فصلنامه علمی تخصصی پژوهش های نوین بین رشته ای علوم پایه و فنی و مهندسی
Specialized Scientific Quarterly of New Interdisciplinary Researches in Basic Science and Technical and Engineering
« E-ISSN:2980-9061 »

پیش‌بینی تقاضای قطعات یدکی براساس یادگیری ماشین مبتنی بر روش‌های رگرسیون خطی و شبکه عصبی مصنوعی

مهدی محمدی فشارکی[*۱]، سعید لندران اصفهانی[۲]**

[*۱] دانشجوی دکتری مدیریت بازرگانی – بازاریابی دانشگاه آزاد مبارکه
mmf1360@yahoo.com
[**۲] عضو هیات علمی رسمی دانشگاه آزاد اسلامی مبارکه واستادیار گروه آموزشی مدیریت
landaran_saeid@yahoo.com

خلاصه

پیش بینی تقاضای قطعات یدکی دستگاه های چاپ برای شرکت‌های چاپ و بسته بندی موضوعی حیاتی است. دستگاه های چاپ باید به طور موثر عمل کنند و باید از میزان دسترسی بالایی در برنامه ریزی خطوط تولید برخوردار باشند. در عملیات تعمیر و نگهداری، قطعات معیوب یا قطعاتی که طول عمر خود را کامل می کنند باید با یک قطعه جدید جایگزین شوند. قطعات یدکی مورد نیاز باید در موجودی ها با مقدار لازم به موقع باشد. در این بخش هزاران قطعه یدکی برای مدیریت وجود دارد. بخش نگهداری و تعمیرات باید به طور موثر عمل کند. برای انجام این امر، پیش بینی دقیق قطعات یدکی مورد نیاز است. در این تحقیق پیش‌بینی تقاضا با روش‌های رگرسیون خطی و شبکه‌های عصبی مصنوعی صورت پذیرفت. مدل پیش‌بینی توسعه‌یافته در این مطالعه شامل متغیرهای حیاتی مانند تعداد سفارشات تولید، نوع خرابی، تعداد تعمیر و نگهداری دوره ای، میانگین زمان بین خرابی و مقدار تقاضا در سال های گذشته می باشد. این برنامه با داده های واقعی پنج ساله (۱۳۹۷-۱۴۰۱) انجام شد. از داده های ۱۳۹۷-۱۴۰۰ برای آموزش و داده های ۱۴۰۰ برای آزمایش استفاده شد. در پیش‌بینی‌ها مشاهده شده که شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی‌های دقیق‌تری نسبت به سایر روش‌ها ایجاد کرد. پیش‌بینی‌های شبکه عصبی مصنوعی بالاترین میزان دقت پیش‌بینی و کمترین انحراف را نشان می‌دهند.

کلمات کلیدی: پیش بینی تقاضا؛ قطعات یدکی; رگرسیون خطی؛ یادگیری ماشین

د.وره: چهارم
شماره: یک
آدرس سایت:nrbste.ir
ایمیل:nrbste@gmail.com

دریافت مقاله:1402/12/20
اصلاحیه مقاله:-
پذیرش مقاله:1403/01/05
انتشار مقاله:1403/01/06

فصلنامه علمی تخصصی پژوهش های نوین بین رشته ای علوم پایه و فنی و مهندسی
Specialized Scientific Quarterly of New Interdisciplinary Researches in Basic Science and Technical and Engineering
« E-ISSN:2980-9061 »

مقدمه

اهمیت مدیریت انبار و قطعات یدکی زمانی مشخص می‌شود که نتایج بررسی ها نشان می‌دهد یکی از شایع‌ترین علل توقف فعالیت‌های نگهداری و تعمیرات فقدان قطعات یدکی در لحظه نیاز است. حتی برخی مطالعات اصلی‌ترین علت بالا بودن هزینه های نگهداری و تعمیرات را مشکلات مرتبط با مدیریت انبار و قطعات یدکی می‌دانند. ایجاد یک انبار بسته و کنترل شده به طوری که بتواند همیشه موجودی قطعات یدکی را در بهینه‌ترین سطح ممکن نگه دارد و در کم‌ترین زمان ممکن قطعات مورد نیاز را در محل تعمیر حاضر کند می‌تواند تا ۳۰ درصد هزینه‌های نگهداری و ۳۳ درصد از زمان توقفات ناشی از خرابی تجهیزات را کاهش دهد. شیوه درست مدیریت انبار و قطعات یدکی پیش از هر چیز نیازمند تغییر چند باور غلط در ذهن مدیران است.

بر اساس گزارشی که موسسه استاندارد نوین (New Standard Institute) بعد از پیاده‌سازی و استقرار چندین انبار تحت کنترل ارائه داد، تنها یک سوم تا نیمی از اقلام ذخیره شده در سطح کارخانه واقعاً نیازمند ذخیره‌سازی هستند. این آمار به وضوح مساله موجودی بیش از حد را در انبارهای قطعات یدکی نشان می‌دهد. در حالی که در بهترین حالت همان سطح دسترس پذیری با پنجاه درصد موجودی قابل دستیابی است. این تصور اشتباه که موجودی بیشتر قطعا به معنی دسترس پذیری بالاتر است باعث ایجاد نوعی برآورد تخمینی در محاسبه سطح نگهداری موجودی در انبارها می‌شود. اگر نگهداری یک قطعه یدکی بتواند دسترس پذیری مدنظر ما را فراهم کند نگهداری دومین قطعه تنها هزینه‌ای اضافی برای هیچ چیز است. روش درست مدیریت انبار و قطعات یدکی با استفاده از روش‌های مناسب بهینه‌سازی می‌تواند سطح بهینه بین دسترس پذیری و هزینه را در بهترین نقطه آن نگه می‌دارد. خارج کردن قطعات بیش از حد از انبار در همان ابتدای پروژه بهبود، ۱۰ تا ۱۵ درصد ارزش انبار را کاهش می‌دهد بدون آنکه ریسک دسترس پذیری قطعات کاهش یابد. از طرفی مطالعات نشان می‌دهد آگاهی از زمان درست خرید مجدد اقلام[1] نیز منجر به کاهش ۳۰ درصدی هزینه‌های نگهداری می‌شود و می‌تواند توقف عملیات را به میزان ۳۳ درصد کاهش دهد(میرزا آقابیک و همکاران، ۱۴۰۰).

نرخ مصرف قطعات یدکی با یکدیگر بسیار متفاوت است. قطعات کلیدی عموماً نرخ مصرف کمی هم دارند. یکی از تصمیمات اشتباه مدیران برای کاهش هزینه‌های انبار خارج کردن قطعاتی است که برای مدت طولانی در انبار مانده‌اند، بدون آنکه تحلیل درستی از هزینه‌های کمبود آن در انبار داشته باشند. بسیار مهم است تنها قطعاتی از انبار خارج شوند که تجهیز مربوط به آن‌ها از رده خارج شده باشد. تفکیک قطعات موجود در انبار بر اساس نرخ مصرف و اهمیت استراتژیک آن‌ها یکی از نکات کلیدی در مدیریت انبار قطعات یدکی است. مدیریت درست انبار تضمین می‌کند که قطعات یدکی در سطوح متفاوتی نگهداری شوند به طوری که با کم‌ترین هزینه بیشترین دسترس پذیری برای هر قطعه با توجه به اهمیت آن به دست آید.

