فصلنامه پژوهش های مدیریت در جهان اسلام
شماره مجوز: ۸۵۴۹۵ شماره استاندارد بین المللی: ۶۰۹۴-۲۶۷۶ شماره هفتم (تابستان ۱۴۰۰)

پیش بینی خرابی ماشین ابزار ساختمان سازی با استفاده از تکنیکهای Data Mining

(کشف دانش در پایگاه داده‌ها KDD (knowledge discovery in databases)

(تاریخ ارسال ۱۳۹۹/۱۰/۲۵ تاریخ پذیرش ۱۴۰۰/۰۲/۲۰)

محمد رضا روشن سروستانی

چکیده

داده کاوی در واقع یک روش است، یک روش که قرار است به واسطه آن مسئله‌ای حل شود. این روش بر روی حجم زیادی از داده‌ها کار می‌کند و تحلیل مورد نیاز را انجام می‌دهد، در نهایت یک سری الگوهای تکرارشونده استخراج می‌شود که می‌تواند برگ برنده باشد. سپس نوبت به پیدا کردن ارتباطات بین الگوهای مختلف است و در نهایت یک سری راه حل‌های مهم در این چالش وارد می‌شوند.ابزار ها ، دستگاه ها و تجهیزات گوناگون در شرکت ها، همواره به عنوان یکی از مهم ترین سرمایه های کارخانه ها به شمار می آید؛ بنابراین با توجه به اینکه هزینه های خرید، نت (نگهداری و تعمیرات) تجهیزات بسیار گران و پرهزینه است و بخش عمده ای از سرمایه ثابت و هزینه های عملیاتی شرکت ها را تشکیل می دهند؛ طبیعی است که یکی از دغدغه های اساسی برای مدیران ارشد در چگونگی به کارگیری و نگهداری بهینه این تجهیزات باشد.تحقیق حاضر (پیش بینی خرابی ماشین ابزار ساختمان سازی با استفاده از تکنیکهای داده کاوی) به دنبال پیش بینی خرابی ماشین ابزار ساختمان سازی با استفاده از تکنیکهای داده کاوی بود. برای اینکار اطلاعات ۵۰ ماشین ابزار به عنوان نمونه آماری در مدت زمانی مشخص جمع اوری گردید و مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت.در این تحقیق با استفاده از سه تکنیک شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون و درخت تصمیم به پیش بینی زمان خرابی تجهیزات ساختمانی پرداخته شد. متغیرهای ورودی شامل نوع خرابی، تعداد ساعات خرابی، زمان توقف، فاصله بین خرابیها،زمان تعمیر به ساعت و زمان خرابی دستگاه بود. با استفاده از تکنیک شبکه

عصبی معادله رگرسیونی یافته شد که با فاصله تقریبا زیاد تغییرات در متغیر وابسته را پیش بینی می کرد. ضریب تعیین بدست آمده برای کل شبکه عصبی مقدار ۱۸ درصد را نشان می دهد که اعتبار بالائی را نشان نمی داد. در بخش درخت تصمیم با استفاده از ند و شاخه و برگ درخت تصمیمی بدست آمد که شرایط را با توجه به مقادیر هریک از متغیرهای تصمیم نشان می داد. در بخش رگرسیون ضریب تعیین ۰.۹۸ بدست آمد که نشانگر اعتبار بالای مدل رگرسیون بود ضمن اینکه آماره F و تحلیل واریانس نشانگر معنی داری کلی مدل رگرسیون بود اما زمانی که ضرائب رگرسیون بدست می آید دو متغیر X۳ و X۵ به دلیل آنکه سطح معنی داری آنها بیش از ۰.۰۵ بود و این نشان می داد که آنها در سطح اطمینان ۹۵ درصد بی معنی بودند لذا از مدل خارج شده و صرفا سه متغیر X۱و X۲ و X۴ در معادله رگرسیون قرار داده شدند. نتیجه حاصل نشانگر فاصله بسیار کم بین مدل رگرسیون با حذف دو متغیر x۳ و x۵ بود و می توان گفت مدل رگرسیون در این تحقیق بهتر می تواند پیشگوی زمان خرابی تجهیزات باشد.

واژگان کلیدی: تکنیکهای داده کاوی، شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون و درخت تصمیم، ماشین ابزار نگهداری و تعمیرات ، درخت تصمیم ، داده کاوی ، خرابی ماشین آلات

مقدمه

بسیاری از واحد های صنعتی، بازدهی را در حیطه مسائل نگهداری در نظر نمی گیرند. با این حال، ماشینی کـه بـا بـازده قابـل قبول کار نکند، میزان تولید و سود دهی را تا حد زیادی کاهش می دهد. در این حالت اندازه گیری بازدهی کلی دسـتگاه مـی تواند یک معیار مناسب از وضعیت دستگاه و همچنین یک بررسی اقتصادی از کارکرد آن باشد. استفاده از روشها و تکنیک های مختلف پایش وضعیت و اتوماسیون کردن نگهداری باعث بالا بردن بهره وری ماشینها، صرف هزینه هـای کمتـر در نگهـداری و تعمیر، کاهش زمان تعمیر و کاهش انبار قطعات یدکی می شود[۱]. همچنین قابل ذکر است داده کاوی میتواند با ارائه تصویری از شاخص های مؤثر بر آمادگی تجهیزات، وضعیت تجهیزات را از نظر نگهداری و تعمیرات نمایش دهد. از این تصویر در برآورد هزینه های نگهداری و تعمیرات و بودجه های تعمیراتی میتوان استفاده نمود. همچنین با دانستن اینکه خرابی های خاص، معمولا در چه عمرهایی و تحت چه شرایطی اتفاق می افتد، میتوان برای برنامه ریزی نگهداری و تعمیرات و ارزیابی نقاط قوت و ضعف در یگان/رده ها استفاده نمود. این موضوع در اجرای اقدامات پیرامون آموزش و فرهنگسازی در نگهداری و تعمیرات نیز مؤثر خواهد بود، زیرا فرماندهان و کارشناسان با در اختیار داشتن این تحلیل ها در نگهداری و استفاده از تجهیزات، دقت بیشتری خواهند کرد (یوسفی طزرجان و رمضانی، ۱۳۹۴). آماده به کار بودن تجهیزات خطوط تولید در هر صنعتی همواره موضوع مورد علاقه صاحبان کسب و کار بوده است. اما بر اساس سیر طبیعی و ماهیت تجهیزات، همه آنها در طول چرخه حیات خود دچار خرابی هایی می شوند. در صورت وقوع یک خرابی در هر یک از تجهیزات عوامل مسئول تلاش خود را برای تعمیر و بازگرداندن دستگاهها به شرایط کاری آغاز می کنند. طی سالیان گذشته، با توجه به توسعه سامانههایی در موضوعات مختلف لجستیکی مانند نگهداری و تعمیرات، انبارداری، کنترل اموال، ارزیابی آمادگی و ... اطلاعات زیادی در آنها

[۱] خدابخشیان کارگر و همکاران، ص۵۸

ثبت شده است. لذا مدیران عالی باید بتوانند عوامل مؤثر بر خرابی تجهیزات و هزینه های نگهداری و تعمیرات را در راستای افزایش میزان آمادگی آنها، مدیریت نمایند .همچنین زمان و نحوه مناسب نگهداری و تعمیرات را به طوریکه بیشترین منافع و کمترین هزینه را برای سازمان در بر داشته باشد، تعیین کنند (یوسفی طزرجان و رمضانی، ۱۳۹۴). اما آنچه که در این میان مهم است سطح تخصص مورد نیاز و زمان انجام تعمیر و هزینه انجام آن برای مشتری یا صاحبان تجهیزات است. برای این منظور دانش نت به صورت دانش صریح و دانش ضمنی یعنی تجارب شخصی تعمیرکاران در اختیار آنان است تا در مواقع مورد نیاز به کار گرفته شود. با این وجود در برخی موارد پیدا کردن خرابی، روزها بلکه ماهها به طول می انجام و باعث توقف کوتاه مدت یا بلندمدت خطوط تولیدی و در نتیجه تحمیل هزینه های فراوان به مشتریان می شود.

بخش اول: بیان مساله

ماشین آلات ساختمان سازی چه از نوع سبک نظیر دستگاه تراش و برش و چه از نوع سنگین آن نظیر بولدوزر و همچنین پمپ و ..... در عملیات ساختمان اهمیت بسزایی دارند به گونه ای که خرابی آنها می تواند هزینه های بسیاری را برای پیمانکار به همراه داشته باشد. لذا پیش بینی زمان خرابی این تجهیزات اهمیت بسیاری پیدا می کند. با پیش بینی زمان خرابی پیمانکاران و مهندسین ساختمان می توانند برنامه ریزی دقیقی را برای تعمیر و نگهداری این دستگاه ها ترتیب داده و مانع از بروز هزینه های توقف کار و به اصطلاح خواب سرمایه خویش بشوند. در واقع، از هزینه های اصلی چرخه عمر میتوان به هزینه های نگهداری و تعمیرات و از رده خارج کردن و جایگزینی تجهیزات اشاره کرد. لذا سازمان باید به جای اینکه فقط هزینه های اولیه محصول را در تصمیم گیری های خود در نظر بگیرد، به هزینه هایی هم که در آینده در ارتباط با آن محصول روی خواهد داد، توجه کرده و از طریق پیش بینی و تخمین این نوع هزینه ها بتواند تصمیمات صحیح تری اتخاذ کند. در برخی سازمان ها، گاهی تا ۱۷ درصد هزینه های چرخه عمر را فعالیت های نگهداری و تعمیرات تشکیل می دهند و بسته به نوع تجهیزات، هزینه مالکیت تجهیز در طول عمر آن

بین ۱۷ تا ۱۷۷ برابر هزینه خرید اولیه آن، بسته به نوع صنعت، می تواند متغیر باشد (یوسفی طزرجان و رمضانی، ۱۳۹۴). باید توجه داشت که تعمیرات و نگهداری ساختمان، یکی از موضوعات مهم در مدیریت ساختمان می باشد، که تاکنون در کشور ایران مورد توجه جدی قرار نگرفته است. بطور کلی دوره تعمیر و نگهداری ساختمان در حدود نود و پنج درصد دوره حیات یک ساختمان را از زمانی که مفهوم ذهنی ساخت شکل می گیرد تا پایان عمر آن به خود اختصاص می دهد. با اعمال یک سیستم مناسب مدیریتی در بخش تعمیر و نگهداری ساختمان نه تنها می توان کیفیت ساختمان را افزایش داد بلکه امکان بهینه سازی هزینه‌ها نیز فراهم می گرددااما نکته مهمی که باید در محاسبه و پیش بینی زمان خرابی تجهیزات ساختمان مد نظر قرار گیرد داده های سری زمانی گذشته است که در این تحقیق قصد داریم با استفاده از تکنیک های داده کاوی و داده های سری زمانی گذشته به پیش بینی میزان خرابی تجهیزات برسیم.

