرفته می‌توان از آن برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها استفاده کرد. به تعبیری در راستای پیش‌بینی ورشکستگی، این پژوهش در پی یافتن پاسخ برای این سوال است که آیا از مدل شبکه‌های عصبی کانولوشن برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با کمک نسبت‌های مالی مصور می‌توان استفاده نمود یا خیر؟ با توجه به این توضیحات، پژوهش حاضر با هدف توان‌سنجی بکارگیری شبکه عصبی کانولوشن برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها با استفاده از داده‌های مالی که به تصویر تبدیل شده‌اند، انجام می‌گیرد.

مبانی نظری

مدل شبکه‌های عصبی کانولوشن

همه واحدهای تجاری برای دستیابی به موفقیت، برنامه‌ریزی می‌کنند و عملیات خود را به سمت برنامه‌های خود راهبری می‌نمایند. اما برخی از آنها برای دستیابی به این هدف دست به عملیات ریسک‌آور و خطرناکی می‌زنند که به ورشکستگی منتهی می‌گردد. ایـن جنبه غیرمنتظره بودن ورشکستگی است که آن را خطرناک می‌سـازد. ورشکستگی هنگامی رخ می‌دهد که بدهی‌های یک شرکت از ارزش دارایی‌های موجـود در شرکت بیشتر باشد. فرض بیشتر مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی آن است که می‌توانند پیش از وقوع ورشکستگی احتمال آن را پیش بینی نمایند. یکی از این مدل‌ها شبکه‌های عصبی کانولوشن است که امروزه کاربرد فراوانی در علوم (مخصوصا چهره شناسی) پیدا کرده است. این مدل مبتنی بر ماشین یادگیری عمیق است.

آموزش ناقص، علت عملکرد ضعیف شبکه عصبی عمیق است و راه‌حل مشکل، "یادگیری عمیق" است. اهمیت شبکه عصبی عمیق در این واقعیت است که این روش راهی به مدل غیرخطی پیچیده و رویکرد سیستماتیک برای پردازش سلسله مراتبی از دانش، باز می‌کند. یادگیری از تصاویر به عنوان داده‌های نسبتا پیچیده از جمله مباحث و مسائل یادگیری عمیق بوده است (باقری و خدائی، ۱۳۹۶).

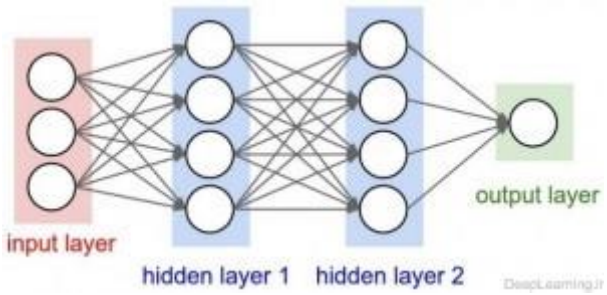
یکی از شبکه‌های عصبی عمیق معرفی شده برای تشخیص تصویر، شبکه عصبی کانولوشن[۱۶] است که در دهه ۱۹۸۰ و ۱۹۹۰ شروع به توسعه و از سال ۲۰۱۲ به طور چشم‌گیری بیشتر زمینه‌های تصاویر کامپیوتری را فتح کرده است و با سرعت در حال رشد است. این تکنیک، نمونه‌ای از چگونگی بهبود

لایه‌های عمیق برای پردازش اطلاعات (تصاویر) را نشان می‌دهد.

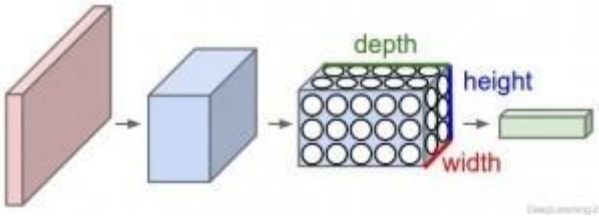
معماری شبکه عصبی کانولوشن

شبکه عصبی کانولوشن فقط یک شبکه عصبی عمیق با لایه‌های پنهان بسیار نیست، بلکه شبکه عمیقی است که از چگونگی پردازش قشر بصری توسط مغز و تشخیص تصاویر تقلید می‌کند. بنابراین حتی کارشناسان شبکه‌های عصبی، اغلب زمان زیادی را برای درک این مفهوم در اولین مواجهه با آن دارند. این نشان می‌دهد که چه میزان تفاوت در مفهوم و عمل بین شبکه عصبی کانولوشن و شبکه‌های عصبی قبلی وجود دارد. گوگل‌نت، ایمیج‌نت، وی جی جی، رزنت و غیره نمونه‌هایی از معماری‌های معرفی شده در شناخت تصاویر است. در پژوهش حاضر معماری معرفی شده توسط گوگل‌نت استفاده شده است.

