

# پیش‌بینی تقاضای محصولات در صنعت قطعات لاستیکی با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین (مورد مطالعه: شرکت پولاسا)

الهام عطائی

دانشجوی کارشناس ارشد مهندسی صنایع گرایش سیستم‌های تولید و خدمات، دانشگاه شهاب دانش، گروه مهندسی صنایع

دکتر مجید رضائی

استادیار گروه مهندسی صنایع، دانشکده صنایع، مدیریت و حسابداری، دانشگاه شهاب دانش

عابد باباخانزاده

دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر گرایش نرم افزار، دانشگاه شهاب دانش، گروه کامپیوتر

## چکیده

شرکت‌های عضو زنجیره تأمین جهت حذف هزینه اضافی انبارداری و نگهداری محصولات اضافی، سعی در پیش‌بینی تقاضای مشتریان دارند. اما اثر شلاقی که افزایش مقدار تقاضای مشتریان با گذر از هر عضو زنجیره تأمین است، این پیش‌بینی را به چالش می‌کشد. این پژوهش باهدف پیش‌بینی تقاضای محصولات در صنعت قطعات لاستیکی با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین انجام شد و عملکرد پیش‌بینی، توسط دو الگوریتم یادگیری ماشین هموارسازی نمایی سری زمانی با میانگین متحرک (EWMA) و میانگین متحرک یکپارچه رگرسیون خودکار (ARIMA) بررسی و مقایسه گردید. این پژوهش از نظر هدف کاربردی، از نظر ماهیت داده‌ها کمی و از حیث ماهیت مسئله پیش‌بینی می‌باشد و از نظر جمع‌آوری داده‌ها تاریخی - اسنادی بود. نمونه آماری این پژوهش شامل داده‌های تقاضای گروه محصولات شرکت پولاسا به صورت ماهانه از سال ۱۳۹۳ تا ۱۴۰۲ بود. روش نمونه‌گیری به صورت سرشماری انجام شد. مراحل انجام پیش‌بینی شامل جمع‌آوری و پیش‌پردازش داده‌ها، انتخاب و تنظیم پارامترهای مدل‌ها، آموزش مدل‌ها و ارزیابی عملکرد آن‌ها با استفاده از معیارهای مختلف مانند RMSE، MAE، SSE و AIC بود. برای آزمون فرضیه‌های تحقیق از بررسی و تحلیل آرشیو گذشته و بررسی و تحلیل اسناد و مدارک موجود و از روش‌های Exponential Smoothing و ARIMA و نرم‌افزارهای Python و VSCode استفاده شد. نتایج نشان داد که مدل‌های هموارسازی نمایی سری زمانی با میانگین متحرک (EWMA) در مقایسه با مدل‌های میانگین متحرک یکپارچه رگرسیون خودکار (ARIMA) عملکرد بهتری داشته‌اند و توانسته‌اند مقادیر پیش‌بینی را بادقت، کارایی و انعطاف‌پذیری بیشتر و خطای کمتر ارائه دهند. نتایج این پژوهش می‌تواند به شرکت‌ها کمک کند تا تقاضای آینده را بادقت بیشتری پیش‌بینی کرده و تصمیمات بهتری در زمینه تولید و موجودی اتخاذ کند که این امر می‌تواند به کاهش هزینه‌ها و افزایش بهره‌وری منجر شود.