بخش دوم: پیشینه تحقیقات

بند اول: پیشینه تحقیقات داخلی

ستوده بیدختی و معینی پور (۱۳۹۵) به بررسی سیستم های تعمیر و نگهداری ساختمان و چالش های آن پرداختند و عنوان کردند امروزه تعمیر و نگهداری ساختمان ها با توجه به هزینه های بالای آن مورد توجه قرار گرفته است این فرآیند میتواند خیلی جزئی مانند تعویض یک واشر شیرو یا بزرگ مانند تعمیرو بازسازی کل ساختمان باشد به علت این گستره از فعالیت های تعمیرو نگهداری ساختمان مدیران تعمیرو نگهداری ساختمان روش ها و شیوههای گوناگونی را برای بهره برداری بهینه از ساختمان در طول عمر مفید ساختمان به کار میگیرند، در این تحقیق با توجه به تعریف موجود و حوزه های فعالیت این بخش از صنعت ساخت به تشریح ابعاد این موضوع، روشها پرداخته در آخر نیز با بررسی جایگاه تعمیرات و نگهداری در جامعه به عنوان اصلی ترین مشتری این بازار در مورد چرایی عدم توسعه بحث تعمیرات و نگهداری در صنعت ساخت ایران پرداخته شده است.

آتشکر و سراوانی (۱۳۹۵) برای اولین بار توانستند یک مدل ترکیبی از شبکه عصبی و بلوکهای تصمیم گیری ارائه دهند که با استفاده از آن با قابلیت اطمینان بالایی می توان خرابی و علت آنرا قبل از از کار افتادگی ماشینهای تراش بطور همزمان تشخیص داد. مدل پیشنهادی این پژوهش با پیروی از توزیع وایبل آموزش داده شده است. نتایج بدست آمده نشان می دهد که مدل ترکیبی پیشنهادی می تواند با احتمال بالا و قابل توجه ۹۹.۵ درصد خرابی های ماشین تراش را قبل از وقوع پیش بینی کرده و علت آنرا تشخیص دهد.

تحقیق کریمی و افشار کاظمی (۱۳۹۵) به دنبال ارائه معماری دسته بندی داده های تولید شده از تراکنشها و خرابی های خودپردازهای یکی از بانکهای کشور و پیش بینی فواصل میان خرابی آنها از طریق روش داده کاوی به منظور برنامه ریزی نگهداری و تعمیرات آنها می باشند. با اتکا به اصول داده کاوی و از طریق نرم افزار کلمنتاین به گروه بندی خودپردازها بر اساس زمان خربی با الگوریتم درخت C&R پرداخته شد.

فرهادی و امین ناصری (۱۳۹۵) در تحقیق خود عمر باقیمانده پمپهای توربینی واحد الفین شرکت پتروشیمی پارس را بر اساس وضعیت سلامت یاتاقانها با روش شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردان پشتیبان پیش بینی کردند. نتایج نشان می دهد دقت پیش بینی با روش SVM نسبت به روش شبکه عصبی تک لایه بیشتر است.

محمدفام و همکاران (۱۳۹۳) به طراحی و استقرار سیستم یکپارچه ایمنی و نگهداری و تعمیرات پیشگیرانه به منظور بهبود شاخصهای ایمنی می پردازد. تجزیه و تحلیل حوادث نشان میدهد که یکی از علل اصلی وقوع حوادث عدم یکپارچگی واحدهای نگهداری و تعمیرات با ایمنی است. ادغام ایـن دو فرآیند توسط یک سیستم یکپارچه میتواند منجر به کاهش حوادث، بیماری ها و آلودگی های زیست محیطی شود. این امر در نهایـت منجـر بـه بهبـود عملکـرد سازمان خواهد شد. در این تحقیق ابتدا شاخص های مربوط به ایمنی و نگهداری و تعمیرات تعیین و مقدار عددی آنها اندازه گیری شد. سپس به منظور ارتقاء شاخص های منتخب، سیستم یکپارچه ایمنی و نگهداری و تعمیرات پیشگیرانه طراحی و

پیاده سازی گردید. در مرحله پایانی مقدار شاخص های منتخب پس از گذشت ۶ ماه از پیاده سازی سیستم مجددا اندازه گیری گردید. تغییرات ایجاد شده در شاخص ها با استفاده از آزمون آماری ویلکاکسون ارزیابی شد.

تحقیق تقوی فرد و همکاران(۱۳۹۲) به دنبال شناسایی رویکردهای گوناگون نت و انتخاب روش مناسب متناسب با خوشه هایی از ماشین آلات به دست آمده از فرایند داده کاوی در مورد سیستم تعمیرات و نگهداری شرکت مورد مطالعه می باشد.

در تحقیق فراهانی و روغنیان (۱۳۹۱)سعی شده است با استفاده از پایگاه داده ای که درنتیجه ثبت فعالیت های تعمیراتی درسیستم مدیریت نگهداری و تعمیرات کامپیوتری بدست آمده است و همچنین استفاده از متدلوژی استاندارد داده کاوی CRISP-DM و تکنیکهای آن مانند خوشه بندی و همچنین با استفاده از نرم افزار Clementine با تحلیل داده ها و کشف دانش ارزشمند نهفته درحجم بزرگی از داده ها الگوی مناسبی جهت افزایش اثربخشی برنامه ریزی تعمیرات ارایه شود.

غفاری و همکاران (۱۳۸۹) به برازش رابطه ای بین ساعات کارکرد تجمعی و هزینه های تعمیر و نگهداری تجمعی ۱۶ دستگاه تراکتور چرخ زنجیری فعال در شرکت ماشین آلات جهااد نصر استان آذربایجان شرقی پرداختند. اطلاعات مورد نیاز از جمله ساعات کارکرد انباشته و هزینه های تعمیر و نگهداری تجمعی در طی یک دوره ده ساله از سال ۱۳۷۶ تا ۱۳۸۵ جمع آوری گردید.

نادری خلف و غفاری(۱۳۸۹) با استفاده از داده کاوی بانک اطلاعات سیستمCMMS ، به کشف تاثیر فعالیتهای نگهداری و تعمیرات پیشگیرانه بر تعمیرات اتفاقی و شناسایی عوامل موثر بر اثر بخشی PM در پتروشیمی بندر امام پرداختند و برای تجزیه و تحلیل این اطلاعات از نرم افزار SPSS استفاده گردید.

پری آذر و همکاران(۱۳۸۶) در مقاله ای به تشریح مزایا و دستاوردهای بکارگیری تکنیکهای داده کاوی در مدیریت نگهداری و تعمیرات می پردازد.

بند دوم: پیشینه تحقیقات خارجی

فرهانی و همکاران[۱] (۲۰۱۹) به بررسی اهمیت برنامه‌ریزی مبتنی بر چرخه عمر در تعمیر و نگهداری و تعمیر انرژی ساختمان پرداختند و عنوان کردند با وجود تمام پیشرفت های تکنولوژیکی، اندازه گیری های کارآیی انرژی هنوز گران هستند و زمانی که تنها برای بهبود عملکرد انرژی استفاده می شوند، به ندرت از لحاظ اقتصادی توجیه می شوند. برای کاهش هزینه های بهبود عملکرد انرژی، یک جایگزین این است که اقدامات مربوط به بهره وری انرژی را با اقدامات بازسازی که قبلا مورد نیاز است، ترکیب شود. از سوی دیگر، مشکل نوسازی، این است که برنامه ریزی آن استراتژیک نیست؛ این عمدتا اپورتونیسم، کوتاه مدت و با تمرکز بر سرمایه گذاری فرصت های تازه کشف شده است، به این معنی که اقدامات نوسازی همراه هستند، زمانی که یک یا چند اجزای سازنده با هزینه زیاد به شکست رسیده اند. رویکرد فرصتطلبی، با وجود مناسب بودن، منجر به از دست دادن ارزش می شود که اغلب در ارزیابی اقتصادی پروژه های نوسازی نادیده گرفته می شود. کمبود برنامه ریزی استراتژیک و از دست رفتن ارزش آن در بازارهای کمتر جذاب، جایی که محدودیت های بودجه و مسائل اجتماعی و اقتصادی وجود دارد، مهم تر می شود. عملکرد انرژی و / یا استانداردهای زندگی اغلب از طریق توزیع نامناسب منابع به فساد می انجامد، زیرا انتخاب روش های نوسازی اغلب تحت تأثیر بازگشت سرمایه گذاری قرار می گیرد. بنابراین، ارزیابی مناسب از گزینه های نوسازی نه تنها می تواند نیازهای فنی و مالی را برآورده کند، بلکه به حفظ سطح زندگی مناسب و بهبود عملکرد انرژی در ساختمان های چند طبقه کمک می کند. در یک تحقیق پیشین، نویسندگان پیشنهاد روش سیستماتیک برای بهینه سازی هزینه های نگهداری و برنامه ریزی نوسازی را با ترکیب عملکرد تضعیف اجزای سازه با هزینه های مربوط به چرخه عمر مفید ارائه می دهند. این مقاله یک فرمت از این روش ارائه می دهد تا قیمت گذاری گزینه های بهره وری انرژی را به عنوان معیار بهینه سازی در نظر

[۱] Farahani etal

بگیرد. روش متداول این است که به حمایت از صاحبان مسکن در مدیریت ساختمان در قالب ارزیابی فنی و اقتصادی سناریوهای ممکن بازسازی انرژی با محدودیت های زمان / بودجه کمک کند. برای نشان دادن کاربرد این روش، برنامه های تعمیر و نگهداری / نوسازی برای سه بخش ساختمانی با هزینه های ثابت (پنجره ها، کف و سقف) در هر دو ساختمان جدید و موجود چندمنظوره طراحی شده اند.

فرانکوئیس و همکاران[۱] (۲۰۱۸) به بررسی تعمیر و نگهداری سازه‌های بتونی مسلح - خوردگی و نتایج آن برای سازه‌های بتونی پرداختند. که هدف آن ها در این تحقیق ارائه امکانات تعمیر و نگهداری است که در واقع می‌تواند در روند خوردگی سازه‌های تحت تخریب عمل کند.