امروزه فلسفه تامین در لحظه مبحث روز در مدیریت انبار مواد اولیه است. اما آیا انبار قطعات یدکی رفتاری مشابه انبار مواد اولیه دارد؟ نرخ مصرف مواد در انبارهای مواد اولیه به نسبت قابل پیش بینی و وابسته به نرخ تقاضا و نرخ تولید است. اما نرخ مصرف قطعات یدکی ماهیتی کاملاً تصادفی داشته و در طیفی وسیع از پرمصرف تا کم‌مصرف متغیر است. از طرفی تعداد زیاد و تنوع بالای اقلام در انبار قطعات یدکی قابل مقایسه با انبار مواد اولیه نیست. بنابراین، این تصور که انبار قطعات یدکی می‌تواند با معیارهای انبار مواد اولیه مدیریت شود یک تصور غلط است.

[1] Reorder Point

فصلنامه علمی تخصصی پژوهش های نوین بین رشته ای علوم پایه و فنی و مهندسی
Specialized Scientific Quarterly of New Interdisciplinary Researches in Basic Science and Technical and Engineering
« E-ISSN:2980-9061 »

پیشینه پژوهش

یک پیش‌بینی تقاضای موفقیت‌آمیز مزایای بسیاری را برای کسب‌وکارها در برنامه‌ریزی تولید، مدیریت موجودی، برنامه‌ریزی مالی و برنامه‌ریزی نیروی کار فراهم می‌کند. پیش بینی ها به مدیران در تصمیم گیری کمک می کند. در مدیریت موجودی، اهمیت پیش بینی روز به روز بیشتر می شود. پیش‌بینی با دقت معینی از قبل، هزینه‌های موجودی بیش از حد و غیر موجودی را کاهش می‌دهد. موجودی شامل مواد اولیه، محصولات نیمه تمام، محصولات نهایی، قطعات یدکی و مواد مصرفی مورد استفاده در محصولات آن می باشد. کنترل و نگهداری کافی موجودی ها مشکلی حیاتی است که تقریباً همه کسب و کارها تجربه می کنند. مدیریت صحیح موجودی ها بسیار مهم است، زیرا موجودی ها فضای زیادی را اشغال می کنند و تولید را بی جهت اشغال می کنند و به دلیل هزینه های زیاد، بار بزرگی بر دوش مشاغل می باشد.

هدف اصلی کنترل علمی موجودی، اجرای بدون وقفه تولید با نگهداری مواد اولیه، مواد، قطعات یدکی و سایر ملزومات موجود در بنگاه، نه بیشتر و نه کمتر، بلکه به مقدار کافی است. پیش بینی تقاضای قطعات یدکی برای مدیریت موجودی و برنامه ریزی حیاتی است. با توجه به ویژگی های تقاضای قطعات یدکی، پیش بینی تقاضا دشوار است. از این رو، مدیریت موثر قطعات یدکی در بسیاری از صنایع مهم است.

برخی از قطعات یدکی توسط کاربران نهایی مورد استفاده قرار می گیرند، در حالی که برخی دیگر در مکان هایی مانند تولید و تاسیسات نگهداری استفاده می شوند(وندر و همکاران[1]، ۲۰۱۹). بخش‌های نگهداری و تعمیر به قطعات یدکی نیاز دارند تا اطمینان حاصل شود که در زمان خرابی و تعمیرات دوره‌ای، عملکرد مختل نمی‌شود. موجودی قطعات یدکی برای آماده شدن برای نوسانات تقاضا و مشکلات غیرمنتظره ضروری است. در بخش های نگهداری و تعمیرات، قطعات یدکی باید با کیفیت، کمیت و زمان مورد نیاز موجود باشد. در غیر این صورت، عدم وجود قطعات یدکی و یا بیش از حد مقدار مورد نیاز منجر به هزینه های جدی می شود.

تعمیر و نگهداری و مدیریت قطعات یدکی یک فرآیند بسیار مهم برای شرکت‌های چاپ و بسته بندی است که با تعدد دستگاه و قطعات روبرو هستند(قطعات دستگاه چاپ بالغ بر ۳۵۰۰ قطعه می باشد) هزینه نگهداری و قطعات یدکی تقریباً ۱۰ تا ۶۰ درصد از کل هزینه ها را شامل می شود(هارمن و همکاران[2]، ۲۰۱۷).

در این مطالعه، پیش‌بینی تقاضا برای یک قطعه یدکی حیاتی مربوط به دستگاه‌های چاپ مورد بررسی قرار گرفته است. ابتدا مطالعات در زمینه مرتبط مورد بررسی قرار گرفت.

رینالدی و همکاران[3](۲۰۲۳) در پژوهشی با عنوان روشی جدید برای مدیریت موجودی قطعات یدکی در تولید ETO[4] به بررسی توسعه یک مدل شبیه‌سازی برای مدیریت سطح موجودی قطعات یدکی یک شرکت ETO (مهندسی به سفارش) پرداختند. ابتدا اقلام ناهمگن تجزیه و تحلیل شده و در چهار دسته مختلف طبقه بندی شده اند. بعداً، یک مدل شبیه‌سازی برای بازتولید سیاست موجودی که در حال حاضر برای نظارت و کنترل آنها استفاده می‌شود، توسعه داده شد. در نهایت، یک روش جدید برای بهبود مدیریت موجودی موجودی فعلی اجرا شده است. نتایج نشان می دهد که روش جدید امکان کاهش هزینه کل و حداکثر فضای مورد نیاز برای انبار اقلام را فراهم می کند.

فینگ و همکاران[5](۲۰۲۳) در پژوهشی با عنوان مدیریت سیستم های تولید - موجودی - نگهداری با نظارت بر وضعیت یک سیستم تولید-موجودی-نگهداری (PIM) را مورد مطالعه قرار می‌دهد که در آن یک سازنده به یک پایگاه نصب شده از ماشین‌ها خدمات می‌دهد. هر ماشین حاوی همان جزء حیاتی است که رفتار تخریب آن توسط یک فرآیند مارکوف توصیف شده و از طریق

[1] Vander et al.
[2] Haarman et al.
[3] Rinaldi & et al.
[4] Engineer to order
[5] Feng & et al.

نظارت بر شرایط ثبت می.شود. هنگامی که وضعیت یک قطعه به آستانه تعویض از پیش تعیین شده می رسد، دستگاه از کار افتاده در نظر گرفته می.شود و تا زمان تعمیر دچار جریمه های خرابی می شود. چند سرور تعمیر وجود دارد و دینامیک صف به دنبال مشکل تداخل ماشین (MIP) است. خرابی قطعات و ازدحام سرور اطلاعات تقاضای اولیه را ارائه می دهد که به برنامه ریزی تولید قطعات یدکی در روال آماده سازی کمک می کند. درخواست‌های برآورده نشده برای قطعات یدکی با پر کردن اضطراری با جریمه‌های فروش از دست رفته برآورده می‌شوند.