**واژگان کلیدی:** پیش‌بینی تقاضا، قطعات لاستیکی، یادگیری ماشین

## مقدمه

شرکت‌ها در محیط پیچیده و متغیری فعالیت می‌کنند که در این شرایط، برای دستیابی به اهداف خود و کاهش اثر نامطلوب نوسانات، برای مدیریت ریسک‌هایی که با آن مواجه‌اند، اهمیت زیادی قائل هستند (استادی و تدریسی پژوه، ۱۳۹۸). برای این شرکت‌ها جدی‌ترین ریسک‌ها، ریسک‌های مالی و ریسک‌های اقتصادی هستند. اگر شرکت‌ها ریسک‌های مالی و اقتصادی را شناسایی نکنند و استراتژی مدیریت ریسک را اعمال نکنند، پایداری آنها تحت تأثیر قرار می‌گیرد (Olah et al, 2019). در این میان یکی از عوامل مورد نظر پیش‌بینی تقاضا تحت مباحث برنامه‌ریزی تولید است. عدم قطعیت از عوامل اقتضایی است که بنگاه‌ها با طیف وسیعی از انواع مختلف آن مواجه هستند. سازمان‌ها در هنگام برنامه‌ریزی تولید با انواع مختلف عدم قطعیت مواجه هستند (رضوی حاج‌آقا و همکاران، ۱۳۹۲).

برنامه‌ریزی تولید در مورد همه سطوح تولیدی، برای هر نوع محصول، برای روبه‌رو شدن با تغییرات و نوسان‌های تقاضا در آینده و هم‌چنین، در مورد نیروی کار، اضافه‌کاری، سفارش‌های تأخیر شده، پیمانکاری و موجودی‌ها سیاست‌گذاری و تصمیم‌گیری می‌کند (Jamalnia and Soukhakian, 2009). هدف اکثر برنامه‌ریزی‌های تولید، حداکثر کردن سود یا حداقل نمودن هزینه است. این موارد به کمک یک تابع هدف در برنامه‌ریزی خطی فرمول‌بندی می‌شود (Mula and Poler, 2006). پیش‌بینی تقاضا در چرخه نهایی هر صنعتی و برای ارزیابی الزامات و احتیاجات ظرفیت آتی یا تصمیم‌گیری در مورد وارد شدن به بازار جدید استفاده می‌شود (Sharma and Sharma, 2015).

روش‌های پیش‌بینی بسته به عواملی از قبیل افق زمانی پیش‌بینی، در دسترس بودن داده، دقت مورد نیاز، بودجه مورد نیاز و وجود نیروی انسانی متخصص، بسیار متنوع هستند (کریمی و جنابی، ۱۳۹۲).

روش‌های پیش‌بینی تقاضا در زنجیره تأمین به دودسته سنتی و جدید تقسیم می‌شود که روش‌های سنتی معمولاً مبتنی بر پیش‌بینی تقاضای آینده بر اساس تقاضای دوره‌های قبل با استفاده از روش‌های جبری است در حالی که در روش‌های جدید از تکنیک‌های یادگیری ماشین برای پیش‌بینی میزان تقاضای واقعی مشتریان استفاده می‌شود. روش‌های هموارسازی نمایی به داده‌های گذشته متکی هستند، به‌طوری‌که مشاهدات جدیدتر وزن بیشتری نسبت به مشاهدات قدیمی دارند. از مزایای استفاده از هموارسازی نمایی سری زمانی با میانگین متحرک می‌توان به سادگی و سرعت انجام محاسبات اشاره کرد. در این پژوهش عملکرد پیش‌بینی، توسط دو الگوریتم یادگیری ماشین EWMA<sup>۱</sup> و ARIMA<sup>۲</sup> بررسی و مقایسه خواهد شد.

با پیشرفت‌های اخیر در هوش مصنوعی، تکنیک‌های جدیدی برای پیش‌بینی ارائه شده است که نسبت به تکنیک‌های سنتی، از دقت بالاتری برخوردار هستند. رایج‌ترین این تکنیک‌ها، الگوریتم‌های شبکه عصبی است که کاستی‌هایی مانند نیاز به پارامترهای کنترلی زیاد، دشواری رسیدن به نتیجه‌ای پایدار و خطر برازش بیش از حد، دارد (Chang et al, 2015). هدف هوش مصنوعی، عمدتاً ساختن عامل هوشمندی است که عملیاتی عمل کند. الگوریتم‌های یادگیری ماشین این هدف را دنبال می‌کنند (البرزی و خانی، ۱۳۹۷).