-فام و همکاران[۲] (۲۰۱۸) به بررسی شناخت آسیب‌های حفظ و نگهداری برای افزایش انعطاف‌پذیری ساختمان پرداختند. آن ها عنوان کردند طلاعات و دانش در مورد آسیب‌پذیری تعمیر و نگهداری به طور قابل‌توجهی برای افزایش تاب آوری ساختمان‌ها در برابر بلایای طبیعی مفید خواهد بود. یک پروژه در حال انجام که از سوی مرکز تحقیقات ملی محیط‌زیست پایدار در استرالیا حمایت می‌شود، این است که: الف)بررسی آنچه که می‌تواند اثرات حفظ و نگهداری بر روی انعطاف‌پذیری ساختمان در رویداده‌ای حدی مانند باده‌ای شدید، سیلاب‌های برق‌آسا و آتش‌سوزی‌های جنگل باشد؛ و (ج)بررسی فرصت‌ها برای بهبود انعطاف‌پذیری و ارزش در چرخه عمر ساختمان‌ها را بررسی می‌کند. به طور کلی، عملکرد ساختمان‌ها در طول زمان کاهش می‌یابد و بدون تعمیر و نگهداری موثر، آسیب‌پذیری آن‌ها نسبت به رویداده‌ای حدی افزایش خواهد یافت. چه نوع حفظ و نگهداری در بهبود تاب آوری سهام در بخش عمومی موثر خواهد بود (مانند مسکن اجتماعی)پرسش اصلی مورد هدف در این تحقیق است. این مقاله خلاصه‌ای از خلاصه‌ای از

[۱] Raoul François, Stéphane Laurens and Fabrice Deby

[۲] Pham et al

خلاصه‌ای از این تحقیق در حال انجام را ارایه می‌دهد. نتایج از نظر استراتژی‌های اجرا برای ساخت صاحبان، دولت‌ها، و موسسات بیمه مفید خواهد بود.

-وو و همکاران[۱] (۲۰۱۸) به بررسی پویایی تعاملی در تعمیر و نگهداری ساختمان و تعمیر و نگهداری پرداختند و عنوان کردند تعامل بین تعمیر و نگهداری و مقاوم‌سازی جدید تاثیرات قابل‌توجهی بر بهبود عملکرد پروژه‌های مقاوم‌سازی انرژی ساختمان دارد. مدل‌های واپاشی کنونی نمی‌توانند دینامیک تعاملی مقاوم‌سازی انرژی ساختمان را منعکس کنند. یک معادله حالت چند ورودی و چند خروجی برای مدلسازی دینامیک‌های تعاملی فرمول‌بندی شده‌است. این مدل جدید براساس داده‌های تجربی تایید شده‌است. این کار اولیه دانش اولیه اما لازم برای بهینه‌سازی و کنترل سیستم‌های انرژی ساختمان را فراهم می‌کند.

-زوکام و همکاران (۲۰۱۷) به بررسی یک رویکرد تصمیم‌گیری نگهداری پویا مبتنی بر گروه‌بندی عملیات تعمیر و نگهداری برای صرفه‌جویی در هزینه‌های تعمیر و نگهداری مطبوع در ساختمان‌های غیر مسکونی پرداخته اند. آن ها عنوان کردند. هزینه‌های نگهداری عظیم در ساختمان‌های غیر مسکونی باعث کاهش هزینه‌های کلی تخصیص‌یافته به سیستم گرمایش (گرمایش، تهویه و تهویه مطبوع)می‌شود. هدف مدیریت نگهداری کاهش یا حتی جلوگیری از تعمیر و نگهداری اصلاحی از طریق برنامه‌ریزی و اجرای صحیح وظایف نگهداری در زمان مناسب است. هدف این مقاله این است که مداخلات تعمیر و نگهداری اولیه برای یک سیستم چند مولفه‌ای مبتنی بر مشخصه‌های سیستمی (مانده به زندگی مفید)و مولفه‌ها انجام شود. این برنامه نگهداری از طریق یک روش تصمیم‌گیری نگهداری پویا (DMDA) ایجاد می‌شود تا به متخصص تعمیرات در تصمیم‌گیری کمک کند. از آنجا که ترکیب فعالیت‌های تعمیر و نگهداری بسیار ارزان‌تر از انجام تعمیر و نگهداری بر روی اجزا به صورت جداگانه است، گروه‌بندی عملیات تعمیر و نگهداری در رویکرد پیشنهادی با استفاده از میانگین الگوریتم شانس انجام می‌شود. این امر امکان بهینه‌سازی در دسترس

[۱] Wu et al

بودن سیستم، کاهش هزینه‌های تعمیر و نگهداری و تاخیر در زمان انجام مداخلات تعمیر و نگهداری را فراهم خواهد کرد. قطعات مهم برای اولویت‌بندی مولفه‌های فرآیند گروه‌بندی استفاده می‌شوند. علاوه بر این، DMDA اطلاعات پیشگویانه مانند سیستم / اجزای rul را در نظر می‌گیرد.

-دوکیک و همکاران[۱] (۲۰۱۳) در پژوهشی با عنوان تعمیر و نگهداری ساختمان به کمک کامپیوتر با برنامه"BASE - FM" عنوان کردند این مقاله به عنوان یک نتیجه از ایجاد نظارت در یک دوره طولانی تر در منطقه جنوب شرقی اروپا نوشته شده است. این امر باعث ایجاد برنامه نرم افزاری برای نگهداری ساختمان پیشگیرانه شد. نرم افزار " "Base-FMکه در این مقاله ارائه شده، کیفیت ساخت و نگهداری ساختمان را با ایجاد کنترل بهتر ساختمان افزایش می دهد. کاربرد آن همچنین هزینه های تعمیر و نگهداری را کاهش می دهد، زیرا برنامه ریزی فعالیت های تعمیر و نگهداری را تسهیل می کند. پایه برنامه یک پایگاه داده دیجیتال در مورد عناصر ساختمان است. خلاصه ای از پایگاه داده می تواند مشکلات خاصی را در نوع خاص ساختمان ها و عناصر آنها بوجود آورد که می تواند با طراحی مناسب در آینده اجتناب شود.

بخش سوم: روش تحقیق

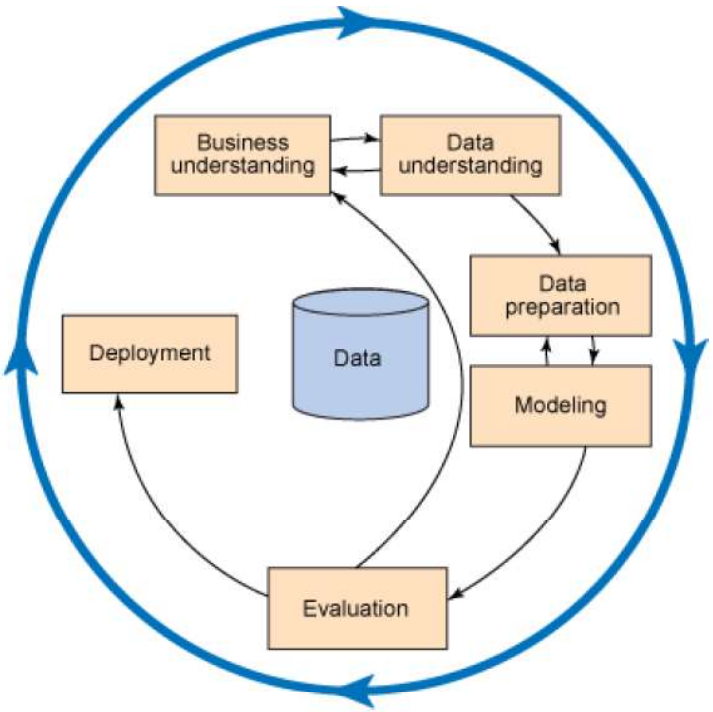
روشهای متفاوتی برای پیاده سازی نگهداری و تعمیرات پیشگویانه وجود دارد. برای پیش بینی خرابی آینده ماشین آلات ساختمانی نیاز به آگاهی از وضعیت فعلی دستگاه و همچنین عملکرد گذشته آن در طی یک دوره زمانی می باشد. این موضوع زمانی محقق می شود که رکوردهای مربوط به عملکرد دستگاه از جمله تعداد دفعات استفاده و رکوردهای مربوط به خرابی از جمله نوع خرابی و تعداد ساعات خرابی وجود داشته و همچنین نیاز به داده های مربوط به نگهداری و رفع خرابی آن می باشد.

[۱] Dukić et al

پس از تهیه داده ها یکی از مهمترین مراحل مرحله آماده سازی است. در این بخش دو اقدام باید صورت گیرد:

۱- حذف داده های غیر عادی و ساماندهی داده ها به یک شکل استاندارد که برای پردازش با تکنیکهای داده کاوی آماده شوند

۲- آماده سازی مجموعه داده هایی که به بهترین عملکرد داده کاوی منجر شود.



شکل ۱ مراحل پیاده سازی و اجرای پژوهش

بخش چهارم: متغیرهای تحقیق

متغیرهای این تحقیق شامل موارد ذیل می باشند. این متغیرها متغیرهای ورودی به تکنیک شبکه عصبی خواهند بود.

نوع خرابی

نوع خرابی شامل میزان آسیب دیدگی ماشین ابزار می باشد.

تعداد ساعات خرابی

تعداد ساعات خرابی شامل حجم ساعاتی می باشد که دستگاه قابل استفاده نبوده است

زمان توقف

زمان توقف شامل زمانی می باشد که دستگاه قادر به عملکرد نبوده است.

فاصله بین خرابیها

فاصله بین خرابیها شامل زمانی می شود که دستگاه از خرابی قبلی تا خرابی بعدی فعال بوده است.

زمان تعمیر

زمانی است که صرف تعمیر دستگاه شده است.