شبکه‌های عصبی کانولوشن از این واقعیت که ورودی شامل تصاویر است استفاده کرده و معماری شبکه را به روش معقولی محدود کردند. بطور خاص، برخلاف یک شبکه عصبی معمولی، لایه‌های یک شبکه عصبی کانولوشن شامل نورون‌هایی است که در سه بعد عرض، ارتفاع و عمق قرار گرفته و مرتب شده‌اند. کلمه عمق در اینجا اشاره به بُعد سوم یک توده فعال سازی[۱۷] دارد و به عمق یک شبکه عصبی کامل که به معنای تعداد لایه‌های موجود در آن است نمی‌باشد. هر نورون در هر لایه، بجای اتصال با تمام نورون‌ها در لایه قبل تنها به ناحیه کوچکی از لایه قبل از خود متصل است. علاوه بر آن، لایه خروجی نهایی برای تصاویر رقابت دارای ابعاد چندگانه خواهد بود، چرا که همگام با رسیدن به انتهای معماری شبکه اندازه تصویر کاهش می‌یابد بگونه‌ای که در انتها تصویر کامل ورودی به یک بردار حاوی امتیاز دسته‌ها (کلاس‌ها) کاهش پیدا می‌کند و یک بردار که حاوی امتیاز هر دسته است بدست می‌آید. این امتیازات در امتداد بعد عمق[۱۸] مرتب شده‌اند. نمایشی از این عمل در شکل (۱) و (۲) نشان داده شده است.



شکل ۱: یک شبکه عصبی معمولی با ۳ لایه



شکل ۲ : معماری شبکه عصبی کانولوشن

همان‌طور که در شکل (۲) نشان داده شده است در هر لایه، یک شبکه عصبی کانولوشن نورون‌های خود را در ۳ بعد مرتب می‌کند (عرض، ارتفاع و عمق) هر لایه یک شبکه ورودی را در قالب یک توده سه بعدی به یک توده سه بعدی خروجی از مقادیر فعال‌سازی نورون‌ها تبدیل می‌کند. در این مثال لایه ورودی حاوی تصویر است (مقادیر پیکسل‌های تصویر) بنابراین عرض و ارتفاع آن ابعاد تصویر خواهند بود و عمق آن هم برابر با ۳ خواهد بود.

یک شبکه کانولوشنی از چند لایه تشکیل می‌شود و هر لایه شیوه کار ساده ای دارد. که در آن یک توده سه بعدی ورودی دریافت کرده و آن را با استفاده از توابعی مشتق پذیر[۱۹] که ممکن است با پارامتر یا بدون پارامتر باشند به یک توده سه بعدی خروجی تبدیل می‌کند. معماری‌های متعددی در طول زمان در شبکه عصبی کانولوشن جهت تشخیص تصاویر استفاده گردیده است.

پیشینه پژوهش

در رابطه با پژوهش‌های انجام شده طبق بررسی و اخذ پیشینه‌های تجربی مشخص گردید که تاکنون پژوهشی در این خصوص انجام نگردیده است لیکن پژوهش‌های انجام گرفته نزدیک به موضوع پژوهش مشخص گردید که به برخی از آنها به قرار زیر اشاره می‌شود.

آگاروال و پتنی[۲۰] (۲۰۱۹) پژوهشی با عنوان "مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی: مقایسه تحلیلی" در محیط اقتصادی هند و در دوره ۲۰۰۴ تا ۲۰۱۹ انجام داده‌اند. هدف پژوهش انتخاب بهترین مدل از بین مدل‌های اسپرینگیت، اوهلسون، ژیموسکی، گروور و آلتمن[۲۱] بوده است. یافته‌های آنان نشان می‌دهد که مدل اسپرینگیت و بعد از آن ژیموسکی در این بین دست برتر را داشته‌اند.

بربوزا و همکاران[۲۲] (۲۰۱۷) روش‌های مختلف یادگیری ماشین را برای پیش‌بینی ورشکستگی یک سال قبل از وقوع مورد ارزیابی قرار داده و نتایج را با روش‌های تحلیل ممیزی خطی، رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی مورد مقایسه قرار داده‌اند. داده‌های مورد استفاده شرکت‌های آمریکایی را در دوره زمانی ۱۹۸۵ تا ۲۰۱۳ در بر می‌گیرد. نتایج نشان‌دهنده بهبود حدود ۱۰ درصدی دقت تشخیص در مقایسه با

روش‌های سنتی می‌باشد. دقت مدل جنگل تصادفی[۲۳]، رگرسیون لجستیک و تحلیل ممیزی به‌ترتیب ۸۷، ۶۹ و ۵۰ درصد گزارش شده‌اند. بعلاوه نتایج نشان‌دهنده پایین‌تر بودن دقت ماشین بردار پشتیبان نسبت به سایر مدل‌ها می‌باشد.