خان و همکاران[1](۲۰۲۳) در پژوهشی با عنوان استفاده از معیارهای عملکرد مرتبط با موجودی در تجزیه و تحلیل یک سیستم تولید انعطاف پذیر تولید/موجودی به شناسایی تأثیر انعطاف‌پذیری مسیریابی و شرایط بار سیستم بر عملکرد FMS با استفاده از معیارهای عملکرد مربوط به تولید و موجودی پرداختند. برای مدلسازی و مطالعه سیستم از نرم افزار شبیه سازی ARENA استفاده شد. (R, R) سیاست کنترل موجودی در سیستم تولید/موجودی اعمال شد. مشخص شد که با حداکثر بهبود عملکرد در افزایش سطح از صفر به یک. انعطاف‌پذیری مسیریابی تأثیر قابل‌توجهی بر تمام پارامترهای عملکرد دارد.

جوزپه و همکاران[2](۲۰۲۲) در پژوهشی با عنوان یک چارچوب یادگیری عمیق ترکیبی با CNN[3] و LSTM دو جهته برای پیش‌بینی تقاضای کالاهای فروشگاهی به بررسی مجموعه داده‌های چالش پیش‌بینی تقاضای مورد فروشگاه از Kaggle برای پیاده‌سازی چارچوب پیشنهادی خود پرداختند. تازگی اصلی این مطالعه ساخت یک چارچوب CNN-BiLSTM همراه با بهینه ساز Lazy Adam برای پیش بینی دقیق تقاضای محصول از اقلام فروشگاه بود. تکنیک‌های پیشرفته‌ی یادگیری ماشین مانند SGD (گرادیان تصادفی کاهشی)، رگرسیون خطی، K-نزدیک‌ترین همسایه، Bagging، جنگل تصادفی، SVR، XgBoost (تقویت گرادیان) و CNN-LSTM. برای پیش بینی تقاضا اجرا شده و نتایج با مدل پیشنهادی مقایسه شده است. در ارزیابی با معیارهایی از جمله میانگین درصد مطلق خطا (MAPE)، مقدار R-Squared (R2) و میانگین خطای مطلق (MAE)، مشاهده شد که چارچوب پیشنهادی در مقایسه با رویکردهای سنتی دقت بیشتری دارد.

ژئو و همکاران[4](۲۰۱۷) در پژوهشی با عنوان یک روش بهبود یافته برای پیش بینی نیازهای قطعات یدکی با استفاده از نظریه ارزش شدید به بررسی روش تجربی را با استفاده از نظریه ارزش افراطی برای مدل‌سازی دنباله توزیع تقاضای زمان سرب بهبود می‌دهیم. برای استفاده حداکثری از تعداد محدودی از مشاهدات تقاضا پرداخت. آنها ثابت می‌کنند که تئوری ارزش شدید را می‌توان برای دوره‌های تقاضای زمان پیش‌بینی که در فواصل زمانی با هم تداخل دارند، اعمال کرد.آنها دو سطح خدمات را در نظر می گیرند: زمان انتظار مورد انتظار و سطح خدمات چرخه. آزمایش‌های آنها نشان می‌دهد که روش شان عملکرد موجودی را در مقایسه با روش تجربی بهبود می‌بخشد و با روش WSS، روش Croston و SBA برای طیف وسیعی از توزیع‌های تقاضا رقابت می‌کند.

ژائو و همکاران[5](۲۰۱۲) در پژوهشی با عنوان مدل کنترل موجودی چند پله‌ی چند محصولی با استراتژی بازپرسازی مشترک بر اساس تحلیل کمبود مطالعات موجود در زمینه کنترل موجودی چند لایه، و با در نظر گرفتن برخی محدودیت.ها، استراتژی پر کردن مشترک را اعمال می کند وارد سیستم موجودی شده و یک مدل کنترل موجودی چند مرحله ای چند محصولی ایجاد می کند. سپس از الگوریتمی که توسط الگوریتم ژنتیک (GA) طراحی شده است برای حل مسئله مدل استفاده می شود. در نهایت، به ترتیب مدل را تحت سه استراتژی سفارشی مختلف شبیه‌سازی گردید. نتیجه شبیه سازی نشان می دهد که مدل ایجاد شده و الگوریتم طراحی شده است توسط GA برتری آشکاری در کاهش هزینه کل چندین محصول چندگانه دارند سیستم موجودی علاوه بر این، امکان‌سنجی و اثربخشی مدل و روش GA را نشان می‌دهد.

[1] Khan & et al.
[2] Joseph & et al.
[3] Convolutional Neural Network
[4] Zhu & et al.
[5] Zhou & et al.

فصلنامه علمی تخصصی پژوهش های نوین بین رشته ای علوم پایه و فنی و مهندسی
Specialized Scientific Quarterly of New Interdisciplinary Researches in Basic Science and Technical and Engineering
« E-ISSN:2980-9061 »

رگرسیون خطی[1]

رگرسیون خطی نوعی الگوریتم یادگیری ماشینی نظارت شده است که رابطه خطی بین متغیر وابسته و یک یا چند ویژگی مستقل را محاسبه می‌کند. زمانی که تنها یک ویژگی مستقل وجود داشته باشد به آن رگرسیون خطی تک‌متغیره گفته می‌شود و در صورتی که بیش از یک ویژگی مستقل باشد، به آن رگرسیون خطی چندمتغیره می‌گویند.

هدف الگوریتم خطی یافتن بهترین معادله خطی است که بتواند مقدار متغیر وابسته را بر اساس متغیرهای مستقل پیش‌بینی کند. این معادله، خط مستقیمی را ارائه می‌دهد که رابطه بین متغیرهای وابسته و مستقل را نمایش می‌دهد. شیب خط نشان‌دهنده تغییر متغیر وابسته برای تغییر واحد در متغیر(های) مستقل است.

رگرسیون خطی در بسیاری از زمینه‌های مختلف مانند مسائل مالی، اقتصاد و روانشناسی استفاده می‌شود تا رفتار یک متغیر خاص را درک و پیش‌بینی کند. به عنوان مثال، در مسائل مالی، رگرسیون خطی ممکن است برای درک رابطه بین قیمت سهام یک شرکت و سود آن یا برای پیش‌بینی ارزش آتی یک ارز بر اساس عملکرد گذشته‌اش استفاده شود.

یکی از مهم‌ترین وظایف یادگیری ماشین نظارت‌شده، رگرسیون است. در رگرسیون، مجموعه‌ای از رکوردها با مقادیر X و Y وجود دارند و این مقادیر برای یادگیری یک تابع استفاده می‌شوند تا اگر فردی بخواهد Y را از X ناشناخته‌ای پیش‌بینی کند، بتواند از این تابع یادگرفته شده استفاده کند. در رگرسیون، باید مقدار Y را کشف یا پیش بینی نمود، بنابراین به یک تابع نیاز است که در صورت رگرسیون، Yپیوسته‌ای را با توجه به X به عنوان ویژگی‌های مستقل پیش‌بینی کند. در این روش Y به عنوان متغیر وابسته یا متغیر هدف شناخته می‌شود و X به عنوان متغیر مستقل نامیده می‌شود که همچنین به عنوان پیش‌بینی‌کننده Y شناخته می‌شود. انواع مختلفی از توابع یا مدل‌ها وجود دارند که می‌توانند برای رگرسیون استفاده شوند. تابع خطی ساده‌ترین نوع تابع است. در اینجا، X ممکن است یک ویژگی تکی یا چندین ویژگی باشد که مسئله را معرفی می‌کنند.