بخش پنجم: روش و ابزار جمع آوری داده ها

برای گردآوری داده ها از روش میدانی استفاده شد و اطلاعات حاصل از ۵۰ دستگاه سبک و سنگین از شرکتهای ساختمانی و همچنین معماران سنتی جمع آوری گردید. برای تائید اطلاعات تلاش می شود از منابع معتبر و خبرگان امر نظیر مهندسین ماشین آلات و مهندسین ساختمان استفاده شود. هدف از جمع آوری این اطلاعات استفاده از آنها در الگوریتمهای مناسب داده کاوی و دستیابی به یک پیش بینی متقن می باشد. برای جمع آوری سیستماتیک فرمهایی طراحی شده و زمان خرابی در آن فرمها که به عنوان کارتهای ثبت خرابی نامیده می شوند ثبت می گردد. ضمن اینکه می توان از فرمهای مربوط به این

کار استفاده نمود. داده های حاصل به عنوان داده های خام در نظر گرفته شده و از آن ها در تجزیه و تحلیل اطلاعات استفاده می شود.

بخش پنجم: روش و ابزار تجزیه و تحلیل داده ها

برای تجزیه و تحلیل اطلاعات از الگوریتمهای مورد استفاده در روش داده کاوی در نرم افزار متلب استفاده خواهد شد. نرم افزار متلب دارای توابعی است که به صورت تخصصی در موضوع داده کاوی کاربرد دارد. در این تحقیق نیز ما از توابعی که مختص روشهای درخت تصمیم یا شبکه عصبی مصنوعی می باشد برای پیش بینی استفاده می کنیم و داده های خام گرد آوری شده را وارد ماتریس و بردارهای ورودی به توابع مورد نظر کرده و خروجی آنرا بدست می آوریم. تمامی این عملیات منحصرا با نرم افزار متلب صورت می گیرد.

❖ فرضیه‌های تحقیق

۱- با استفاده از روش داده کاوی می توان زمان خرابی ماشین آلات ساختمانی را پیش بینی نمود.

۲- داده های تولید شده از خرابی ماشین آلات ساختمانی از طریق روش داده کاوی قابل دسته بندی است.

۳- فواصل میان خرابی ماشین آلات ساختمانی از طریق داده کاوی میسر می باشد.

۴- تکنیکهای داده کاوی در مباحث تعمیر و نگهداری کاربرد دارد.

۵- الگوریتم درخت تصمیم می تواند به پیش بینی بهتر زمان خرابی تجهیزات کمک کند.

۶- روشهای رگرسیون در پیش بینی بهتر زمان خرابی تجهیزات مفید خواهد بود.

۷- از شبکه های عصبی مصنوعی می توان به عنوان روشی برای پیش بینی مناسب زمان خرابی تجهیزات در بحث تعمیر و نگهداری استفاده نمود.

۱. تجزیه و تحلیل داده ها

داده ها

همانطور که در مقدمه اشاره شد ما از ۵ متغیر ورودی برای پیش بینی متغیر خروجی که بر اساس متغیر هدف تعیین می شود استفاده خواهیم کرد. این متغیرها در جدول ذیل ارائه می شوند.

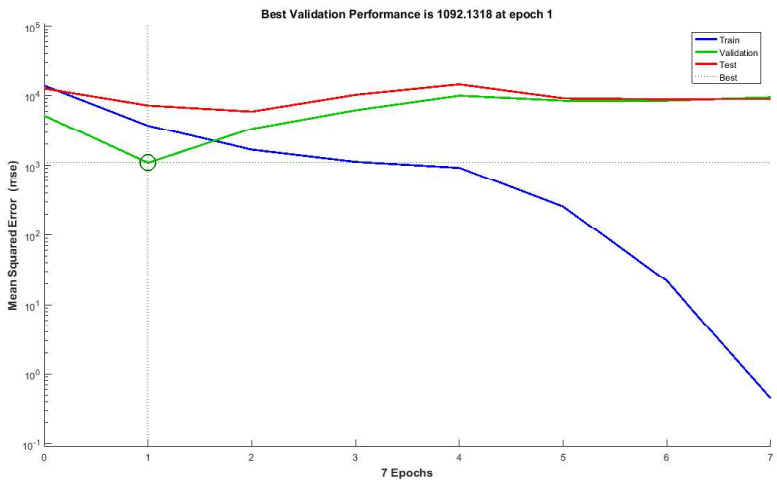
جدول ۱ متغیرهای تحقیق

ردیف	نام متغیر	عنوان متغیر	نوع متغیر
۱	X۱	نوع خرابی دستگاه	اسمی
۲	X۲	تعداد ساعات خرابی دستگاه	مقیاسی
۳	X۳	زمان توقف دستگاه به ساعت	مقیاسی
۴	X۴	فاصله بین خرابی های دستگاه به ساعت	مقیاسی
۵	X۵	زمان تعمیر به ساعت	مقیاسی
۶	Y	زمان خرابی دستگاه	مقیاسی

همانگونه که در جدول بالا مشخص است ما دارای ۵ متغیر ورودی هستیم که متغیر X۱ متغیر اسمی بوده و شامل درجات خفیف متوسط و شدید خرابی می شود. سایر متغیرهای ورودی به دلیل آنکه شامل اعداد صحیح از صفر تا بینهایت می باشد به عنوان متغیرهای مقیاسی در نظر گرفته می شود. متغیر Y نیز متغیر تارگت یا هدف می باشد که به واسطه ارتباط آن با متغیرهای ورودی متغیر OUTPUT یا خروجی بدست خواهد آمد.

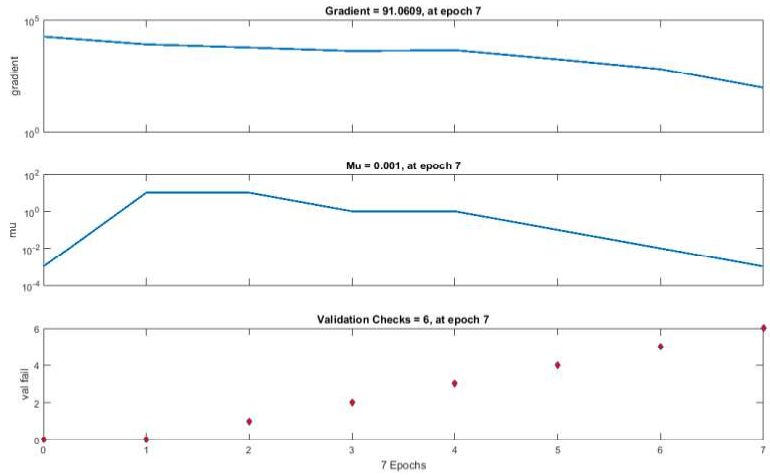
❖ شبکه عصبی

در این بخش با استفاده از شبکه عصبی به پیش بینی مقدار متغیر خروجی یعنی زمانی خرابی ماشین آلات با در نظر گرفتن ۵ متغیر ورودی می پردازیم. در نرم افزار متلب این کار با استفاده از دو روش کدنویسی و همچنین جعبه ابزار شبکه عصبی صورت می گیرد. ابتدا متغیرهای ورودی در نرم افزار متلب وارد شده و سپس متغیر خروجی تعیین می گردد. متغیرهای ورودی و خروجی وارد الگوریتم شبکه عصبی شده و با استفاده از مدل رگرسیون استخراجی پیش بینی صورت می گیرد. نتایج در قالب نمودارهای مرتبط با شبکه عصبی در ادامه ارائه شده است.



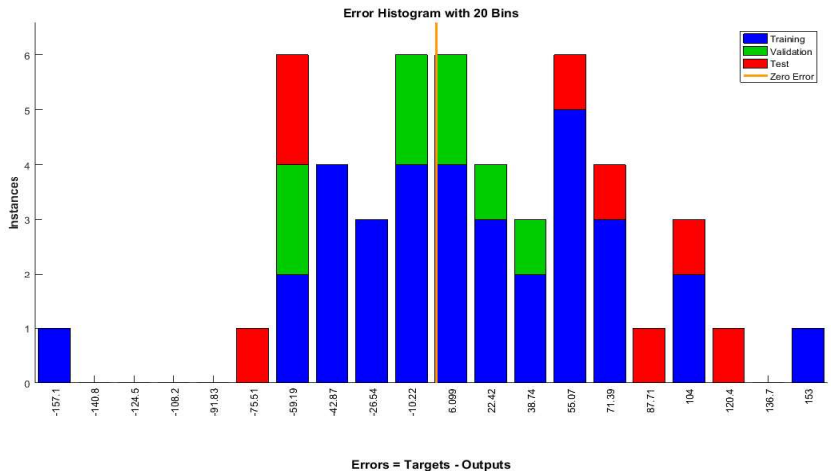
نمودار ۱ عملکرد شبکه عصبی

همانگونه که مشاهده می شود در نمودار فوق عملکرد شبکه عصبی ارائه شده است. عملکرد نمودار validation در اولین تکرار به بهینه ترین مقدار رسیده است. در حالیکه داده های train روند نزولی را داشته و در کل عملکرد مناسبی از مدل رگرسیون نشان داده می شود.



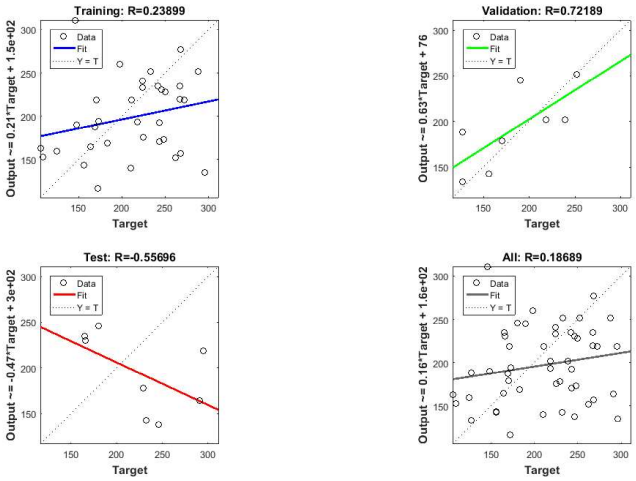
نمودار ۲ وضعیت training شبکه عصبی

در نمودار ۲ وضعیت training شبکه عصبی در سه بخش mu gradient و همچنین validation نشان می دهد که به طور طبیعی روند نزولی را در دو نمودار اول مشاهده می کنیم. در نمودار سوم مراحل توقف الگوریتم نمایش داده می شود.



نمودار ۳ هیستوگرام خطای شبکه عصبی

در نمودار ۳ هیستوگرام خطای و نحوه توزیع خطا در تکرارهای مختلف مشاهده می شود . نمودار فوق شکل نزدیک به نرمال داشته ضمن اینکه نسبت توزیع خطاها متناسب با درصد تقسیم داده های تست، training و validation بوده و به همان نسبت مشاهده می شود که برخی بخشهای میله ها دارای رنگ آبی به عنوان نماد training سبز validation و همچنین قرمز test میباشد. البته کاملا نرمال شدن جملات خطا همواره میسر نبوده اما در صورتی که به شکل مناسب توزیع جملات خطا مشاهده شود نیز می توان گفت که مدل شبکه عصبی تحقیق اعتبار لازم را داراست.