سیاری و موگان[۲۴] (۲۰۱۶) نقش نسبت‌های مالی را به عنوان بیشترین محتوای اطلاعاتی در تعیین مجموعه‌ای از ویژگی‌های صنعت مورد بررسی قرار دادند. سپس به بررسی این مسئله پرداختند که استفاده از نسبتهای مالی منجر به توسعه مدل‌های ورشکستگی مالی خاص هر صنعت می‌شود. با استفاده از اطلاعات ۱۵۰۰ شرکت آمریکایی در بازه زمانی ۱۹۹۰ -۲۰۱۱ این محققین با استفاده از تکنیک رگرسیون لجستیک به این نتیجه رسیدند که نسبت‌های مالی در واقع، انعکاس ویژگی‌های صنعت هستند و محتوای اطلاعات نسبت‌های خاص در میان صنایع مختلف، متفاوت است.

بیات و همکاران (۱۳۹۷) تحقیقی با عنوان پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از الگوریتم کرم شب تاب(FA) انجام دادند. در این پژوهش با استفاده از اطلاعات شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران مربوط به سال‌های ۱۳۹۰-۱۳۹۵، شامل ۴۱ شرکت موفق و ۲۵ شرکت ورشکسته به عنوان جامعه آماری تحقیق استفاده شده است. نسبت‌های مالی به عنوان متغیرهای این پژوهش می‌باشند که این متغیرها به عنوان نسبت‌های موثر در ورشکستگی با استفاده از الگوریتم فرا اکتشافی کرم شب‌تاب به عنوان یکی از مدل‌های هوش مصنوعی استخراج شده است که ۹ نسبت مالی را شامل می‌شود و در این راستا رتبه‌بندی شرکت‌های سالم و ورشکسته نیز صورت گرفت. نتایج بدست آمده علاوه بر تایید فرضیات، حاکی از پیش‌بینی‌های درست ۹۵,۱۲ درصدی برای سال اول، ۸۵,۳۶ درصدی برای سال دوم و ۸۰,۴۸ درصدی برای سال سوم است.

غضنفری و همکاران (۱۳۹۷) در پژوهشی به پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها مبتنی بر سیستم‌های هوشمند ترکیبی، پرداختند. در این تحقیق با پیاده‌سازی یک سیستم منسجم و هوشمند مبتنی بر شبکه عصبی، ماشین‌های بردار پشتیبان و یادگیری تشدید شده و در کنار آن استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی رقابت استعماری، الگوریتم فرهنگی و جستجوی هارمونی سعی شده است تا حد امکان نواقص مدل‌های پیشین در سطح بین‌الملل رفع شود. علاوه بر آن با همکاری سازمان امور مالیاتی کشور مقیاس بررسی سیستم به داده‌های کل کشور تعمیم یافته است که بررسی در ابعاد فوق در سطح بین‌الملل منحصر به فرد می‌باشد. تعداد نمونه‌های مورد بررسی در صنعت موادغذایی و نساجی به ترتیب برابر با ۵۸۲۵ و ۴۰۸۹ می‌باشد که با اعمال معیار قانونی ورشکستگی به ترتیب ۹۹۹ و ۸۴۸ نمونه شرایط ورشکستگی را در دو سال مورد بررسی دارا بوده‌اند. نتایج نشان‌دهنده برتری عملکرد ترکیب ماشین بردار

پشتیبان با الگوریتم‌های بهینه‌سازی جستجوی هارمونی و رقابت استعماری در شرایط عدم حذف داده‌های پرت می‌باشد.

راموز و محمودی (۱۳۹۶) در پژوهشی به پیش‌بینی ریسک ورشکستگی مالی با استفاده از مدل ترکیبی در بورس اوراق بهادار تهران پرداختند. در این مطالعه، پیش‌بینی با استفاده از مدل ترکیبی (استفاده از متغیرهای حسابداری و بازاری) و تکنیک شبکه‌های عصبی از نوع مدل پرسپترون چندلایه (MLP) صورت پذیرفت. نمونه پژوهش شامل ۹۰ شرکت پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران (۳۱ شرکت ورشکسته طبق ماده ۱۴۱ قانون تجارت ایران و ۵۹ شرکت غیرورشکسته) طی سال‌های ۱۳۹۳-۱۳۸۶ می‌باشد. نتایج پژوهش نشان می‌دهد که مدل ترکیبی (ترکیب متغیرهای حسابداری و بازاری) با استفاده از تکنیک شبکه عصبی، نسبت به هر کدام از دو مدل حسابداری و بازاری از دقت بالاتری در پیش‌بینی ریسک ورشکستگی مالی برخوردار است. همچنین، مدل بازاری نیز دقت بیشتری نسبت به مدل حسابداری دارد.

فرضیه پژوهش

به لحاظ اینکه در پژوهش حاضر مدل شبکه‌های کانولوشن با هدف پیش‌بینی تداوم فعالیت شرکت‌ها انجام می‌شود و از طرفی توانمندی این مدل در پیش‌بینی ورشکستگی مورد بررسی قرار می‌گیرد لذا فرضیه پژوهش به صورت زیر ارائه می‌گردد:

"مدل شبکه‌های عصبی مبتنی بر شناخت تصاویر مدل توانمندی جهت پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته شـده در بورس باشد".