شبکه عصبی در هوش مصنوعی

شبکه‌های عصبی، که با نام‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) یا شبکه‌های عصبی شبیه‌سازی شده (SNN) نیز شناخته می‌شوند، زیرمجموعه‌ای از یادگیری ماشین هستند و در قلب الگوریتم‌های یادگیری عمیق قرار دارند. نام و ساختار آنها از مغز انسان الهام گرفته شده است و از روشی تقلید می‌کنند که نورون‌های بیولوژیک به یکدیگر سیگنال می‌دهند(اوزتملن و همکاران[2]، ۲۰۱۶).

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) از یک لایه گره تشکیل شده‌اند که شامل یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی است. هر گره یا نورون مصنوعی به دیگری متصل می‌شود و دارای وزن و آستانه مرتبط است. اگر خروجی هر گره منفرد بالاتر از مقدار آستانه مشخص شده باشد، آن گره فعال می‌شود و داده ها را به لایه بعدی شبکه ارسال می کند. در غیر این صورت، هیچ داده‌ای به لایه بعدی شبکه منتقل نمی‌شود.

شبکه های عصبی برای یادگیری و بهبود دقت خود در طول زمان به داده‌های آموزشی متکی هستند. اما زمانی که این الگوریتم‌های یادگیری برای دقت بالا تنظیم شوند، ابزار قدرتمندی در علوم کامپیوتر و هوش مصنوعی هستند که به ما این امکان را می‌دهند تا داده‌ها را با سرعت بالا طبقه‌بندی و خوشه‌بندی کنیم. وظایف تشخیص گفتار یا تشخیص تصویر با این شبکه‌ها چند دقیقه طول می‌کشد، در حالی که همان کار با شناسایی دستی توسط متخصصان انسانی می‌تواند ساعت‌ها طول بکشد. یکی از شناخته شده ترین شبکه های عصبی، الگوریتم موتور جستجوی گوگل است.

[1] Supervised Learning
[2] Oztemel et al.

فصلنامه علمی تخصصی پژوهش های نوین بین رشته ای علوم پایه و فنی و مهندسی
Specialized Scientific Quarterly of New Interdisciplinary Researches in Basic Science and Technical and Engineering
« E-ISSN:2980-9061 »

مولفه‌ها و ساختار شبکه عصبی

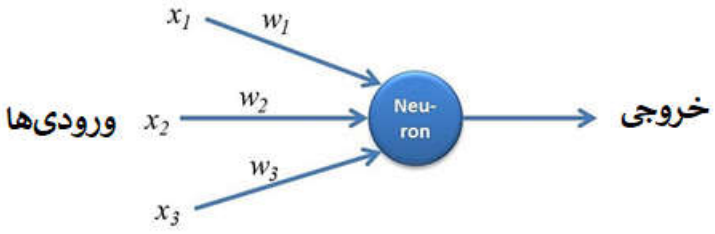
لایه ورودی: این مفهوم همچنین به عنوان گره‌های ورودی شناخته می‌شود، ورودی/اطلاعات دنیای بیرون برای یادگیری و نتیجه‌گیری در اختیار مدل قرار می‌گیرد. گره‌های ورودی، اطلاعات را به لایه بعدی یعنی لایه پنهان منتقل می کنند.

لایه پنهان: لایه پنهان مجموعه‌ای از نورون‌ها است که در آن تمام محاسبات روی داده‌های ورودی انجام می‌شود. در یک شبکه عصبی، تعداد زیادی لایه پنهان می‌تواند وجود داشته باشد. ساده‌ترین شبکه از یک لایه پنهان تشکیل شده است.

لایه خروجی: لایه خروجی، همان طور که نام آن نشان می‌دهد، خروجی/نتیجه مدلی است که از تمامی محاسبات انجام شده به دست می‌آید. در لایه خروجی می‌توان گره‌های منفرد یا چندگانه وجود داشته باشد.

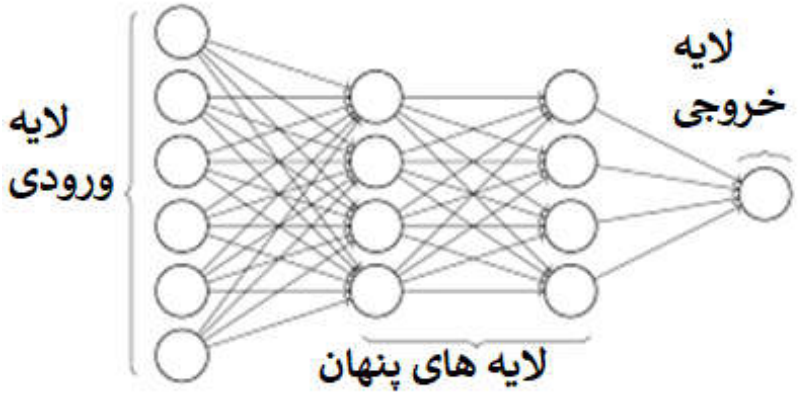
پرسپترون و پرسپترون چندلایه

پرسپترون شکل ساده ای از شبکه عصبی است و از یک لایه تشکیل شده است که تمام محاسبات ریاضی در آن انجام می‌شود.



شکل ۱. نمودار ساده شده‌ی شبکه عصبی

اما پرسپترون چند لایه – که به عنوان شبکه های عصبی مصنوعی نیز شناخته می‌شود – از بیش از یک ادراک تشکیل شده است که برای تشکیل یک شبکه عصبی چند لایه با هم گروه‌بندی می‌شوند.



شکل۲. شبکه عصبی در هوش مصنوعی

انواع شبکه های عصبی

شبکه های عصبی را می توان به انواع مختلفی طبقه بندی کرد که برای اهداف گوناگونی استفاده می‌شوند. فهرست زیر، لیست کاملی از انواع شبکه‌های عصبی نیست، اما رایج‌ترین انواع شبکه‌های عصبی را معرفی می‌کند که کاربردهای زیادی دارند:

- پرسپترون(perceptron): قدیمی ترین شبکه عصبی است که توسط فرانک روزنبلات[1] در سال ۱۹۵۸ ایجاد شد.
- شبکه‌های عصبی پیش‌خور یا پرسپترون‌های چندلایه(MLPs): این شبکه‌ها از یک لایه ورودی، یک لایه یا لایه های پنهان و یک لایه خروجی تشکیل شده‌اند. اگرچه این شبکه‌های عصبی معمولاً به عنوان MLP نیز شناخته می‌شوند، توجه به این نکته مهم است که آنها در واقع از نورون‌های سیگموئید تشکیل شده‌اند، نه پرسپترون‌ها، زیرا اکثر مشکلات دنیای واقعی غیرخطی هستند. معمولاً داده‌ها برای آموزش به این مدل‌ها وارد می‌شوند و این مدل‌ها پایه و اساس بینایی کامپیوتر، پردازش زبان طبیعی و سایر شبکه‌های عصبی هستند.
- شبکه‌های عصبی کانولوشنال(CNN): این شبکه‌ها شبیه شبکه‌های پیش‌خور هستند، اما معمولاً برای تشخیص تصویر، تشخیص الگو و/یا بینایی کامپیوتری استفاده می‌شوند. این شبکه‌ها از اصول جبر خطی، به ویژه ضرب ماتریس، برای شناسایی الگوهای درون یک تصویر استفاده می‌کنند.
- شبکه‌های عصبی بازگشتی(RNN): این شبکه‌ها با حلقه‌های بازخوردشان شناسایی می‌شوند. الگوریتم‌های یادگیری شبکه‌های عصبی بازگشتی در درجه اول هنگام استفاده از داده‌های سری زمانی برای پیش‌بینی نتایج آتی، مانند پیش‌بینی بازار سهام یا پیش‌بینی فروش، استفاده می‌شوند(کالندر و همکاران[2]، ۲۰۱۴).

متدولوژی

سه روش کلی براساس هوش مصنوعی برای انجام محاسبات وجود دارد که در ذیل اشاره‌ای گذرا صورت خواهد گرفت.

۱) **روش‌های مبتنی بر رگرسیون**: رگرسیون خطی چند متغیره(MLR)، رگرسیون غیرخطی چند متغیره(NMLR)، رگرسیون فرآیند گاوسی(GPR)، رگرسیون افزایشی(AR)، رگرسیون با اختیار(RBD) و رگرسیون بردار پشتیبان(SVR).

۲) **روش‌های مبتنی بر قانون:** جدول تصمیم‌گیری(DT)، قانون(M5).

۳) **روش‌های مبتنی بر درخت:** جنگل تصادفی(RF)، درخت تصادفی(RT)، درخت هرس با خطای کاهش یافته(REPTree) و شبکه‌های عصبی مصنوعی(ANN).

در پیش‌بینی‌ها، SVR در بین روش‌های مبتنی بر رگرسیون، DT در میان روش‌های مبتنی بر قانون، M5P در بین روش‌های مبتنی بر درخت بهترین نتایج را به دست می‌دهد. مشاهده شده است که روش ANN پیش‌بینی‌های دقیق‌تری نسبت به سایر روش‌ها ایجاد می‌کند. پیش‌بینی‌های ANN بیشترین دقت پیش‌بینی و کمترین انحراف را ارائه می‌دهند.

روش ABC

ABC رایج ترین روش مورد استفاده در طبقه بندی موجودی است. ایده روش ABC در سال ۱۹۵۱ توسط فورد دیکی[3] مطرح شد. همچنین به عنوان اصل پارتو شناخته می شود و بر اساس قانون پارتو است که می گوید ۸۰ درصد از کل هزینه ۲۰ درصد اقلام را پوشش می دهد.

اصل پارتو براساس مشاهدات ویلفردو پارتو است که بخش بسیار زیادی از کل درآمد ملی بر درصد کمی از جمعیت متمرکز است. اساس روش ABC طبقه بندی و کنترل طیف گسترده ای از موجودی ها با توجه به هزینه های آنها است(سرهات اوغلو و همکاران[4]، ۲۰۱۹).

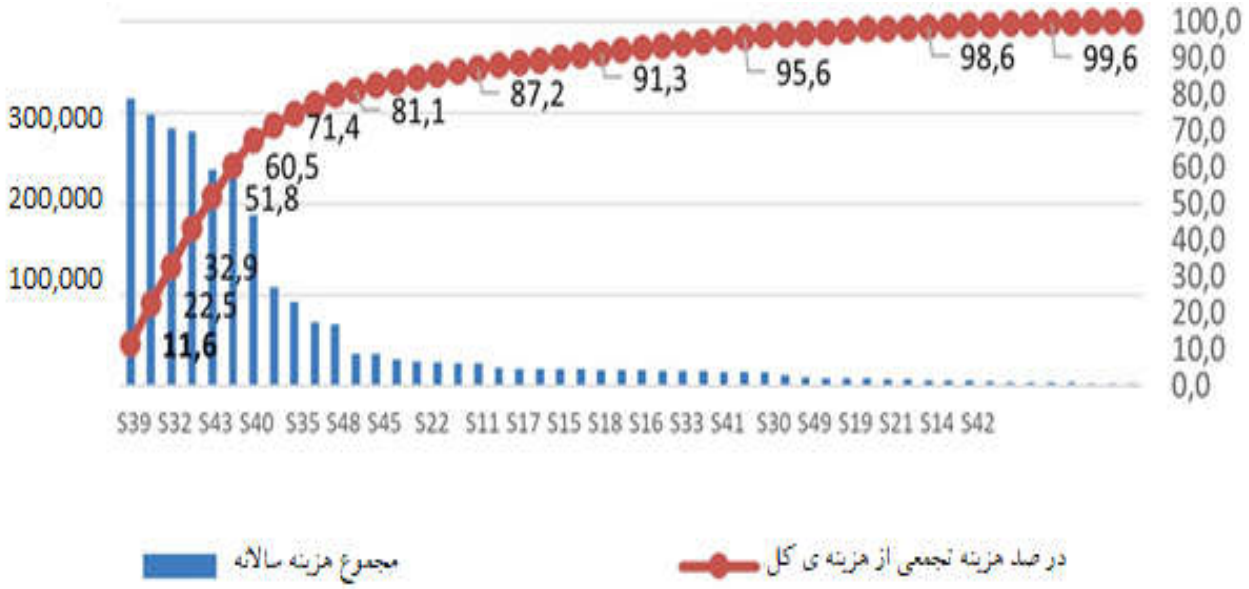
در برنامه ABC، ابتدا دو قانون باید در نظر گرفته شود: الف) اقلام موجودی با ارزش کم هزینه نگهداری پایین تری دارند، ب)مقدار

[1] Frank Rosenblatt
[2] Kalender et al.
[3] Ford Dickie
[4] Serhatoglu et al.