نمودار ۴ نمودار رگرسیون شبکه عصبی

نمودار ۴ نشانگر خط رگرسیون شبکه عصبی به تفکیک داده های training test و validation و همچنین کل داده ها می باشد که البته معیار ما کل داده ها می باشد. همانگونه که مشاهده می شود خط رگرسیون در نمودار نهائی با ضریب تعیین ۰.۱۸۶۸۹ قرار داشته و نشانگر این است که متغیرهای ورودی قادر به پیش بینی متغیر خروجی تا میزان ۱۸ درصد می باشند که البته مقدار چندان بالائی نیست اما منجر به معادله رگرسیون ذیل می شود: OUTPUT=۰.۱۶TARGET+۱۶۰

بر این اساس با توجه به مقادیر target و لحاظ کردن مدل رگرسیون فوق می توان نتایج ذیل را بر اساس داده های حاصله متصور شد.

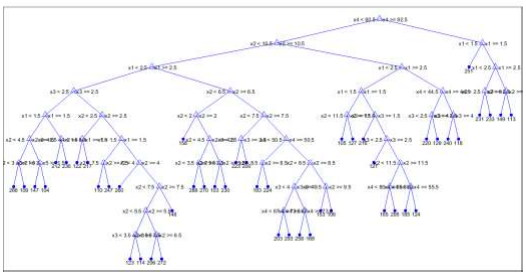
جدول ۳ مقایسه متغیر هدف و متغیر خروجی یا output

متغیر	میانگین متغیر خروجی یا output	میانگین متغیر هدف یا Y
مقدار	۱۹۳.۶۲۵۶	۲۱۰.۱۶

همانگونه که از نتایج جدول فوق هویداست زمان خرابی با استفاده از شبکه عصبی ۱۹۳.۶۲۵۶ بدست آمده در حالیکه مقدار واقعی آن ۲۱۰.۱۶ بوده است.

❖ درخت تصمیم

دراین بخش به ارائه الگوریتم درخت تصمیم می پردازیم. درخت تصمیم به صورت شماتیک شرایطی را نشان می دهد که در صورت گرفتن مقادیر خاص از سوی متغیرها چه انتخابها و گزینه هایی پیش رو تصمیم گیرنده خواهد بود. در ادامه کدهایی تولید می شود که این کد ساختار شماتیک درخت تصمیم را به صورت کدگذاری شده تشریح می کند. در ادامه با ورود متغیرهای ورودی خروجی بدست می آید که در صفحه بعد ارائه می شود.



نمودار ۵ نمودار درخت تصمیم

Decision tree for classification

۱ if x۴<۹۲.۵ then node ۲ elseif x۴>=۹۲.۵ then node ۳ else ۲۴۰

۲ if x۲<۱۰.۵ then node ۴ elseif x۲>=۱۰.۵ then node ۵ else ۲۴۰

۳ if x۱<۱.۵ then node ۶ elseif x۱>=۱.۵ then node ۷ else ۲۵۱

۴ if x۱<۲.۵ then node ۸ elseif x۱>=۲.۵ then node ۹ else ۱۰۳

۵ if x۱<۲.۵ then node ۱۰ elseif x۱>=۲.۵ then node ۱۱ else ۲۴۰

۶ class = ۲۵۱

۷ if x۱<۲.۵ then node ۱۲ elseif x۱>=۲.۵ then node ۱۳ else ۱۱۳

۸ if x۳<۲.۵ then node ۱۴ elseif x۳>=۲.۵ then node ۱۵ else ۱۰۴

۹ if x۲<۶.۵ then node ۱۶ elseif x۲>=۶.۵ then node ۱۷ else ۱۰۳

۱۰ if x۱<۱.۵ then node ۱۸ elseif x۱>=۱.۵ then node ۱۹ else ۱۰۵

۱۱ if x۴<۴۴.۵ then node ۲۰ elseif x۴>=۴۴.۵ then node ۲۱ else ۲۴۰

۱۲ if x۲<۲.۵ then node ۲۲ elseif x۲>=۲.۵ then node ۲۳ else ۲۳۱

۱۳ if x۲<۹ then node ۲۴ elseif x۲>=۹ then node ۲۵ else ۱۱۳

۱۴ if x۱<۱.۵ then node ۲۶ elseif x۱>=۱.۵ then node ۲۷ else ۱۰۴

۱۵ if x۲<۲.۵ then node ۲۸ elseif x۲>=۲.۵ then node ۲۹ else ۱۱۰

۱۶ if x۲<۲ then node ۳۰ elseif x۲>=۲ then node ۳۱ else ۱۰۳

۱۷ if x۲<۷.۵ then node ۳۲ elseif x۲>=۷.۵ then node ۳۳ else ۱۰۶

۱۸ if x۲<۱۱.۵ then node ۳۴ elseif x۲>=۱۱.۵ then node ۳۵ else ۱۰۵

۱۹ if x۳<۱.۵ then node ۳۶ elseif x۳>=۱.۵ then node ۳۷ else ۱۲۱

۲۰ if x۳<۲.۵ then node ۳۸ elseif x۳>=۲.۵ then node ۳۹ else ۱۲۹

۲۱ if x۳<۴ then node ۴۰ elseif x۳>=۴ then node ۴۱ else ۲۴۰

۲۲ class = ۲۳۱

۲۳ class = ۲۳۳

۲۴ class = ۱۴۹

۲۵ class = ۱۱۳

۲۶ if x۲<۴.۵ then node ۴۲ elseif x۲>=۴.۵ then node ۴۳ else ۱۰۴

۲۷ if x۲<۸.۵ then node ۴۴ elseif x۲>=۸.۵ then node ۴۵ else ۲۱۲

۲۸ if x۱<۱.۵ then node ۴۶ elseif x۱>=۱.۵ then node ۴۷ else ۱۲۲

۲۹ if x۱<۱.۵ then node ۴۸ elseif x۱>=۱.۵ then node ۴۹ else ۱۱۰

۳۰ class = ۱۵۸

۳۱ if x۲<۴.۵ then node ۵۰ elseif x۲>=۴.۵ then node ۵۱ else ۱۰۳

۳۲ if x۳<۲.۵ then node ۵۲ elseif x۳>=۲.۵ then node ۵۳ else ۲۰۰

۳۳ if x۴<۵۰.۵ then node ۵۴ elseif x۴>=۵۰.۵ then node ۵۵ else ۱۰۶

۳۴ class = ۱۰۵

۳۵ class = ۱۲۷

۳۶ class = ۲۱۶

۳۷ if x۳<۲.۵ then node ۵۶ elseif x۳>=۲.۵ then node ۵۷ else ۱۲۱

۳۸ class = ۲۲۰

۳۹ class = ۱۲۹

۴۰ class = ۲۴۰

۴۱ class = ۱۱۸

۴۲ if x۲<۳ then node ۵۸ elseif x۲>=۳ then node ۵۹ else ۱۰۹

۴۳ if x۵<۱.۵ then node ۶۰ elseif x۵>=۱.۵ then node ۶۱ else ۱۰۴

۴۴ class = ۲۱۲

۴۵ class = ۲۳۶

۴۶ class = ۱۲۲

۴۷ class = ۲۱۷

۴۸ if x۲<۷.۵ then node ۶۲ elseif x۲>=۷.۵ then node ۶۳ else ۱۱۰

۴۹ if x۲<۴ then node ۶۴ elseif x۲>=۴ then node ۶۵ else ۱۱۴

۵۰ if x۲<۳.۵ then node ۶۶ elseif x۲>=۳.۵ then node ۶۷ else ۲۷۰

۵۱ if x۲<۵.۵ then node ۶۸ elseif x۲>=۵.۵ then node ۶۹ else ۱۰۳

۵۲ class = ۲۲۳

۵۳ class = ۲۰۰

۵۴ if x۲<۸.۵ then node ۷۰ elseif x۲>=۸.۵ then node ۷۱ else ۱۹۳

۵۵ if x۲<۸.۵ then node ۷۲ elseif x۲>=۸.۵ then node ۷۳ else ۱۰۶

۵۶ class = ۱۲۱

۵۷ if x۲<۱۱.۵ then node ۷۴ elseif x۲>=۱۱.۵ then node ۷۵ else ۱۲۴

۵۸ class = ۲۶۶

۵۹ class = ۱۰۹

۶۰ class = ۱۴۷

۶۱ class = ۱۰۴

۶۲ class = ۱۱۰

۶۳ class = ۲۴۷

۶۴ class = ۲۶۰

۶۵ if x۲<۷.۵ then node ۷۶ elseif x۲>=۷.۵ then node ۷۷ else ۱۱۴

۶۶ class = ۲۸۸

۶۷ class = ۲۷۰

۶۸ class = ۱۰۳

۶۹ class = ۲۳۰

۷۰ class = ۱۹۳

۷۱ class = ۲۲۴

۷۲ if x۳<۴ then node ۷۸ elseif x۳>=۴ then node ۷۹ else ۱۶۸

۷۳ if x۲<۹.۵ then node ۸۰ elseif x۲>=۹.۵ then node ۸۱ else ۱۰۶

۷۴ if x۴<۸۰ then node ۸۲ elseif x۴>=۸۰ then node ۸۳ else ۱۶۵

۷۵ if x۴<۵۵.۵ then node ۸۴ elseif x۴>=۵۵.۵ then node ۸۵ else ۱۲۴

۷۶ if x۲<۵.۵ then node ۸۶ elseif x۲>=۵.۵ then node ۸۷ else ۱۱۴

۷۷ class = ۱۴۸

۷۸ if x۴<۶۷ then node ۸۸ elseif x۴>=۶۷ then node ۸۹ else ۲۰۳

۷۹ if x۴<۷۳.۵ then node ۹۰ elseif x۴>=۷۳.۵ then node ۹۱ else ۱۶۸

۸۰ class = ۱۵۳

۸۱ class = ۱۰۶

۸۲ class = ۱۶۵

۸۳ class = ۲۹۵

۸۴ class = ۱۸۵

۸۵ class = ۱۲۴

۸۶ if x۳<۳.۵ then node ۹۲ elseif x۳>=۳.۵ then node ۹۳ else ۱۱۴

۸۷ if x۲<۶.۵ then node ۹۴ elseif x۲>=۶.۵ then node ۹۵ else ۲۰۶

۸۸ class = ۲۰۳

۸۹ class = ۲۹۳

۹۰ class = ۲۵۸

۹۱ class = ۱۶۸

۹۲ class = ۱۲۳

۹۳ class = ۱۱۴

۹۴ class = ۲۰۶

۹۵ class = ۲۷۲

در صورتی که متغیر x۴ به عنوان ند اصلی یا فاصله بین خرابی های دستگاه بیش از ۹۲.۵ ساعت باشد در صورتی که متغیر x۱ یعنی شدت خرابی خفیف یا متوسط باشد زمان خرابی تجهیزات ۲۵۱ خواهد بود اما در صورتی که در وضعیت شدید باشد شرایط به گونه ای دیگر خواهد بود. ند دیگر اثر گذار x۲ می باشد که بین ۱۰.۵ ساعت تقسیم بندی می شود و مجددا به شدت خرابی می رسد که بین شدت زیاد و خفیف و متوسط تقسیم بندی می گردد.