روش پژوهش

جامعه آماری این پژوهش تمامی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران است که نمونه انتخابی از بین آنها شامل دو گروه شرکت‌های "ورشکسته" و "فعال" می‌باشد. هر یک از این دو بخش باید قبل از سال ۱۳۸۸ در بورس پذیرفته شده باشند، نمونه شرکت‌های ورشکسته نمونه‌ای است که دارای مشخصات شرکت‌های ورشکسته یا دارای عدم تداوم فعالیت باشند. برخی از شرکت‌ها ممکن است مشمول ماده ۱۴۱ قانون تجارت گردیده باشند. همچنین به دلیل از دست دادن برخی از شرایط پذیرش در بورس از فهرست بورس حذف شده باشند، نمونه شرکت‌های ورشکسته را تشکیل می‌دهند. شرایط دیگر برای انتخاب شرکت‌ها نیز اینکه جزو شرکت‌های واسطه‌ای، سرمایه‌گذاری، بیمه و بانک‌ها نباشد و صورت‌های مالی آنها موجود (مربوط به شرکت اصلی و نه صورتهای مالی تلفیقی) و منتشر شده و جهت

قیاس بهتر پایان دوره مالی شرکت ۲۹ اسفند باشد. در این رابطه تعداد شرکت‌های غیرفعال که با شرایط فوق انتخاب می‌گردند تعیین و به همان میزان شرکت‌های فعال که داده‌های آن موجود می‌باشد بکار گرفته می‌شوند. دوره تحقیق نیز از ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۷ در نظر گرفته شده است. با در نظر گرفتن این شرایط تعداد ۱۳۲ شرکت (۶۶ شرکت ورشکسته و به همان نسبت ۶۶ شرکت فعال) نمونه پژوهش را شکل داده‌اند.

در این تحقیق از مدل پیشنهادی هوساکا (۲۰۱۸) جهت پیش‌بینی ورشکستگی با کمک مدل پیش‌بینی کانولوشن اقدام و در این رابطه از گوگل‌نت به عنوان ابزار ترجمه و تبدیل اعداد به تصاویر استفاده می‌شود. سپس از طریق مدل کانولوشن وضعیت ورشکستگی شرکت از طریق تصاویر شناسایی می‌گردد. در این رابطه ابتدا داده‌ها از طریق نرم افزار اکسل مرتب می‌شود و سپس از طریق نرم افزار متلب اقدام به پیش‌بینی وضعیت شرکت می‌گردد.

برای انتخاب متغیرهای پژوهش ابتدا فهرستی از متغیرهای موجود در مدل‌های پیش‌بینی ورشکستگی همچون زاوگین، شیراتا، لاجیت، آلتمن، زیمسکی و غیره تهیه گردید. همچنین نسبت‌های موجود در کتاب‌های مدیریت مالی نیز مورد بررسی قرار گرفت. سپس معیارهای مورد استفاده در پژوهش حاضر از بین متغیرهای متداول و پرتکرار در پژوهش‌های مربوط به تشخیص ورشکستگی با در نظر گرفتن این نکته که متغیرهای انتخاب شده به نوعی صورت‌های مالی را پوشش داده و از هریک از صورت‌های مالی اساسی شامل صورت وضعیت مالی، صورت سود و زیان و صورت جریان‌های نقدی حداقل یک متغیر به نمایندگی حضور داشته باشد، انتخاب گردید. در این خصوص نسبت‌های مالی زیر در انجام پژوهش انتخاب و استفاده گردیده است.

نسبت پوشش بهره: از تقسیم سود قبل از بهره و مالیات (سود عملیاتی) بر هزینه بهره بدست می‌آید. این نسبت نشان‌دهنده میزان سود عملیاتی است که از محل آن می‌توان بهره وام‌های شرکت را پوشش داد. به عبارتی چه میزان از سود شرکت را می‌توان صرف پرداخت بهره وام‌ها نمود. لذا هرچه این نسبت کمتر شود احتمال ورشکستگی بیشتر است.

گردش مجموع دارایی‌ها: اگر فروش شرکت را بر کل دارایی آن تقسیم کنیم این نسبت بدست می‌آید لذا بالا بودن این نسبت تداوم فعالیت شرکت را افزایش می‌دهد و رو به پایین رفتن آن از سالی به سال دیگر احتمال ورشکستگی شرکت را افزایش می‌دهد.

نسبت بدهی بلندمدت به ارزش ویژه: از تقسیم بدهی‌های بلندمدت شرکت بر حقوق صاحبان سهام بدست می‌آید. این نسبت وام‌های بلندمدت به میزان سرمایه دارندگان سرمایه اصلی شرکت (صاحبان

سهام) را نشان می‌دهد هر چه این نسبت بالاتر باشد ریسک شرکت بالاتر رفته و احتمال ورشکستگی آن بیشتر می‌شود.

بازده دارایی ثابت: با تقسیم سود شرکت بر کل دارایی ثابت (مثل ماشین‌آلات و تجهیزات) این نسبت به دست می‌آید هر چه از سالی به سال بعد کمتر شود احتمال ورشکستگی بیشتر می‌شود.