فصلنامه علمی تخصصی پژوهش های نوین بین رشته ای علوم پایه و فنی و مهندسی
Specialized Scientific Quarterly of New Interdisciplinary Researches in Basic Science and Technical and Engineering
« E-ISSN:2980-9061 »

اقلام موجودی با ارزش بالا باید کم نگه داشته شود و دفعات کنترل باید افزایش یابد(تنریوردی و همکاران[1]، ۲۰۱۰)
با توجه به هزینه های موجودی ها در کلاسA ، برای شرکت ها اهمیت زیادی دارند، به منظور کاهش هزینه ها باید روی مدیریت و کنترل موجودی ها این گروه کار کرد. اگرچه کلاس Aدر کل ۱۰ تا ۲۰ درصد از کل موجودی های را تشکیل می دهد، لیکن از بعد هزینه‌ای ۷۰ تا ۸۰ درصد از کل هزینه‌های مربوط به موجودی را تشکیل می دهد. موجودی های کلاس B شامل موجودی هایی با اهمیت و هزینه متوسط است. همچنین این طبقه اگر چه ۳۰ تا ۴۰ درصد از کل موجودی های موجودی موجودی در کلاس B را تشکیل می دهد، اما ۱۰ تا ۱۵ درصد از کل هزینه ی مربوط به موجودی را تشکیل می دهد. موجودی ها در کلاس C برای شرکت ها اهمیت چندانی ندارند و موجودی های کم هزینه هستند.
اگرچه ۴۰ تا ۵۰ درصد از کل موجودی‌های م در کلاس C طبقه بندی می شوند، اما ۵-۱۰ درصد از هزینه های مربوط به موجودی‌ها را شامل می شود. پس از مشورت با خبرگان و مصاحبه با مهندسان و مدیران تعمیر و نگهداری، جمع بندی گردید که روش ABC با این نظر اتخاذ شد که پیش‌بینی تقاضای قطعات یدکی که بیشترین درصد را در کل هزینه‌های موجودی دارند، کمک بیشتری به شرکت خواهد کرد.
نرم افزار تحلیل ABC برای ۵۰ قطعه یدکی تعیین شده توسط مهندسان و مدیران تعمیر و نگهداری انجام شد و براساس نظر آنها و جمع بندی داده ها قطعه یدکی S39 با اکثریت قریب به اتفاق به عنوان قطعه مورد مطالعه انتخاب شد.. از این رو، مجموع این تفکیک های خاص به صورت سالانه به عنوان یک متغیر تعریف می شود.

در مطالعات بررسی شده در ادبیات، نشان داد که کار محدودی بر روی پیش‌بینی تقاضای قطعات یدکی در زمینه نگهداری و تعمیرات صورت گرفته است. این پژوهش به کاربرد پیش‌بینی تقاضا براساس سیستم تعمیر و نگهداری و تعمیرات در حوزه‌ی دستگاه‌های چاپ حوزه‌ی شرکت‌های چاپ و بسته بندی کمک خواهد کرد. در این پژوهش رگرسیون خطی چند متغیره با روش شبکه های عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار گرفت. براین اساس در ابتدا روش‌های طبقه‌بندی موجودی برای انتخاب قطعه یدکی حیاتی مورد بررسی قرار گرفت. حیاتی ترین قطعه یدکی که باید تخمین زده شود با آنالیز ABC تعیین شد.



[1] Tanrıverdi et al.

فصلنامه علمی تخصصی پژوهش های نوین بین رشته ای علوم پایه و فنی و مهندسی
Specialized Scientific Quarterly of New Interdisciplinary Researches in Basic Science and Technical and Engineering
« E-ISSN:2980-9061 »

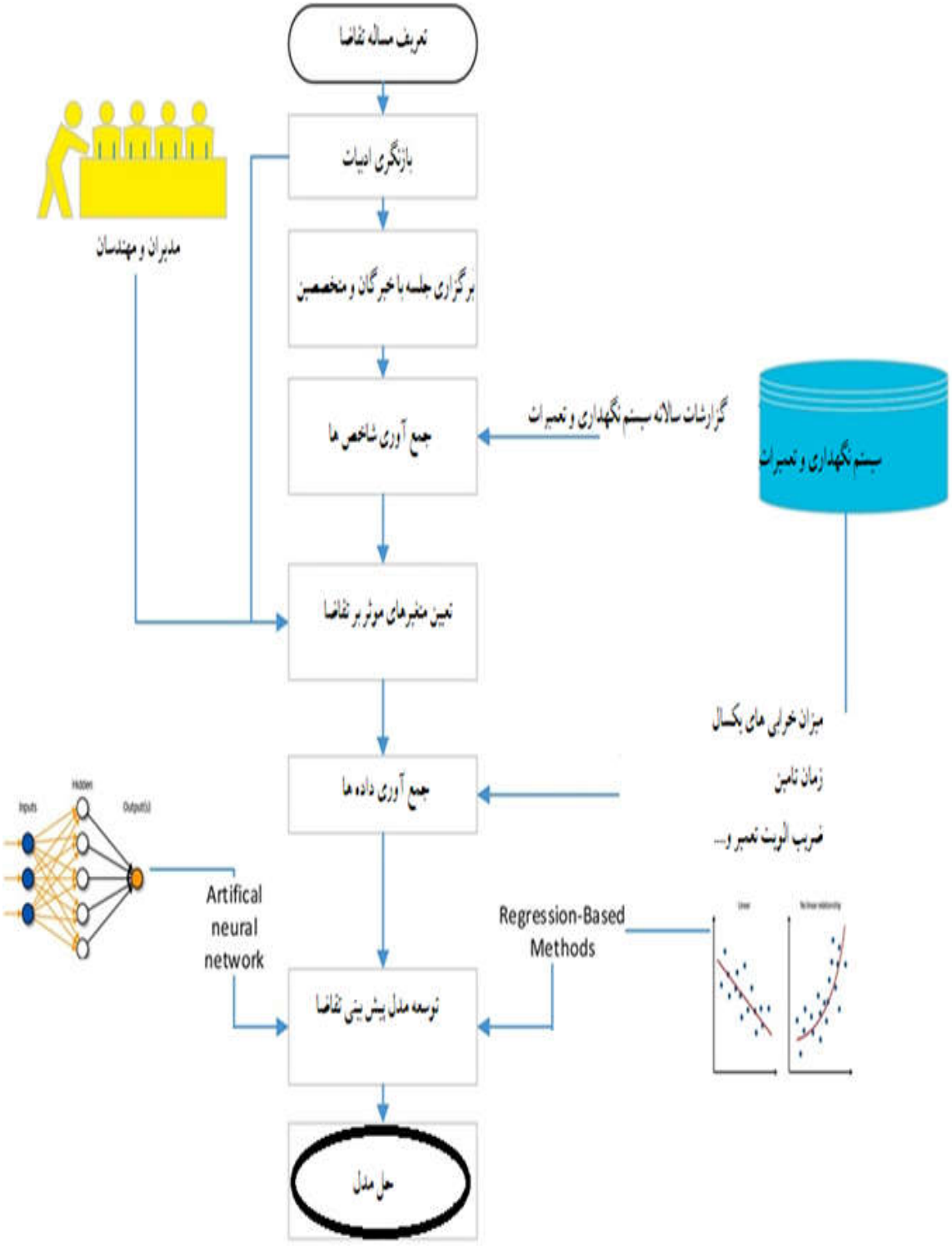
نمودار۱: نمودار پارتو هزینه قطعات یدکی

حیاتی ترین قطعات یدکی با استفاده از تحلیلABC و برگزاری جلسات با مهندسان و مدیران تعمیر و نگهداری تعیین شد. لذا ابتدا از بین قطعات یدکی، لیست قطعات یدکی گریدA با استفاده از تحلیل ABC استخراج شد. . سپس با توجه به نظرات مهندسان و مدیران تعمیر و نگهداری و مطالعات ادبیات مربوطه برروی بالاترین قطعه از لحاظ امتیاز شاخص‌ها صحه گذاری گردید و بیان گردید که چه شاخص‌هایی در برآورد پیش‌بینی آن مهم هستند. در گام بعد داده های مربوط به شاخص‌های مهم جمع آوری شد. داده های جمع آوری شده به دو بخش آموزش و آزمون تقسیم شدند.