❖ رگرسیون

در ادامه با استفاده از روش رگرسیون چندگانه به پیش بینی زمان خرابی ماشین آلات می پردازیم. داده ها به همان صورتی که وارد الگوریتم شبکه عصبی شده وارد نرم افزار SPSS شده و خروجی آن ارائه می شود. ابتدا خلاصه و کلیات مدل رگرسیون و سپس تحلیل واریانس رگرسیون که نشانگر اعتبار کلی مدل می باشد و بر اساس آماره F تعیین می گردد ارائه می شود در ادامه ضرائب و معادله رگرسیون ارائه می گردد.

جدول ۵ خلاصه مدل رگرسیون

ضریب تعیین	مجذور ضریب تعیین	مجذور ضریب تعیین تعدیل شده	خطای استاندارد براورد
۰.۹۹۳	۰.۹۸۵	۰.۹۸۳	۶.۶۸۵۸۴

وضعیت کلی مدل ضریب تعیین ۰.۹۸۳ را نشان می دهد که نشان می دهد ۹۸ درصد تغییرات در متغیر وابسته یعنی زمان خرابی توسط متغیرهای توضیحی توضیح داده می شود اما به دلیل پیچیدگی اکنون مراحل دیگری برای تائید مدل رگرسیون باید طی شود. ابتدا تحلیل واریانس رگرسیون صورت می گیرد.

جدول ۶ تحلیل واریانس رگرسیون

	جمع مجذورات	درجه آزادی	مجذور میانگین	F	سطح معنی داری
رگرسیون	۱۳۰۲۹۱.۹۰۱	۵	۲۶۰۵۸.۳۸۰	۵۸۲.۹۵۶	۰.۰۰۰
باقیمانده	۱۹۶۶.۸۱۹	۴۴	۴۴.۷۰۰		

بر اساس آزمون F تحلیل واریانس رگرسیون صورت می گیرد که نشانگر معنی داری کلی مدل است چرا که سطح معنی داری آن برابر با ۰.۰۰۰ می باشد. در ادامه برای ورود به جزئیات بیشتر ضرائب رگرسیون را بدست می آوریم و سپس بر اساس آن معادله رگرسیون بدست می آید.

جدول ۷ ضرائب رگرسیون

	ضرائب غیر استاندارد		ضرائب استاندارد	آماره تی	سطح معنی داری
	B	خطای استاندارد	Beta		
مقدار ثابت	۸۲.۶۵۱	۵.۵۱۹		۱۴.۹۷۶	۰.۰۰۰
X۱	۱۱.۱۵۴-	۳.۹۱۹	۰.۱۷۳-	۲.۸۴۶-	۰.۰۰۷
X۲	۴.۸۳۲	۲.۰۱۰	۰.۳۲۲	۲.۴۰۴	۰.۰۲۰
X۳	۴.۱۴۴-	۳.۰۳۱	۰.۱۱۶-	۱.۱۳۶-	۰.۱۷۹
X۴	۱.۸۴۰	۰.۳۵۸	۰.۸۵۸	۵.۱۴۴	۰.۰۰۰
X۵	۵.۷۴۳	۳.۵۵۷	۰.۰۹۶	۱.۶۱۴	۰.۱۱۴

همانگونه که مشاهده می شود از بین ۵ متغیر توضیحی دو متغیر X۳ و X۵ در مدل فعلی رگرسیون معنی دار تلقی نشده و وجود آنها غیر ضروری می باشد علت این است که است سطح معنی داری این دو متغیر به ترتیب ۰.۱۷۹ و ۰.۱۱۴ می باشد که تفاوت زیادی را با سطح معنی داری یعنی ۰.۰۵ نشان می دهد و لذا این دو متغیر توضیحی در مدل رگرسیون معنائی ندارند اما سه متغیر دیگر یعنی X۱ X۲ و X۴ به دلیل انکه سطح معنی داری آنها به ترتیب ۰.۰۰۷، ۰.۰۲۰ و ۰.۰۰۰ می باشد معنی دار تلقی می گردند زیرا مقدار آنها کمتر از ۰.۰۵ که سطح معنی داری ۹۵ درصد می باشد است. در نتیجه می توانیم معادله رگرسیون را بر اساس مقادیر ۳ متغیر X۱ X۲ و X۴ بازنویسی کنیم

Y=۸۲.۶۵۱-۱۱.۱۵۴X۱+۴,۸۳۲X۲+۱,۸۴X۴

بر اساس معادله فوق می توان جدول ذیل را ترسیم کرد که بیانگر مقادیر حاصل از پیش بینی با استفاده از شبکه عصبی و رگرسیون و مقایسه آنها می باشد.

جدول ۸ نتایج حاصل از مدل رگرسیون و شبکه عصبی و مقایسه آنها

Y	X۱	X۲	X۳	X۴	X۵	output	output
متوسط زمان خرابی دستگاه	نوع خرابی دستگاه	تعداد ساعات خرابی دستگاه	زمان توقف دستگاه به ساعت	فاصله بین خرابی های دستگاه به ساعت	زمان تعمیر به ساعت	مقدار پیش بینی شده زمان خرابی ماشین آلات با استفاده از شبکه عصبی	مقدار پیش بینی شده زمان خرابی ماشین آلات با استفاده از رگرسیون
۲۴۳	۳	۲	۴	۱۰۰	۳	۱۹۸.۸۸	۲۴۲.۸۵۳
۲۲۴	۱	۸	۲	۲۵	۳	۱۹۵.۸۴	۱۵۶.۱۵۳
۱۶۹	۱	۱۱	۵	۹۶	۱	۱۸۷.۰۴	۳۰۱.۲۸۹
۲۸۸	۲	۷	۲	۲۱	۳	۲۰۶.۰۸	۱۳۲.۸۰۷
۱۲۵	۱	۹	۴	۷۵	۳	۱۸۰	۲۵۲.۹۸۵
۲۴۶	۳	۲	۴	۸۳	۳	۱۹۹.۳۶	۲۱۱.۵۷۳
۲۲۹	۲	۱۲	۲	۶۳	۱	۱۹۶.۶۴	۲۳۴.۲۴۷
۲۶۷	۳	۷	۱	۹۱	۲	۲۰۲.۷۲	۲۵۰.۴۵۳

۱۸۰	۲	۹	۱	۹۲	۳	۱۸۸.۸	۲۷۳.۱۱۱
۲۵۰	۲	۱	۳	۷۰	۳	۲۰۰	۱۹۳.۹۷۵
۲۶۷	۱	۱۰	۱	۳۱	۱	۲۰۲.۷۲	۱۷۶.۸۵۷
۱۶۴	۲	۹	۴	۳۷	۱	۱۸۶.۲۴	۱۷۱.۹۱۱
۲۱۱	۱	۲	۲	۳۴	۳	۱۹۳.۷۶	۱۴۳.۷۲۱
۲۹۶	۳	۷	۵	۲۳	۲	۲۰۷.۳۶	۱۲۵.۳۳۳
۲۱۰	۳	۴	۴	۲۸	۲	۱۹۳.۶	۱۲۰.۰۳۷
۱۶۶	۲	۷	۳	۶۹	۱	۱۸۶.۵۶	۲۲۱.۱۲۷
۲۲۴	۳	۵	۱	۹۶	۱	۱۹۵.۸۴	۲۴۹.۹۸۹
۱۷۲	۱	۵	۵	۴۸	۳	۱۸۷.۵۲	۱۸۳.۹۷۷
۲۵۲	۲	۳	۲	۵۳	۳	۲۰۰.۳۲	۱۷۲.۳۵۹
۱۸۳	۳	۴	۵	۹۹	۳	۱۸۹.۲۸	۲۵۰.۶۷۷
۱۹۸	۲	۱	۲	۹۶	۱	۱۹۱.۶۸	۲۴۱.۸۱۵
۲۳۹	۲	۱۲	۲	۷۴	۱	۱۹۸.۲۴	۲۵۴.۴۸۷
۲۹۵	۱	۸	۱	۱۰۰	۱	۲۰۷.۲	۲۹۴.۱۵۳
۱۶۵	۲	۱۲	۴	۸۲	۲	۱۸۶.۴	۲۶۹.۲۰۷
۲۶۸	۲	۲	۱	۴۷	۱	۲۰۲.۸۸	۱۵۶.۴۸۷