<sup>1</sup> Exponentially Weighted Moving Average

<sup>2</sup> Autoregressive integrated moving average

استفاده از شبکه عصبی در پیش‌بینی تقاضا بر بسیاری از این محدودیت‌ها غلبه می‌کند. موفقیت شبکه‌های عصبی در حوزه اقتصاد مالی، توجه متخصصین را به خود جلب کرده و پژوهش در زمینه استفاده از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی مدل‌سازی در اقتصاد در دهه ۹۰ آغاز شد (اصیلی، ۱۳۹۹).

مدل شبکه عصبی مصنوعی مدل ساده شده‌ای از یک سیستم مرکزی است که ساختار مغز انسان را الگو قرار می‌دهد و با استفاده از ساختار محاسباتی پیچیده ارتباط درون نرون‌ها، توانایی واکنش به تغییرات و تطابق با محیط داده‌ها را به وجود می‌آورد شبکه عصبی مصنوعی با پردازش داده‌های موجود، دانش یا قوانین نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کند و بر اساس محاسبات بر روی داده‌های عددی، قوانین کلی را فرامی‌گیرد. نگرش نوین در مورد کارکرد مغز ماحصل تفکراتی بود که در اوایل قرن بیستم توسط راپون سیگال در مور ساختار مغز به‌عنوان اجتماعی از اجزای محاسباتی کوچک به نام نرون شکل گرفت (جلائی و همکاران، ۱۳۸۹). در حقیقت شبکه‌های عصبی مصنوعی از عناصر عملیاتی ساده‌ای ساخته می‌شوند که به‌صورت موازی در کنار یکدیگر عمل می‌کنند. این عناصر که از سیستم‌های عصبی زیستی الهام گرفته شده‌اند، در تلاش‌اند که به‌صورت ناپارامتریک، مغز انسان را شبیه‌سازی نمایند (Cadenas and River, 2010).

از جمله راه‌حل‌های کاهش هزینه‌های زنجیره تأمین، افزایش دقت پیش‌بینی تقاضا به کمک روش‌های جدید آماری است. روش‌های سنتی پیش‌بینی تقاضا علاوه بر دقت پایین، مشکلات دیگری نیز برای سازمان‌ها به وجود می‌آورند (Simchi-Levi, 2004). در همین راستا، یکی از مدل‌های پیش‌بینی تقاضا مبتنی بر داده‌های سری‌های زمانی در روش آماری است. سری زمانی به‌عنوان ابزاری قدرتمند برای توصیف سیستم‌های پیچیده در نظر گرفته شده و از آن در بسیاری از مطالعات همچون خوشه‌بندی بازشناخت الگو، طبقه‌بندی و پیش‌بینی استفاده شده است (Wang etl, 2018).

در زمینه مدل‌سازی سری‌های زمانی، روش‌های متفاوتی مورداستفاده قرار می‌گیرند. مدل‌های سنتی مانند میانگین متحرک، هموارسازی نمایی و خودرگرسیو میانگین متحرک انباشته پیش‌بینی آینده را به روابط خطی از گذشته محدود می‌نمایند، از این مدل‌ها به دلیل سادگی در فهم و کاربرد در دهه‌های اخیر بسیار استفاده شده است (محمدی و همکاران، ۱۳۹۷).

هموارسازی نمایی نیز یکی از معمول‌ترین روش‌ها به حساب می‌آید. بررسی مروری ۳۳ تحقیق در خصوص بهره‌گیری از فنون پیش‌بینی، در عمل حاکی از آن است که کاربران با روش‌های ساده‌تر پیش‌بینی همچون میانگین متحرک، رگرسیون و هموارسازی نمایی آشناتر بوده و رضایت آنها نیز بیشتر است. به طور متقابل، کمتر با روش‌های پیچیده‌تری چون باکس-جنکینز آشنا بوده و در عمل از آنها بهره می‌برند (یوسفی زنوز و منهاج، ۱۳۹۰).