متعاقباً متغیرهای مؤثر بر تقاضای قطعات یدکی تعیین شدند. تعداد دستگاه‌های چاپ در خط تولید، میانگین زمان بین خرابی(MTBF[1])، تعداد تعمیر و نگهداری دوره ای و تعداد خرابی ورودی های این مطالعه است(کوهی و همکاران[2]، ۲۰۲۰). تعدادددستگاه های چاپ در خط تولید، تعداد دستگاه‌های فعال چاپ در ماه را نشان می‌دهد، MTBF زمان بین دو خرابی را بیان می‌کند. تعداد تعمیر و نگهداری دوره ای به تعدادستگاه‌های موجود در خط تولید اشاره دارد که به صورت دوره ای در یک ماه سرویس می شوند و تعداد خرابی ها به تعداد خرابی هایی اشاره دارد که باعث تغییر قطعه می شود. خروجی مدل مقادیر تقاضا است.

[1] Mean Time Between Failure
[2] Chohi

فصلنامه علمی تخصصی پژوهش های نوین بین رشته ای علوم پایه و فنی و مهندسی
Specialized Scientific Quarterly of New Interdisciplinary Researches in Basic Science and Technical and Engineering
« E-ISSN:2980-9061 »



شکل ۱. روش مورد استفاده در این مطالعه

فصلنامه علمی تخصصی پژوهش های نوین بین رشته ای علوم پایه و فنی و مهندسی
Specialized Scientific Quarterly of New Interdisciplinary Researches in Basic Science and Technical and Engineering
« E-ISSN:2980-9061 »

براساس متد تعریف شده،

در نهایت متغیرهای موثر بر تقاضا استخراج گردید. این متغیرها عبارتند از: ورودی ها تعداد دستگاه‌های چاپ فعال در خط تولید، تعداد تعمیر و نگهداری دوره ای، تعداد خرابی ها و MTBF، ساعت کارکرد، میزان سفارش، تعداد رنگ سفارشات، افزودنی های ترکیبی، متراژچاپ، جنس چاپ بوده و خروجی فقط مقدار تقاضای واقعی است. در این مطالعه، از داده های ۱۳۹۵ تا ۱۴۰۱ برای آموزش و داده های شش ماه اول ۱۴۰۲ برای آزمایش استفاده شد.

جدول۱: متغیرها و نمونه ها تعریف شده

سال	تعداد دستگاه های چاپ فعال در خط	تعداد تعمیرات دوره ای	تعداد توقفات	فاصله ی بین دو توقف	تقاضای واقعی
۱۳۹۵	۱۲۱۵	۱۳۳	۳۹	۱.۰۰	۳۴
۱۳۹۶	۱۲۲۸	۱۴۱	۴۹	۱.۲۷	۳۲
۱۳۹۷	۱۳۱۴	۱۴۹	۳۹	۰.۹۴	۲۸
۱۳۹۸	۱۳۳۸	۱۴۴	۷۴	۰.۴۳	۴۷
۱۳۹۹	۱۳۷۴	۱۵۶	۴۴	۰.۸۴	۳۲
۱۴۰۰	۱۴۰۲	۱۶۳	۵۳	۰.۴۸	۴۰
۱۴۰۱	۱۴۱۵	۱۶۸	۵۶	۱.۵۰	۳۷

براساس اطلاعات و متغیرهای مشترک پیش بینی براساس دو رووش رگرسیون خطی و شبکه‌های عصبی مصنوعی مدل گردید و خروجی آنها استخراج گردید که در قالب جداول ذیل ارائه گردیده است.

جدول۲: نتایج پیش بینی انجام شده با رگرسیون چندخطی

سال	تقاضای واقعی	مقادیر پیش ینی شده	میانگین درصد مطلق خطا	دقت پیش بینی	انحراف
۱۳۹۵	۳۴	۳۵	۲.۸۵۷	۹۷.۱۴۳	۱
۱۳۹۶	۳۲	۳۴	۵.۸۰۰	۹۴.۲۰۰	۲
۱۳۹۷	۲۸	۳۶	۲۲.۲۰۰	۷۷.۸۰۰	۸
۱۳۹۸	۴۷	۴۵	۴.۲۵۵	۹۵.۷۴۵	۲
۱۳۹۹	۳۲	۳۲	۰.۰۰۰	۱۰۰.۰۰۰	۰
۱۴۰۰	۴۰	۳۸	۵.۰۰۰	۹۵.۰۰۰	۲
۱۴۰۱	۳۷	۳۶	۲.۷۰۲	۹۷.۲۹۸	۱
میانگین			۶.۱۱۶	۹۳.۸۸۴	۲.۲۸۶

نتایج پیش‌بینی روش رگرسیون خطی در جدول۲ نشان داده شده و با مقادیر تقاضای واقعی مقایسه شده است. مقادیر اعشاری نتایج پیش‌بینی به نزدیک‌ترین عدد گرد می‌شوند تا یک عدد صحیح باشد. درصد MAPE بین مقادیر پیش‌بینی و واقعی ۶.۱۱۶ درصد و دقت پیش‌بینی با ۹۳.۸۸۴ است.

فصلنامه علمی تخصصی پژوهش های نوین بین رشته ای علوم پایه و فنی و مهندسی
Specialized Scientific Quarterly of New Interdisciplinary Researches in Basic Science and Technical and Engineering
« E-ISSN:2980-9061 »

جدول۳: نتایج پیش بینی انجام شده با شبکه های عصبی

سال	تقاضای واقعی	مقادیر پیش ینی شده	میانگین درصد مطلق خطا	دقت پیش بینی	انحراف
۱۳۹۵	۳۴	۳۶	۵.۵۵۵	۹۴.۴۴۵	۲
۱۳۹۶	۳۲	۳۲	۰.۰۰۰	۱۰۰.۰۰۰	۰
۱۳۹۷	۲۸	۲۹	۳.۴۴۸	۹۶.۵۵۲	۱
۱۳۹۸	۴۷	۴۵	۴.۲۰۰	۹۵.۸۰۰	۲
۱۳۹۹	۳۲	۳۳	۳.۰۳۰	۹۶.۹۷۰	۱
۱۴۰۰	۴۰	۴۰	۰.۰۰۰	۱۰۰.۰۰۰	۰
۱۴۰۱	۳۷	۳۸	۲.۶۰۰	۹۷.۴۰۰	۱
میانگین			۹۷.۳۱۰	۲.۶۹۰	۱

بهترین معماری ANN از یک لایه ورودی، دو لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل شده است. چهار نرون در لایه ورودی، بیست نورون در هر دو لایه پنهان اول و دوم، یک نورون در لایه خروجی وجود دارد. فعال سازی در هر دو لایه مخفی خطی بوده و Trainoss به عنوان تابع آموزشی انتخاب شد.