۲۵۲.۶۴۷	۱۹۹.۶۸	۳	۷۳	۱	۱۲	۲	**۲۴۸**
۱۸۰.۴۲۳	۲۰۶.۵۶	۱	۳۹	۴	۱۰	۲	**۲۹۱**
۱۶۲.۱۳۳	۱۷۶.۹۶	۱	۴۳	۲	۷	۳	**۱۰۶**
۲۲۷.۳۳۵	۱۸۷.۳۶	۲	۷۵	۴	۶	۲	**۱۷۱**
۱۹۳.۷۵۱	۱۹۷.۲۸	۳	۶۲	۲	۴	۲	**۲۳۳**
۲۱۷.۳۳۷	۱۸۴.۹۶	۱	۵۳	۴	۱۰	۱	**۱۵۶**
۲۱۱.۱۱۳	۱۸۳.۳۶	۱	۶۸	۱	۳	۱	**۱۴۶**
۲۲۳.۵۲۹	۱۹۸.۷۲	۲	۸۰	۵	۱	۱	**۲۴۲**
۲۴۳.۰۹۷	۱۹۶	۱	۶۷	۵	۱۰	۱	**۲۲۵**
۲۲۱.۵۹۱	۱۹۴.۸۸	۲	۶۴	۴	۹	۲	**۲۱۸**
۲۱۵.۹۵۷	۱۹۷.۱۲	۳	۶۷	۵	۹	۳	**۲۳۲**
۲۰۰.۰۸۵	۱۷۷.۴۴	۲	۶۱	۲	۸	۳	**۱۰۹**
۱۳۷.۱۷۵	۱۸۷.۲	۱	۲۶	۴	۶	۲	**۱۷۰**
۲۳۹.۱۷۷	۱۹۰.۴	۲	۷۸	۳	۵	۱	**۱۹۰**
۲۸۱.۵۰۹	۱۸۳.۶۸	۱	۱۰۰	۳	۱۰	۳	**۱۴۸**
۱۵۶.۸۳۷	۱۹۸.۸۸	۲	۴۸	۲	۴	۳	**۲۴۳**
۲۷۷.۸۲۹	۲۰۳.۵۲	۲	۹۸	۲	۱۰	۳	**۲۷۲**

۱۸۵.۸۲۹	۱۸۴.۹۶	۳	۴۸	۳	۱۰	۳	**۱۵۶**
۲۹۲.۰۸۹	۱۹۹.۳۶	۳	۹۱	۲	۱۱	۱	**۲۴۶**
۱۸۶.۰۵۳	۱۸۰.۳۲	۲	۵۶	۵	۷	۳	**۱۲۷**
۱۹۶.۵۱۹	۲۰۲.۸۸	۳	۵۳	۵	۸	۲	**۲۶۸**
۱۹۷.۵۶۱	۱۸۰.۳۲	۱	۳۷	۱	۱۲	۱	**۱۲۷**
۱۵۵.۶۸۹	۱۹۴.۸۸	۲	۳۰	۳	۶	۱	**۲۱۸**
۱۳۶.۸۲۱	۱۸۷.۶۸	۳	۴۵	۱	۱	۳	**۱۷۳**
۲۶۸.۱۶۹	۲۰۱.۹۲	۳	۷۸	۵	۱۱	۱	**۲۶۲**

در سمت راست جدول فوق مقدار رگرسیون به نتایج حاصل افزوده شده است اکنون به مقایسه میانگین سه متغیر خروجی با استفاده از شبکه عصبی، خروجی با استفاده از رگرسیون و متغیر هدف می پردازیم.

جدول ۹ مقایسه میانگین متغیرهای خروجی با استفاده از رگرسیون و شبکه عصبی

متغیر	میانگین متغیر خروجی یا output با استفاده از رگرسیون	میانگین متغیر خروجی یا output با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی	میانگین متغیر هدف یا Y
مقدار	۱۹۳.۶۲۵۶	۲۱۰.۸۳۶۸	۲۱۰.۱۶

همانگونه که مشاهده می شود خروجی روش شبکه عصبی به متغیر هدف بسیار نزدیکتر بوده و فاصله بین میانگین متغیر خروجی با استفاده از رگرسیون فاصله بسیار بیشتری با متغیر هدف یا y داراست.

جمع بندی و نتیجه گیری

در این فصل با استفاده از سه تکنیک شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون و درخت تصمیم به پیش بینی زمان خرابی تجهیزات ساختمانی پرداختیم. با استفاده از تکنیک شبکه عصبی معادله رگرسیونی را یافتیم که با فاصله تقریبا زیاد تغییرات در متغیر وابسته را پیش بینی می کرد. ضریب تعیین بدست آمده برای کل شبکه عصبی نشان می دهد که اعتبار بالائی را نشان می داد. در بخش درخت تصمیم با استفاده از ند و شاخه و برگ درخت تصمیمی بدست آمد که شرایط را با توجه به مقادیر هریک از متغیرهای تصمیم نشان می داد. در بخش رگرسیون ضریب تعیین ۰.۹۸ بدست آمد که نشانگر معنی داری کلی مدل رگرسیون بود اما زمانی که ضرائب رگرسیون بدست می آید دو متغیر X۳ و X۵ به دلیل آنکه سطح معنی داری آنها بیش از ۰.۰۵ بود و این نشان می داد که آنها در سطح اطمینان ۹۵ درصد بی معنی بودند لذا از مدل خارج شده و صرفا سه متغیر X۱و X۲ و X۴ در معادله رگرسیون قرار داده شدند. نتیجه حاصل نشانگر عملکرد بهتر شبکه عصبی در این تحقیق بوده که

می‌تواند پیشگوی زمان خرابی تجهیزات باشد. در فصل پنجم نتایج کلی تحقیق ارائه می شود. در این تحقیق به دنبال پیش بینی زمان خرابی تجهیزات با استفاده از تکنیکهای شبکه عصبی درخت تصمیم و رگرسیون بودیم. با استفاده از داده های ۵۰ دستگاه سبک و سنگین ساختمانی به دنبال انجام پیش بینی بودیم و هدف این بود که چگونه می توان با استفاده از تکنیکهای داده کاوی پیش بینی خرابی تجهیزات را انجام داد. این تحقیق از این جهت حائز اهمیت بود که نظیر آن در خصوص مبحث تعمیر و نگهداری چندان انجام نشده بود. در این تحقیق ۵ متغیر ورودی که از پیشینه تحقیقات مشابه استخراج شده بود انتخاب گردید این متغیرها شامل موارد ذیل می شوند:

جدول ۱۰ متغیرهای تحقیق

ردیف	عنوان متغیر
۱	نوع خرابی دستگاه
۲	تعداد ساعات خرابی دستگاه
۳	زمان توقف دستگاه به ساعت
۴	فاصله بین خرابی های دستگاه به ساعت
۵	زمان تعمیر به ساعت

متغیر هدف یا تارگت در این تحقیق زمان خرابی ماشین آلات بود. در ادامه به سوالات تحقیق که در فصل اول مطرح گردید پاسخ داده می شود.

❖ **پاسخ به سوالات تحقیق**

چگونه می توان با استفاده از روش داده کاوی زمان خرابی ماشین آلات ساختمانی را پیش بینی نمود؟

تکنیک‌های داده کاوی تکنیک‌هائی می باشند که قادر به پیش بینی آینده از طریق داده های گذشته هستند و این امکان برای پیش بینی بسیاری از پدیده ها از جمله زمان خرابی تجهیزات مهیا شده است. تکنیکهایی مثل شبکه عصبی و درخت تصمیم که از تکنیکهای مهم زیر مجموعه داده کاوی می باشند به خوبی قادر به پیش بینی زمان خرابی تجهیزات هستند. آنها بر اساس دو دسته داده های ورودی و داده های هدف قادر به محاسبه داده های خروجی یا output می باشند. داده های ورودی در این تحقیق ۵ متغیر x۱ تا x۵ بود که برای پیش بینی زمان خرابی تجهیزات مناسب تشخیص داده شد.نتایج این پژوهش با پژوهش وو و همکاران (۲۰۱۸) به بررسی پویایی تعاملی در تعمیر و نگهداری ساختمان و تعمیر و نگهداری پرداختند و عنوان کردند تعامل بین تعمیر و نگهداری و مقاوم‌سازی جدید تاثیرات قابل‌توجهی بر بهبود عملکرد پروژه‌های مقاوم‌سازی انرژی ساختمان دارد. مدل‌های واپاشی کنونی نمی‌توانند دینامیک تعاملی مقاوم‌سازی انرژی ساختمان را منعکس کنند. یک معادله حالت چند ورودی و چند خروجی برای مدلسازی دینامیک‌های تعاملی فرمول‌بندی شده‌است. این مدل جدید براساس داده‌های تجربی تایید شده‌است. این کار اولیه دانش اولیه اما لازم برای بهینه‌سازی و کنترل سیستم‌های انرژی ساختمان را فراهم می‌کند. این پژوهش با نتایج پژوهش حاضر هماهنگی دارد.

چگونه می توان با استفاده از روش الگوریتم درخت تصمیم زمان خرابی ماشین آلات ساختمانی را پیش بینی نمود؟

برای دسته بندی داده ها الگوریتم‌های خوشه بندی وجود دارند که در زمره تکنیک‌های داده کاوی قرار دارند مهمترین این الگوریتم‌های الگوریتم‌های کا مینز و سی مینز می باشند. الگوریتم کا مینز قادر به خوشه بندی داده ها بر اساس شرایط مشترک متغیرها می

باشد . در کنار آن الگوریتم سی مینز برای خوشه بندی فازی که روشی دقیقتر برای خوشه بندی به شمار می رود مناسب می باشد. با استفاده از تعیین متغیرهای ورودی و همچنین فواصل میان خرابی ماشین آلات به عنوان متغیر هدف می توان فواصل میان خرابی ماشین آلات ساختمانی را پیش بینی نمود. تکنیکهای شبکه عصبی و درخت تصمیم تکنیکهای مناسبی برای چنین پیش بینی به شمار می روند. تعیین زمان خرابی ماشین آلات و دستگاههای یکی از دغدغه های مهم مدیران صنایع می باشد که در صورت پیش بینی دقیق یا نزدیک به دقیق این زمان، آنها قادر به برنامه ریزی دقیقتری می باشند. تکنیکهای شبکه عصبی با استفاده از متغیرهای ورودی و همچنین مقادیر زمان خرابی ماشین آلات در گذشته به این موضوع کمک می کنند. تکنیک شبکه عصبی قابلیت خود را در بسیاری از پیش بینی های دیگر نشان داده و لذا می تواند در مباحث تعمیر و نگهداری نیز از آن استفاده نمود.

روش رگرسیون چگونه می تواند به پیش بینی زمان خرابی تجهیزات کمک کند؟

با استفاده از روش رگرسیون چندگانه می توان متغیرهای توضیحی را به عنوان متغیر ورودی تعیین نمود و با استفاده از داده های گذشته در خصوص زمان خرابی که به عنوان متغیر وابسته تعیین شود مدل رگرسیونی را تشکیل داد که نتیجه آن شامل ضریب تعیین که اعتبار مدل رگرسیون را نشان می دهد و همچنین تحلیل واریانس رگرسیون با استفاده از آماره f خواهد بود. قابل توجه است که ضرائب متغیرها نشانگر معنی داری یا عدم معنی داری هر متغیر توضیحی بوده و ضریب آنها در صورتی معنی داری تشکیل دهنده یک مدل رگرسیون می باشد که می تواند پیشگوی زمان خرابی ماشین الات باشد. نادری خلف و غفاری(۱۳۸۹) با استفاده از داده کاوی بانک اطلاعات سیستمCMMS ، به کشف تاثیر فعالیتهای نگهداری و تعمیرات پیشگیرانه بر تعمیرات اتفاقی و شناسایی عوامل موثر بر اثر بخشی PM در پتروشیمی بندر امام پرداختند و برای تجزیه و تحلیل این اطلاعات از نرم افزار SPSS استفاده گردید. همچنین پری آذر و همکاران(۱۳۸۶) در مقاله ای به تشریح

مزایا و دستاوردهای بکارگیری تکنیک‌های داده کاوی در مدیریت نگهداری و تعمیرات می پردازد. این پژوهش ها با نتایج پژوهش حاضر همخوانی دارند.