این پیش‌بینی تنها یک مجموع وزنی بین آخرین مشاهده  $X_t$  و پیش‌بینی دوره ماقبل آخر  $F_t$  می‌باشد. در این روش تقاضای دوره بعد، با استفاده از رابطه ۱، برآورد می‌گردد که در آن  $0 < a < 1$  ثابت هموارسازی نامیده می‌شود.

$$F_{t+1} = ax_t + (1-a) F_t \quad \text{رابطه (۱)}$$

به دلیل وجود این روابط بازگشتی بین  $F_t$  و  $F_{t+1}$ ، به‌صورت دیگری نیز مشابه رابطه شماره ۲، نمایش داد. واضح است که در این شرک از بیان رابطه، هموارسازی نمایی بیشترین وزن را به  $X_t$  و وزن‌های کمتری را به مشاهدات قبل‌تر اختصاص می‌دهد. علاوه بر آن، این رابطه به این دلیل که، نیاز به نگهداری داده‌های قبل از دوره  $t$  ندارد، در برآورد تقاضای دوره بعد، روش ساده‌ای خواهد بود.

$$F_{t+1} = \alpha x_t + \alpha(1-\alpha)x_{t-1} + \alpha(1-\alpha)^2 x_{t-2} + \dots \quad \text{رابطه (۲)}$$

تمامی آنچه که مورد نیاز است  $X_t$  و پیش‌بینی قبلی  $F_t$  می‌باشد. رابطه هموارسازی نمایی را به صورت دیگری مشابه رابطه شماره ۳، می‌توان بیان نمود:

$$F_{t+1} = F_t + a(x_t - F_t) \quad \text{رابطه (۳)}$$

این رابطه نشان می‌دهد که پیش‌بینی برای دوره  $t+1$  برابر مجموع پیش‌بینی دوره ماقبل آخر  $t$  و حاصل ضرب خطای پیش‌بینی در دوره  $t$  در یک ضریب تنزیل  $a$  می‌باشد (Hillier and Lieberman, 2001).

پژوهش‌های متعددی در داخل و خارج از کشور در حوزه مرتبط با پژوهش جاری صورت گرفته است. جدول ۱ اهم موارد را به طور خلاصه نشان داده است:

محقق	عنوان	مدل	نتیجه
پیشینه داخلی			
پیرکازمی و همکاران (۱۳۸۴)	مطالعه تطبیقی روش‌های و غیرخطی ARIMA خطی شبکه‌های عصبی فازی در پیش‌بینی تقاضای اشتراک گاز شهری	و شبکه‌های عصبی ARIMA فازی	شبکه‌های عصبی فازی در تمامی شش معیار برتری ARIMA ارزیابی عملکرد، بر روش داشته است.
یوسفی زنوز و منهای (۱۳۹۰)	تأثیر سیستم پیش‌بینی تقاضای متلاطم بر اثر شلاقی در زنجیره تأمین	-	کاربران روش‌های ساده‌تر پیش‌بینی همچون میانگین متحرک، رگرسیون و هموارسازی نمایی. آشناتر بوده و رضایت آنها نیز بیشتر است
مومنی و همکاران (۱۳۹۲)	طراحی مدل پیش‌بینی تقاضا در صنعت کاشی و سرامیک	الگوریتم‌های آنالیز مؤلفه‌های مستقل، یادگیری منیفلد، خوشه‌بندی کامینز و رگرسیون بردار پشتیبان	نتایج به دست آمده از طریق پیش‌بینی فروش با مدل پیشنهادی، به دلیل کاهش خطاهای عمومی و خطاهای نمونه در مقایسه با مدل‌های سنتی پیش‌بینی، از دقت بالاتری برخوردار می‌باشد.



شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند دقیق‌تر پیش‌بینی کند درحالی‌که ماشین بردار پشتیبانی سریع‌تر است.	شبکه عصبی مصنوعی	پیش‌بینی تقاضا در زنجیره تأمین با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین (مورد مطالعه: زنجیره تأمین شرکت ایران خودرو)	شفیعی نیک‌آبادی و عظیمی (۱۳۹۴)
یکی از اهداف ساختن یک الگوی مناسب برای یک سری زمانی این است که بتوانیم مقدار آینده سری را نیز باتوجه به اطلاعات گذشته آن پیش‌بینی کنیم.	روش آریمما و روش هموارسازی نمایی	پیش‌بینی نقدینگی بر اساس برآورد نقطه‌ای و بازه‌ای روش آریمما و مقایسه آن با روش هموارسازی نمایی دوگانه	احمدی شالی و وصفی (۱۳۹۶)
شبکه عصبی مصنوعی قدرت پیش‌بینی روابط غیرخطی متفاوتی را داراست و کاملاً انعطاف‌پذیر عمل می‌نماید.	و شبکه عصبی ARIMA	پیش‌بینی دامنه تغییرات طلا با استفاده از مدل ترکیبی و شبکه عصبی ARIMA	محمدی و همکاران (۱۳۹۷)
یادگیری ماشین شاخه‌ای از علم کامپیوتر محسوب می‌شود که در آن با کمک مجموعه‌ای از نمونه پدیده‌های مختلف، الگوریتم‌های سودمندی ساخته شده است.	-	کتاب درس‌نامه یادگیری ماشین	اسماعیلی و اکبری (۱۳۹۸)
یافته‌های پژوهش بر اساس تقاضاهای قبلی فرآورده‌های خونی نشان می‌دهد که بهترین مدل شبکه عصبی به‌منظور پیش‌بینی تقاضا، دارای دو تأخیر و پنج نورون در لایه پنهان می‌باشد.	شبکه عصبی مصنوعی	پیش‌بینی تقاضای فرآورده‌های بانک خون با استفاده از شبکه‌های عصبی	مسلمی و همکاران (۱۴۰۰)

معلم و همکاران (۱۴۰۲)	یک رویکرد پیش‌بینی بلندمدت تقاضا در زنجیره تأمین انرژی صنایع سنگ آهن الکتریکی اسپیدان اصفهان	ترکیب تبدیل موجه، شبکه عصبی مبتنی بر یادگیری عمیق و در نهایت ادغام (LSTM) نتایج با تکنیک داده‌کاوی مبتنی بر ماشین یادگیری	نتایج حاصل از ۱۰ تکرار روش‌های ماشین یادگیری شدید نشان می‌دهد که تکنیک از با سطح اطمینان بالای ۹۵٪ (RELM) سایر روش‌های یادگیری ماشین مؤثرتر و نتایج دقیق‌تری دارد.
پیشینه خارجی			
دو و همکاران (۲۰۲۰)	مطالعه تطبیقی رویکردهای میانگین متحرک وزنی نمایی برای پیش‌بینی خود شروع شونده	فرایند پیش‌بینی خود شروع شونده با استفاده از روش‌های میانگین متحرک وزن دار نمایی	روش میانگین متحرک وزن دار نمایی برای فرایند پیش‌بینی خود شروع شونده بهتر عمل می‌کند.
سیناگا و ابرواتی (۲۰۲۰)	پیش‌بینی تقاضای عرضه مواد یکبار مصرف پزشکی با روش هموارسازی میانگین متحرک و نمایی	روش هموارسازی میانگین متحرک و تک نمایی	روش هموارسازی نمایی با مقدار کمتر بهترین گزینه برای پیش‌بینی تقاضای RMSE عرضه مواد یکبار مصرف پزشکی است.
رستیان و همکاران (۲۰۲۱)	تجزیه و تحلیل پیش‌بینی دارو با میانگین متحرک و رویکرد هموارسازی تک نمایی	میانگین متحرک و هموارسازی تک نمایی	نتایج نشان داد هر دو روش اندازه‌گیری خطای کمی دارند.
وفورا - نینکه و بریگز (۲۰۲۲)	پیش‌بینی تقاضا در زنجیره تأمین آب معدنی با استفاده از مدل‌های پیش‌بینی سری زمانی کلاسیک	میانگین متحرک، میانگین متحرک وزنی، هموارسازی نمایی، هموارسازی نمایی تعدیل‌شده، روند خطی، مدل هولت و مدل وینتر	روش پیش‌بینی هموارسازی نمایی بالاترین را داشت که آن را به روش MAD مقدار پیش‌بینی با کمترین دقت برای پیش‌بینی تبدیل کرد. CI تقاضای آب معدنی ۵۰
پریرا و سرکیرا (۲۰۲۲)	پیش‌بینی تقاضای هتل برای مدیریت درآمد با استفاده از روش‌های رگرسیون یادگیری ماشین	یک رویکرد جدید روش‌های یادگیری ماشین مبتنی بر داوری	روش‌های یادگیری ماشینی پیشنهادی از روش‌های سنتی پیش‌بینی تقاضای هتل بهتر عمل می‌کنند.
تورکولاین و همکاران (۲۰۲۲)	یک روش مستقل قوی برای پیش‌بینی تقاضای خون	اتورگرسیو	تغییر در رفتار سیگنال تقاضا از تصادفی به فصلی بر عملکرد نسبی روش‌ها تأثیر می‌گذارد.