بازده سرمایه در گردش: با تقسیم سود شرکت بر دارایی‌های جاری شرکت به دست می‌آید هر چه از سالی به سال بعد کمتر شود احتمال ورشکستگی بیشتر می‌شود.

گردش دارایی ثابت: از تقسیم فروش شرکت بر دارایی ثابت بدست می‌آید لذا بالا بودن این نسبت تداوم فعالیت شرکت را افزایش می‌دهد.

نسبت کفایت نقد: از تقسیم وجه نقد عملیاتی شرکت بر دارایی‌های شرکت بدست می‌آید. هر چه از سالی به سال بعد کمتر شود ورشکستگی بیشتر می‌شود.

نسبت گردش نقد : از تقسیم جریان‌های نقد عملیاتی بر بدهی‌های جاری بدست می‌آید. هر چه از سالی به سال بعد کمتر شود ورشکستگی بیشتر می‌شود.

نسبت بدهی: این نسبت از تقسیم کل بدهی بر کل دارایی‌ها بدست می‌آید. با افزایش این نسبت از سالی به سال بعد احتمال ورشکستگی بیشتر می‌شود.

بازده سرمایه‌گذاری: از تقسیم سود برکل دارایی‌ها بدست می‌آید. هر چه از سالی به سال بعد کمتر شود ورشکستگی بیشتر می‌شود.

روش تجزیه و تحلیل یافته‌ها: این پژوهش، نسبت‌های مالی حاصل از صورت‌های مالی هر شرکت در هر سال مالی را بکار گرفته و مجموعه نسبت‌های مالی به عنوان یک تصویر خاکستری واحد مانند شکل ۳ بیان می‌گردد. مطابق روش هوساکا (۲۰۱۸) و زگدی و همکاران (۲۰۱۵)، برای این تبدیل، هر نسبت مالی بگونه‌ای متناظر با موقعیت یک پیکسل خاص در تصویر ایجاد شده مطابقت می‌نماید. میزان روشنایی آن پیکسل بر اساس ارزش آن نسبت مالی تعیین می‌شود. نرم افزار متلب نسخه ۲۰۱۹ برای تبدیل داده‌ها به تصاویر استفاده گردیده است. تصاویر ایجاد شده از طریق این فرآیند سپس به عنوان ورودی جهت آموزش شبکه‌های عصبی کانولوشن مبتنی بر معماری گوگل‌نت مورد استفاده قرار می‌گیرد.

تطابق و تناظر بین نسبت‌های مالی و پیکسل‌ها:

ورودی مدل شبکه‌های عصبی کانولوشن تصویر می‌باشد و کار شبکه‌های عصبی کانولوشن (CNN) بطور خاص "شناخت تصویر" است (کریژوسکی، ساتسکور و هینتون[۲۵] ۲۰۱۲). داده‌های صورت‌های مالی

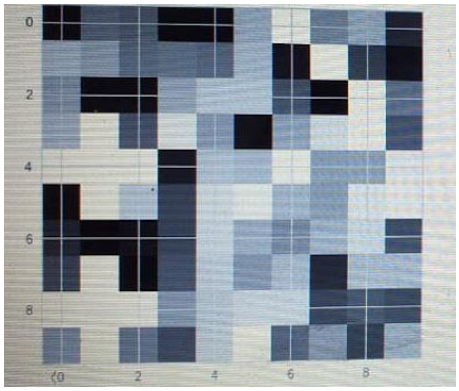
داده‌هایی کمی و عددی است و ابتدا باید داده‌های مالی و نسبت‌ها به تصاویر تبدیل گردد. در تبدیل نسبت‌ها به تصاویر این مهم است که مشخص شود نسبت‌های مالی که هر کدام بخشی از تصویر (موسوم به پیکسل) را تشکیل می‌دهند تصادفی کنار هم قرار می‌گیرند یا غیر تصادفی. دو روش در این باره در نظر گرفته می‌شود. روش اول، روش تصادفی است. این روش بطور تصادفی تطابق بین نسبت‌های مالی و وضعیت پیکسل را تعیین می‌کند. روش تصادفی می‌تواند رابطه بین پیکسل‌های دور را با ایجاد شبکه‌های عصبی کانولوشن چند لایه در نظر بگیرد.

روش دوم، همبستگی نام دارد. این روش تطابق بین نسبت‌های مالی و وضعیت پیکسل را به گونه‌ای تعیین می‌کند که نسبت‌های مالی هم‌بسته تا جایی که ممکن است نزدیک یکدیگر قرار گیرند. ایده پشتوانه روش همبستگی این است که تصاویر طبیعی برای شناخت هر شی عموما همبستگی نسبتا بالایی بین پیکسل‌های مجاور دارند (هوساکا، ۲۰۱۸).

در پژوهش حاضر از روش تصادفی برای کنار هم قرار دادن نسبت‌ها در تشکیل پیکسل‌ها استفاده گردیده است.