روش شبکه عصبی چگونه می تواند به پیش بینی زمان خرابی تجهیزات کمک کند؟

شبکه عصبی مصنوعی با ورود تعداد مشخصی متغیر ورودی می تواند رفتار متغیر هدف یا متغیر وابسته را پیش بینی نماید. نتیجه حاصل یک معادله رگرسیون است که به طور کلی ضریبی را برای متغیر هدف تعیین کرده و یک عدد ثابت را تولید می کند که با قراردادن مقدار داده های هدف در این معادله می تواند به خروجی و مقدار پیش بینی شده دست یافت. نتیجه این کار در فصل چهارم تحقیق در بخش تجزیه و تحلیل با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی بدست آمده است. شبکه عصبی می تواند به عنوان روشی برای پیش بینی مناسب زمان خرابی تجهیزات استفاده شود اگر متغیرهای ورودی مناسب تعیین شده باشد.

ستوده بیدختی و معینی پور (۱۳۹۵) به بررسی سیستم های تعمیر و نگهداری ساختمان و چالش های آن پرداختند و عنوان کردند امروزه تعمیر و نگهداری ساختمان ها با توجه به هزینه های بالای آن مورد توجه قرار گرفته است این فرآیند میتواند خیلی جزئی مانند تعویض یک واشر شیرو یا بزرگ مانند تعمیرو بازسازی کل ساختمان باشد به علت این گستره از فعالیت های تعمیرو نگهداری ساختمان مدیران تعمیرو نگهداری ساختمان روش ها و شیوه‌های گوناگونی را برای بهره برداری بهینه از ساختمان در طول عمر مفید ساختمان به کار میگیرند، در این تحقیق با توجه به تعریف موجود و حوزه های فعالیت این بخش از صنعت ساخت به تشریح ابعاد این موضوع، روشها پرداخته در آخر نیز با بررسی جایگاه تعمیرات و نگهداری در جامعه به عنوان اصلی ترین مشتری این بازار در مورد چرایی عدم توسعه بحث تعمیرات و نگهداری در صنعت ساخت ایران پرداخته شده است. آتشکر و سراوانی (۱۳۹۵) برای اولین بار توانستند یک مدل ترکیبی از شبکه عصبی و بلوکهای تصمیم گیری ارائه دهند که با استفاده از آن با قابلیت اطمینان بالایی می توان خرابی و

علت آنرا قبل از از کار افتادگی ماشینهای تراش بطور همزمان تشخیص داد. مدل پیشنهادی این پژوهش با پیروی از توزیع وایبل آموزش داده شده است. نتایج بدست آمده نشان می دهد که مدل ترکیبی پیشنهادی می تواند با احتمال بالا و قابل توجه ۹۹.۵ درصد خرابی های ماشین تراش را قبل از وقوع پیش بینی کرده و علت آنرا تشخیص دهد. تحقیق کریمی و افشار کاظمی (۱۳۹۵) به دنبال ارائه معماری دسته بندی داده های تولید شده از تراکنشها و خرابی های خودپردازهای یکی از بانکهای کشور و پیش بینی فواصل میان خرابی آنها از طریق روش داده کاوی به منظور برنامه ریزی نگهداری و تعمیرات آنها می باشند. با اتکا به اصول داده کاوی و از طریق نرم افزار کلمنتاین به گروه بندی خودپردازها بر اساس زمان خربی با الگوریتم درخت C&R پرداخته شد. این پژوهش ها با پژوهش حاضر همخوانی دارند.

پیشنهادات

در این بخش پیشنهادات حاصل از نتایج تحقیق ارائه می شود. تحقیق آتی می تواند موارد ذیل را در دستور کار خود قرار داده و توسعه ای بر مدل جاری داشته باشد.

۱- پیش بینی زمان خرابی خودرو با استفاده از تکنیکهای داده کاوی

۲- استفاده از تکنیکهای داده کاوی در پیش بینی زمان خرابی ماشین آلات کارخانه ها

۳- استفاده از تکنیکهای داده کاوی در خوشه بندی و اولویت بندی ماشین آلات از نظر احتمال خرابی

۴- پیش بینی شدت خرابی ماشین آلات ساختمانی با استفاده از تکنیکهای خوشه بندی

۵- پیش بینی زمان اسقاط ماشین آلات کارخانه ای

منابع و مآخذ

- محمدفام، ایرج؛ علی شفیع خانی؛ علیرضا سلطانیان و فرهاد محمدفام. (۱۳۹۳). طراحی و استقرار سیستم یکپارچه ایمنی و نگهداری و تعمیرات پیشگیرانه به منظور بهبود شاخصهای ایمنی. دو ماهنامه. سلامت کار در ایران. دوره ۱۱. شماره ۱. صفحات ۹۵-۱۰۱.

- آقاسی زاده، زهرا. (۱۳۹۶). انتخاب استراتژی مناسب نگهداری و تعمیرات توسط تکنیک تحلیل سلسله مراتبی (AHP). دو ماهنامه مطالعات کاربردی در علوم مدیریت و توسعه. سال ۲. پیاپی ۳. صفحات ۱۰۷-۱۱۲.

- روحانی، عباس؛ حسین غفاری؛ رضا فعله گری؛ خسرو محمدی قرمزگلی و حسن مسعودی. (۱۳۹۳). پیش بینی عمر اقتصادی کمباین براساس مدل هزینه های تعمیر و نگهداری. نشریه ماشین های کشاورزی. جلد ۴. شماره ۲. صفحات ۳۶۰-۳۶۷.

- خدابخشیان کارگر، رسول؛ محسن شاکری و جلال برادران مطیع. (۱۳۹۳). مهندسی نت پیشگیرانه و پایش وضعیت در ماشین های راهسازی. پنجمین کنفرانس بین المللی نگهداری و تعمیرات.

-تشکر، کریم و عباس سراوانی. (۱۳۹۵). پیشبینی خرابی و عیب یابی ماشینهای تراش با استفاده از رویکرد ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و بلوک تصمیم گیری. نشریه بین المللی مهندسی صنایع و مدیریت تولید. شماره ۲. جلد ۲۷. صفحات ۱۴۴-۱۵۶.

- غفاری، حسین؛ خسرو محمدی قرمزگلی؛ رضا فعله گری؛ حیی عجب شیرچی و حمد دولت علیزاده. (۱۳۸۹). تعیین مدل ریاضی مناسب برای پیش بینی هزینههای تعمیر و نگهداری ماشینهای تسطیح اراضی (تراکتور چرخ زنجیری). مجله دانش کشاورزی و تولید پایدار. جلد ۲. شماره ۳. صفحات ۶۱-۷۲.

-Raoul François, Stéphane Laurens and Fabrice Deby. (۲۰۱۸). Repair and Maintenance of Reinforced-Concrete Structures.

Corrosion and its Consequences for Reinforced Concrete Structures. ۲۰۱۸, Pages ۱۹۳-۲۰۲.

-Arditi, David, and Manop Nawakorawit. "Issues in building maintenance: property managers' perspective." Journal of Architectural Engineering ۵.۴ (۱۹۹۹): ۱۱۷-۱۳۲۵.

-Dijana Dukić; Milan Trivunić; Anka Starčev-Ćurčin. (۲۰۱۳). Computer-aided building maintenance with “BASE-FM” program. Automation in Construction. Volume ۳۰, March ۲۰۱۳, Pages ۵۷-۶۹.

-C.Nzukam; A.Voisin; E.Levrat; D.Sauter; B.Iung. (۲۰۱۷). A dynamic maintenance decision approach based on maintenance action grouping for HVAC maintenance costs savings in Non-residential buildings. IFAC-PapersOnLine. Volume ۵۰, Issue ۱, July ۲۰۱۷, Pages ۱۳۷۲۲-۱۳۷۲۷.

-Lam Pham; Ekam baram; Palanees warana; Rodney Stewart. (۲۰۱۸). Knowing maintenance vulnerabilities to enhance building resilience. Procedia Engineering. Volume ۲۱۲, ۲۰۱۸, Pages ۱۲۷۳-۱۲۷۸.

-Zhou Wu; Xu Hana; Xiaohua Xia. (۲۰۱۸). Interactive Dynamics in Building Maintenance and Retrofit. Energy Procedia. Volume ۱۰۵, May ۲۰۱۷, Pages ۳۳۶۳-۳۳۶۸.

-Abolfazl Farahani; Holger Wallbaum; Jan-Olof Dalenbäck. (۲۰۱۹). The importance of life-cycle based planning in maintenance and energy renovation of multifamily buildings. Sustainable Cities and Society. Volume ۴۴, January ۲۰۱۹, Pages ۷۱۵-۷۲۵.

-Martínez-Rocamora, Alejandro; aimeSolís-Guzmán; Madelyn Marrero. (۲۰۱۷). Ecological footprint of the use and maintenance phase of buildings: Maintenance tasks and final results. Energy and Buildings. Volume ۱۵۵, ۱۵ November ۲۰۱۷, Pages ۳۳۹-۳۵۱.

-Chan, Daniel W.M.. (۲۰۱۹). Sustainable building maintenance for safer and healthier cities: Effective strategies for implementing the Mandatory Building Inspection Scheme (MBIS) in Hong Kong. Journal of Building Engineering. Volume ۲۴, July ۲۰۱۹, ۱۰۰۷۳۷.

- Liu, Qinming,, Ming Dong, F.F. Chen. (۲۰۱۸). Single-machine-based joint optimization of predictive maintenance planning and production scheduling. Robotics and Computer–Integrated Manufacturing. Robotics and Computer–Integrated Manufacturing ۵۱ (۲۰۱۸) ۲۳۸–۲۴۷.