نتایج به‌دست‌آمده توسط الگوریتم یادگیری تقویتی نشان‌دهنده ارزیابی کارایی کلی تجهیزات در مورد بازده کوتاه‌مدت و بلندمدت، به ترتیب ۹۵.۱۹٪ و ۸۳.۳۷٪ می‌باشد.	الگوریتم یادگیری تقویتی مبتنی بر ارزیابی هوشمند	مدل نگهداری پیشگیرانه با استفاده از الگوریتم یادگیری تقویتی در صنعت لاستیک	سنتیل و سودهاکارا (۲۰۲۲)
RMSE مدل ۹ لایه بهترین پیش‌بینی را با ۰/۴۱۳ و نرخ دقت ۹۵.۸۸ MAPE ۲/۴۱۲، درصد ارائه می‌دهد.	مدل‌های پیش‌بینی با حافظه LSTM بلندمدت ( )	پیش‌بینی قیمت ورق لاستیکی دودی بر اساس مدل یادگیری عمیق با حافظه کوتاه‌مدت	فوکساوات و همکاران (۲۰۲۳)
تجزیه و تحلیل حساسیت دقیق برای تعیین فرآیندهای با بهترین عملکرد انجام شد و عملکرد پیش‌بینی به‌عنوان میانگین درصد مطلق خطا بیان می‌شود. نتایج به‌دست‌آمده نتایج موجود را بهبود بخشید.	شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون فرایند گاوسی و رگرسیون بردار پشتیبان	مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر هوش مصنوعی برای ترکیبات لاستیک	اوروک و کیراز (۲۰۲۳)
مدل هموارسازی نمایی بهترین مدل پیش‌بینی برای به‌حداقل‌رساندن خطای پیش‌بینی در این پژوهش در نظر گرفته شد.	مدل میانگین متحرک و مدل هموارسازی نمایی	پیش‌بینی روند داده‌های فروش صنعت شیرینی‌پزی با استفاده از مدل‌های هموارسازی نمایی و میانگین متحرک	کظیم و همکاران (۲۰۲۳)
روش هموارسازی تک نمایی به‌عنوان بهترین روش با دقیق‌ترین نتایج با خطای کمتر ۵.۴۸۱ درصد به دست آمد.	روش‌های میانگین متحرک، میانگین متحرک وزنی و هموارسازی نمایی	استفاده از روش‌های میانگین متحرک، میانگین متحرک وزنی و هموارسازی نمایی برای Boy پیش‌بینی تقاضا Delivery	الکس و رحماواتی (۲۰۲۳)

جدول ۱ - پیشینه تحقیقات مرتبط

سوال اصلی پژوهش جاری این است که در بین روش‌های پیش‌بینی تقاضای مشتریان در زنجیره تأمین مبتنی بر یادگیری ماشین (ARIMA و EWMA) کدام یک از کارایی بهتری برخوردارند؟

از لحاظ حوزه اجرا یا قلمرو مکانی، این تحقیق می‌تواند یکی از اولین تلاش‌ها برای استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی تقاضای قطعات لاستیکی در ایران باشد.