میزان یادگیری ۰.۵ تعیین شد. نتایج پیش‌بینی ANN در جدول۳نشان داده شده و با مقادیر تقاضای واقعی مقایسه شده است. مقادیر اعشاری نتایج پیش‌بینی به نزدیک‌ترین عدد گرد می‌شوند تا یک عدد صحیح باشد. درصد MAPE بین مقادیر پیش‌بینی و واقعی ۲.۶۹۰ درصد و دقت پیش‌بینی با ۹۷.۳۱۰ است.

جدول۴: میانگین میزان دقت پیش‌بینی روش‌های اعمال‌شده

روش	اختلاف(عددی)	دقت پیش بینی(درصد)	میانگین درصد مطلق خطا
رگرسیون چندخطی	۲.۲۸۶	۹۳.۸۸۴	۶.۱۱۶
شبکه های عصبی مصنوعی	۱	۹۷.۳۱۰	۲.۶۹۰

با توجه به نتایج بدست آماده روش مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی با میانگین اختلاف عددی ۱ و میانگین پیش بینی دقت ۹۷.۳۱۰ در مقابل اختلاف عددی ۲.۲۸۶ و میانگین ۹۳.۸۸۴ روش شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش بینی دقیق تری از خود ارائه نموده است.

نتیجه

در بخش تعمیر و نگهداری، قطعات یدکی مورد استفاده در تعمیرات دوره ای یا خرابی باید به مقدار لازم در دسترس باشد. با این حال، هزاران قطعه یدکی وجود دارد که بخش تعمیر و نگهداری باید آنها را مدیریت کند. کمبود قطعات یدکی منجر به هزینه جدی و نارضایتی مشتریان می شود زیرا خودروها وظایف خود را انجام نمی دهند. مازاد بر مقدار مورد نیاز منجر به هزینه های نگهداری می شود. این هزینه نگهداری شامل هزینه های مختلفی از جمله هزینه های نگهداری، بیمه، هزینه های جابجایی می باشد. به این دلایل، پیش‌بینی تقاضای قطعات یدکی یک فرآیند حیاتی برای بخش‌های تعمیر و نگهداری است. در این مطالعه، پیش‌بینی تقاضا برای یک قطعه یدکی حیاتی در شرکت چاپ و بسته بندی انجام شد. ابتدا مطالعات در زمینه مرتبط مورد بررسی قرار گرفت. سپس روش‌های طبقه‌بندی موجودی برای انتخاب قطعه یدکی حیاتی مورد بررسی قرار گرفت. یک قطعه یدکی برای پیش بینی تقاضا توسط تجزیه و تحلیل ABC انتخاب شد.

متغیرهای مورد استفاده در پیش بینی تقاضا عبارتند ازورودی ها تعداد دستگاه‌های چاپ فعال در خط تولید، تعداد تعمیر و نگهداری دوره ای، تعداد خرابی ها و MTBF، ساعت کارکرد، میزان سفارش، تعداد رنگ سفارشات، افزودنی های ترکیبی، متراژچاپ، جنس چاپ بوده و خروجی فقط مقدار تقاضای واقعی است.

مشاهده شده است که روش ANN پیش بینی های دقیق تری نسبت به روش رگرسیون خطی ایجاد می کند. پیش‌بینی ANNبیشترین دقت پیش‌بینی و کمترین انحراف را نشان می‌دهد. در نتیجه از آنجایی که دقت پیش‌بینی بالا است، شرکت می‌تواند با استفاده از این اطلاعات در هنگام سفارش قطعات یدکی، هزینه‌ها را کاهش دهد. در مطالعات آتی، عملکردها را می توان با استفاده از روش های دیگر پیش بینی مقایسه کرد. علاوه بر این، دقت پیش‌بینی را می‌توان با بررسی متغیرهای جدیدی که بر تقاضا تأثیر می‌گذارند افزایش داد.

مراجع

- میرزاآقابیک, حسن & ,عباس پور اسفدن, قنبر. (۱۴۰۰). رتبه بندی عوامل موثر بر کیفیت قطعات مکانیکی خودرو (موتور) از طریق رویکرد MCDMبا استفاده از تکنیک .DEMATEL *مدیریت کسب و کار*.578-564 ,(50) *13* ,

- Choi, B., & Suh, J. H. (2020). Forecasting Spare Parts Demand of Military Aircraft: Comparisons of Data Mining Techniques and Managerial Features from the Case of South Korea. In Sustainability (Vol. 12, Issue 15, p. 6045). MDPI AG. https://doi.org/10.3390/su12156045
- Hamzaçebi, C. (2007). Forecasting of Turkey’s net electricity energy consumption on sectoral bases. In Energy Policy (Vol. 35, Issue 3, pp. 2009–2016). Elsevier BV. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2006.03.014
- Khan, R. H., Ali, M., Farooquie, P., & Ullah Khan, W. (2023). Using inventory related performance measures in the analysis of a production/inventory flexible manufacturing system. In Materials Today: Proceedings. Elsevier BV. https://doi.org/10.1016/j.matpr.2023.04.254
- Joseph, R. V., Mohanty, A., Tyagi, S., Mishra, S., Satapathy, S. K., & Mohanty, S. N. (2022). A hybrid deep learning framework with CNN and Bi-directional LSTM for store item demand

forecasting. In Computers and Electrical Engineering (Vol. 103, p. 108358). Elsevier BV. https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2022.108358

- E. Oztemel, Yapay Sinir Ağları (2016)(Artificial Neural Networks), 4.Edition, Papatya Publishing House, Istanbul.
- Rinaldi, M., Fera, M., Macchiaroli, R., & Bottani, E. (2023). A new procedure for spare parts inventory management in ETO production: a case study. In Procedia Computer Science (Vol. 217, pp. 376–385). Elsevier BV. https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.12.233
- Serhatoglu, F.(2019). The importance of inventory management in health institu- tions: sample application in oral and dental health center. M.Sc. thesis, Istanbul Arel University, Istanbul, Turkey.
- Tanrıverdi, Y. (2010). Supply chain and application on stock management. M.Sc. thesis, Pamukkale University, Denizli, Turkey.
- Van der Auweraer.S, Boute.R. (2019), Forecasting spare part demand using service maintenance information, Int. J. Prod. Econ. 213 (2019) 138–149.
- Yuzuk, F., 2019. Multiple regression analysis and neural networks with Turkish energy demand forecast. M.Sc.thesis, Sivas Cumhuriyet University, Sivas, Turkey.
- Zhou, W.-Q., Chen, L., & Ge, H.-M. (2013). A multi-product multi-echelon inventory control model with joint replenishment strategy. In Applied Mathematical Modelling (Vol. 37, Issue 4, pp. 2039–2050). Elsevier BV. https://doi.org/10.1016/j.apm.2012.04.054
- Zhu, S., Dekker, R., van Jaarsveld, W., Renjie, R. W., & Koning, A. J. (2017). An improved method for forecasting spare parts demand using extreme value theory. In European Journal of Operational Research (Vol. 261, Issue 1, pp. 169–181). Elsevier BV. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.01.053