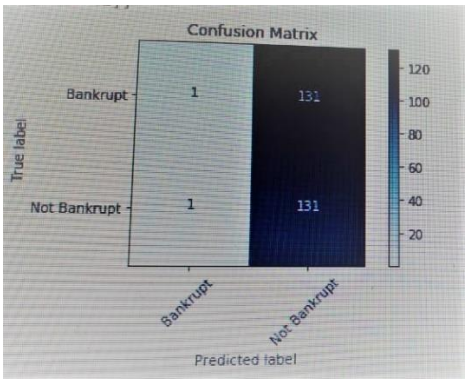
تحلیل یافته‌ها

ابتدا داده‌ها از طریق نرم افزار متلب نسخه ۲۰۱۹ به تصویر تبدیل شده است. از آنجا که داده‌های پژوهش هر کدام از شرکت‌ها ترکیبی از سال و شرکت می باشد در ترکیب ده نسبت در طول ۱۰ سال یک پنل ۱۰ در ۱۰ تشکیل می‌شود. با تبدیل این پنل به تصویر، یک تصویر ۱۰ در ۱۰ تشکیل می‌شود. نمونه تبدیل شده یک شرکت همانند شکل (۳) می‌باشد.



شکل ۳ : تبدیل داده به تصویر در نرم افزار متلب ۲۰۱۹

در مرحله بعد از طریق شبکه عصبی کانولوشن اقدام به طبقه‌بندی شرکت‌ها در دو طبقه ورشکسته و غیر ورشکسته گردید. در این خصوص ابتدا باید تعیین گردد که چه تعداد از داده‌ها برای آموزش شبکه چه تعداد برای اعتبارسنجی و چه تعداد برای تست استفاده گردد. لذا ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش شبکه که مهمترین مرحله در کانولوشن یادگیری از تصاویر است، تعیین گردیده است. داده‌های تست ۱۰ درصد داده‌ها و داده‌های اعتبارسنجی ۲۰ درصد داده‌ها را به خود اختصاص داده است. نتیجه طبقه-بندی تصاویر اعتبارسنجی انجام شده در ماتریس موسوم به ماتریس در هم ریختگی[۲۶] مطابق شکل (۴) نشان داده شده است.



شکل ۴ : ماتریس درهم‌ریختگی تشخیص شبکه (منبع: یافته‌های پژوهش)

با توجه به اینکه کل شرکت‌ها شامل ۱۳۲ شرکت در دوره ۱۰ ساله (در کل ۱۳۲۰) داده‌های آنها تحلیل می‌گردد لذا ۲۰ درصد این داده‌ها برای مرحله اعتبارسنجی بکار گرفته شد (تعداد ۲۶۴). قطر اصلی ماتریس در واقع پیش‌بینی صحیح را نشان می‌دهد. همانطور که در شکل (۴) دیده می‌شود، معادل ۱۳۲ از مجموع ۲۶۴ (۱۳۱+۱) یعنی ۵۰ درصد پیش‌بینی صحیح را نمایش می‌دهد. به عبارتی فرضیه پژوهش که عنوان می‌دارد مدل شبکه‌های عصبی کانولوشن مبتنی بر شناخت تصاویر توانایی پیش‌بینی صحیح ورشکستگی یا عدم ورشکستگی شرکت‌ها را دارد، با کسب دقت ۵۰ درصد تایید می‌گردد.

نتیجه‌گیری

روش مورد استفاده در پژوهش حاضر برای تشخیص ورشکستگی، استفاده از مدل شبکه‌های عصبی کانولوشن است که به نوعی پیشرفت در ماشین یادگیری[۲۷] محسوب می‌شود. از آنجا که کار شبکه‌های عصبی کانولوشن بطور خاص "شناخت تصویر" است در این روش مجموعه‌ای از نسبت‌های مالی به تصاویر خاکستری برای هر شرکت تبدیل گردید. هر نسبت مالی نماینده یک پیکسل ثابت می‌باشد. نرم

افزار متلب نسخه ۲۰۱۹ برای تبدیل داده ها به تصاویر مورد استفاده قرار گرفته است. از بین دو روش نحوه چیدمان پیکسل‌ها "روش تصادفی" انتخاب گردید. سپس با کمک محیط نرم افزار پایتون و مبتنی بر روش گوگل‌نت، داده‌های آموزش انتخاب گردید.

نتایج حاصل از تحلیل یافته‌ها نشان داد که مدل شبکه‌های عصبی کانولوشن در پیش‌بینی و شناخت از روی تصاویر، پیش‌بینی درستی با دقت ۵۰ درصد از بین شرکت‌ها انجام داد. به عبارتی در پیش‌بینی وضعیت تداوم فعالیت شرکت‌ها ۵۰ درصد از شرکت‌های ورشکسته و ۵۰ درصد از شرکت‌های غیر ورشکسته را درست تشخیص داد. این نتیجه با نتایج پژوهش‌هایی مانند هوساکا (۲۰۱۸) و غضنفری و همکاران (۱۳۹۷) هم‌خوانی دارد.