## روش پژوهش

به منظور تحقق اهداف پژوهش گام‌های زیر طی شده است:

## گام ۱: جمع‌آوری داده‌ها

نظر به اهمیت دقت مدل‌ها کافی است بدانیم داده‌های ناقص یا نادرست می‌توانند منجر به مدل‌های غیرقابل اعتماد و پیش‌بینی‌های نادرست شوند. هم‌چنین جمع‌آوری داده‌ها از منابع مختلف و متنوع می‌تواند به مدل کمک کند تا الگوهای مختلف و روابط پیچیده بین متغیرها را شناسایی کند. هم‌چنین از نظر اهمیت حجم داده‌ها بایستی اشاره کرد، مدل‌های یادگیری ماشین به حجم بالایی از داده‌ها نیاز دارند تا بتوانند به‌خوبی الگوها را تشخیص دهند و پیش‌بینی‌های دقیقی انجام دهند.

در این گام داده‌های تاریخی فروش محصولات شرکت پولاسا جمع‌آوری و بررسی می‌شوند. تقاضای ماهانه محصولات شرکت پولاسا از سال ۱۳۹۳ تا سال ۱۴۰۲ بر اساس پایگاه داده و داده‌های ثبتی این شرکت به صورت تمام شماری مورد آزمون قرار گرفته‌اند. داده‌های استفاده شده شامل اطلاعات تقاضای ماهانه برای محصولات مختلف است. این داده‌ها به صورت روزانه در تاریخ‌های شمسی ثبت شده‌اند و شامل کد محصول، سال، ماه و تعداد تقاضا می‌باشد.

## گام ۲: بررسی و پیش‌پردازش داده‌ها

این گام شامل پاکسازی داده‌ها، نرمال‌سازی<sup>۳</sup>، استانداردسازی داده‌ها<sup>۴</sup> و تبدیل و دسته‌بندی داده‌ها است.

پاک‌سازی داده‌ها شامل شناسایی و اصلاح خطاها و نواقص در داده‌ها است. این مرحله شامل حذف داده‌های نادرست یا نویزی، تکمیل مقادیر گم‌شده و شناسایی و اصلاح خطاها است. استانداردسازی برای مدل‌هایی مانند رگرسیون خطی و SVM که به توزیع داده‌ها حساس هستند، مفید است. در نرمال‌سازی داده‌ها نیز مقادیر تقاضا نرمال‌سازی شده‌اند تا مقیاس‌های بزرگ مقادیر تأثیری بر عملکرد مدل نداشته باشند. این روش داده‌ها را به یک محدوده مشخص (معمولاً ۰ تا ۱) تبدیل می‌کند. نرمال‌سازی به ویژه برای مدل‌هایی مانند شبکه‌های عصبی که به مقیاس داده‌ها حساس هستند، مفید است. هم‌چنین داده‌های گم‌شده شناسایی و اصلاح شده‌اند تا مدل بتواند با داده‌های کامل‌تری آموزش ببیند. تبدیل و دسته‌بندی داده‌ها نیز شامل تبدیل فرمت و بازه بندی‌های مربوط به داده‌های تحقیق است.

## گام ۳: تقسیم داده‌ها به مجموعه‌های آموزشی<sup>۵</sup> و آزمایشی<sup>۶</sup>

گام سوم به تقسیم داده‌ها به مجموعه‌های آموزشی (Train) و آزمایشی (Test) اختصاص دارد که یکی از مراحل اساسی در فرایند ساخت و ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین است. این تقسیم‌بندی به ما کمک می‌کند تا مدل‌های خود را آموزش دهیم و سپس عملکرد آن‌ها را با داده‌های جدید و دیده نشده ارزیابی کنیم. گام سوم به دلایل مختلفی مهم است: ارزیابی عملکرد مدل: با استفاده از داده‌های آزمایشی که در فرایند آموزش مدل استفاده نشده‌اند، می‌توانیم عملکرد واقعی مدل را ارزیابی کنیم و از این طریق از دقت و تعمیم‌پذیری مدل اطمینان حاصل کنیم.