بازار سرمایه امروزه طرفداران زیادی پیدا کرده و حجم زیادی از سرمایه به این بازار سوق پیدا کرده است. لیکن دغدغه همیشگی سرمایه‌گذار که همانا ترس از نداشتن تداوم فعالیت شرکت و ورشکستگی آن است همچنان به قوت خود باقی و این ترس کماکان بر تصمیم‌گیری آنها سایه افکنده است. با این توصیف با توجه به دغدغه مهم سرمایه‌گذاران یعنی پیش‌بینی حیات آینده شرکت‌ها و همچنین نتیجه بدست آمده پیشنهاد می‌گردد سرمایه‌گذاران از طریق این مدل جدید که به نوعی پیشرفت با اهمیت در عرصه هوش مصنوعی محسوب می‌شود اقدام به پیش‌بینی وضعیت شرکت‌ها نمایند. با توجه به اینکه مدل شبکه عصبی کانولوشن، اساسا مدلی برای تشخیص تصاویر از بین تصاویر ارائه شده است لذا می‌توان انتظار داشت که میزان تشخیص درست آن با برطرف شدن محدودیت‌هایی که در پژوهش حاضر وجود داشت به پیش‌بینی بالاتر با دقت بهینه‌تری برسد.

از جمله محدودیت‌های پژوهش، استفاده از نسبت‌های مالی است که انتخاب تعداد این نسبت‌ها به نوعی می‌تواند بر نتایج تحقیق تاثیر بگذارد. چه بسا کاهش یا افزایش این تعداد بر نتایج پژوهش اثرگذار باشد. از طرفی، برای نحوه کنار هم قرار دادن نسبتها برای هر شرکت دو روش تصادفی و همبستگی وجود دارد که در این پژوهش از روش تصادفی استفاده گردید. تغییر این انتخاب می‌تواند بر نتایج اثرگذار باشد. دوره ده ساله پژوهش چنانچه کم یا زیاد شود می‌تواند بر نتایج تاثیرگذار باشد. همچنین به جز معماری گوگل‌نت که در مدل کانولوشن انتخاب و در تشخیص این پیش‌بینی‌ها کمک کرده است، انواع معماری-های دیگری همچون ایمیج نت، وی جی جی، رزنت و غیره وجود دارد که می‌تواند درصورت انتخاب هرکدام نتایج تحقیق تغییر و تحت تاثیر قرار گیرد.

هم‌زمان با رشد فناوری و استفاده هرچه بیشتر از هوش مصنوعی دقیق‌تر در پیش‌بینی‌ها، در اغلب رشته‌های دانشگاهی و حوزه فعالیت بشری، در حوزه مالی نیز پیشنهاد می‌گردد تا هرچه بیشتر استفاده

از شبکه‌های عصبی کانولوشن را گسترش داده و از آن در افزایش دقت پیش‌بینی‌ها استفاده نمایند. مخاطب اصلی این پژوهش یعنی سرمایه‌گذاران می‌توانند از روش پیش‌بینی شده استفاده بهینه نموده و با شناسایی شرکت‌هایی که مشکل عدم تداوم فعالیت دارند در سرمایه‌گذاری خود تجدید نظر نمایند. همچنین به پژوهش‌گران آتی پیشنهاد می‌گردد در پژوهش‌های آتی پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها مبتنی بر مدل شبکه عصبی کانولوشن متغیرهای بیشتری را انتخاب و پژوهش‌های دیگری را انجام دهند. همچنین پژوهش‌های دیگری می‌تواند با معماری شبکه مبتنی بر ایمیج نت، وی جی جی، رزنت و غیره پیش‌بینی را انجام و با معماری‌های دیگر شبکه‌ها مقایسه گردد.

منابع

۱) باقری ح. ع. و ع. خدائی (۱۳۹۶) یادگیری عمیق درMATLAB همواره با یادگیری ماشین ، شبکه‌های عصبی و هوش مصنوعی. کتاب ترجمه شده، اثر فیل کیم.

۲) بیات علی ؛ احمدی سیدعلیرضا ، محمدی مجید (۱۳۹۷) پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از الگوریتم کرم شب تاب(FA)، مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، دوره ۹، شماره ۳۷، زمستان ۱۳۹۷، صفحه ۲۶۲-۲۳۴.

۳) راموز ن. و محمودی م. (۱۳۹۶) پیش‌بینی ریسک ورشکستگی مالی با استفاده از مدل ترکیبی در بورس اوراق بهادار تهران، مجله راهبرد مدیریت مالی، شماره ۱۶، صفحه ۵۱-۷۵

۴) رهنمای رودپشتی، فریدون (۱۳۸۷) بررسی پیش‌بینی توان مدل زاوگین و رویکرد ارزشیابی نسبی جهت ارزیابی ورشکستگی شرکت‌ها، مجله مطالعات مالی، شماره ۳.

۵) غضنفری م. و همکاران (۱۳۹۷) پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها مبتنی بر سیستم‌های هوشمند ترکیبی، فصلنامه پژوهش‌های حسابداری مالی و حسابرسی، ۳۷، بهار ۱۳۹۷، صفحه ۱۵۹-۱۹۴.

۶) مقدم ،ع. و تقی ملایی م. (۱۳۹۲) بررسی مدل‌های مالی فالمر و زیمنسکی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها ،مجله پژوهش‌های نوین در حسابداری ،شماره ۱،صص۲۵-۱۱

۷) عاشوری، محمدرضا (۱۳۹۷) تصویر، ویکی (دایره المعارف رایگان و آنلاین) طراحی و تبلیغات. www.agerin.ir

۸) فرهنگ فارسی معین

۹) فرهنگ فارسی عمید

۱۰) لغتنامه دهخدا

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

12) Ameed Persian dictionary (2019). (in persian).

13) Ashoori, M. R (2019) picture, viki (free and online dictionary), design and Advertising, www.agerin.ir, (in Persian)

14) Bagheri, H. a and A. Khodaee (2018) Deep learning in MATLAB with machine learning, neural networks and Artificial Intelligence, by F. Kim(translated to farsi) (in Persian).

15) Barboza, F., Kimura, H., & Altman, E. (2017), "Machine learning models and bankruptcy prediction", Expert Systems with Applications, No. 83, PP. 405-417.

16) Bayat a. ahmadi s. a. and mohammadi m. (2018) bankruptcy prediction of listed companies in Tehran stock exchange using firefly alghorithm. Journal of financial engineering and stock management, period 9, vol 37. Pp. 234-262. (in Persian).
17) Dekhoda Persian dictionary (2019). (in persian).
18) Moein Persian dictionary (2019). (in persian).
19) Ohlson, J. A. 1980. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. Journal of Accounting Research 18 (1), 109–131.
20) Ghazanfari M. et. al (2018) bankruptcy prediction of companies based on hybrid intectual systems, quarterly journal of financial accounting and auditing, vol. 37. Pp 159-194. (in Persian).
21) Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G. E., 2012. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. Proceedings of Neural Information Processing Systems.
22) Lin, M., Chen, Q., Yan, S., 2013. Network in network. arXiv:1312.4400
23) Jordin,d.p.2018.failure pattern – based ensembles applied to bankruptcy forecasting, journal of Decision support systems , vol. 107,pp.64-77
24) Hosaka, T. 2018. Bankruptcy prediction using imaged financial ratios and convolutional neural networks, Expert Systems With Applications An International Journal
25) Moghadam A. and Taghi Mollaee M. (2013) review of financial models Falmer and Zmijewski in bankruptcy prediction of companies, journal of modern research in accounting, vol.1. pp 11-25. (in Persian).
26) Ramooz, N. Mahmoodi M. (2017) Prediction of financial risk bankruptcy using combinatorial model in listed companies in Tehran stock exchange, Journal of financial management strategy. Vol. 16. Pp. 51-75. (in Persian).
27) Sayari, N., & Mugan, C. S. (2016). Industry specific financial distress modeling. BRQ Business Research Quarterly, Vol. 20, No. 1, pp. 45-62.
28) Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., Erhan, D., Vanhoucke, V., Rabinovich, A., 2015. Going deeper with convolutions. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.
29) Siripurapu, A., 2015. Convolutional networks for stock trading. Stanford University Department of Computer Science, Course Project Reports.
30) Sánchez, C. P. , de Llano Monelos, P., & López, M. R. (2013). »A parsimonious model to forecast financial distress, based on audit evidence«. Contaduríay Administración, Vol. 58, No. 4, pp. 151-173.
31) Kim, Myoung-Jong & Dae-Ki Kang. (2012). Classifiers selection in ensembles using genetic algorithms for bankruptcy prediction. Expert Systems with Applications, pp. 1-7.

32) Hardinata, l. et al. (2017) Bankruptcy prediction based on financial ratios using Jordan Recurrent Neural Networks: a case study in Polish companies, Journal of Physics: Conference Series, Volume 1025, The 7th International Seminar on New Paradigm and Innovation on Natural Science and Its Application 17 October 2017, Semarang, Indonesia.
33) Agarwal, A. and I. Patni (2019) Bankruptcy Prediction Models: An Empirical Comparison, International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE) ISSN: 2278-3075, Volume-8 Issue-6S2, April 2019
34) http://archiai.ir/introduction-cnns-architectures/

یادداشت‌ها :

1Hasaka
2Jardin
3Altman
4Linear discriminant analysis
5Ohlson
6Logistic regression
7 imageدر زبان‌های انگلیسی و فرانسه
8Cambridge
9 Hardinata
10 Cyberspace
11 Deep learning
12 GoogleNet
13 Convolutional Neural Network
14 Lin et al.
15 Zegedy et al.
16 ConvNet
17 activation volume
18 (depth dimension)
19 differentiable function
20 Agarval and Patni
21 Springate, Ohlson, Zmijewski, Grover and Altman
22 Berboza et al.
23 Random Forest
24 Siary and Mogan
25 Krizhevsky, Sutskever, and Hinton
26 Confusion matrix
27 Learning machine