<sup>3</sup> Normalization

<sup>4</sup> Standardization

<sup>5</sup> Train

<sup>6</sup> Test



پس از تقسیم داده‌ها، مدل با استفاده از مجموعه آموزشی آموزش داده می‌شود و سپس با مجموعه آزمایشی ارزیابی می‌گردد. معیارهای مختلفی برای ارزیابی عملکرد مدل وجود دارد، مانند دقت، فراخوانی، دقت پیش‌بینی، و امتیاز F1. این معیارها به ما کمک می‌کنند تا عملکرد مدل را به صورت جامع‌تری ارزیابی کنیم.

جلوگیری از بیش برآزش<sup>۷</sup>: استفاده از مجموعه آزمایشی به ما کمک می‌کند تا بفهمیم آیا مدل ما فقط روی داده‌های آموزشی خوب عمل می‌کند یا قادر است روی داده‌های جدید و نادیده هم عملکرد خوبی داشته باشد. این کار از بیش برآزش مدل جلوگیری می‌کند.

#### گام ۴: ساخت مدل یادگیری ماشین

در گام چهارم یا همان ساخت مدل یادگیری ماشین با پایتون برای دو روش ((Arima, Exponential Smoothing (EWMA)) مدل‌های یادگیری ماشین برای پیش‌بینی تقاضای محصولات با استفاده از زبان برنامه‌نویسی پایتون ایجاد می‌شوند. هدف از این گام، پیاده‌سازی و ارزیابی دو مدل ARIMA و Exponential Smoothing (EWMA) برای پیش‌بینی تقاضا است. به منظور دستیابی به این هدف، مراحل زیر انجام شد:

##### • ساخت مدل ARIMA :

- آموزش مدل ARIMA با استفاده از داده‌های آموزشی.
- ارزیابی مدل با استفاده از داده‌های آزمایشی و معیارهای ارزیابی مانند RMSE و MAE.

##### • ساخت مدل Exponential Smoothing (EWMA) :

- انتخاب پارامترهای مناسب برای مدل Exponential Smoothing (EWMA)
- آموزش مدل با استفاده از داده‌های آموزشی.
- ارزیابی مدل با استفاده از داده‌های آزمایشی و معیارهای ارزیابی.

در این گام از زبان برنامه‌نویسی پایتون و کتابخانه‌های مختلف مانند pandas برای پردازش داده‌ها، statsmodels برای ساخت مدل ARIMA و کتابخانه‌های دیگری همچون numpy و matplotlib برای تحلیل و مصورسازی داده‌ها استفاده شده است.

#### گام ۵: اجرای برنامه و ساخت تمام مدل‌های ممکن بر اساس تمام پارامترها

در گام پنجم یعنی اجرای برنامه و ساخت تمام مدل‌های ممکن بر اساس تمام پارامترها، هدف اجرای برنامه و ایجاد تمام مدل‌های ممکن بر اساس ترکیب‌های مختلف پارامترها است. این مرحله شامل تنظیم پارامترها، اجرای مدل‌ها، و ارزیابی نتایج به منظور انتخاب بهترین مدل است. به منظور انجام این کار، مراحل زیر انجام می‌پذیرد:

##### ۱- تنظیم پارامترها

برای ایجاد تمام مدل‌های ممکن، ابتدا باید پارامترهای مختلف برای هر مدل را تعیین کنیم. در این پروژه، دو مدل ARIMA و Exponential Smoothing (EWMA) مورد استفاده قرار می‌گیرند.

##### الف- پارامترهای مدل ARIMA :

p: تعداد مشاهدات در مدل AR

<sup>7</sup> Overfitting

d: تعداد تفاوت‌ها برای ثابت‌سازی سری زمانی

q: تعداد مشاهدات در مدل MA

ب- پارامترهای مدل Exponential Smoothing (EWMA):

```
trend = ['add', 'mul', None]
damped = [True, False]
seasonal = ['add', 'mul', None]
seasonal_periods = [3,4,6,9,12]
initial_method_expo = [None, 'estimated', 'heuristic', 'legacy-heuristic']
boxcox = [True, False]
```

## ۲- اجرای مدل‌ها

برای اجرای مدل‌ها، از زبان برنامه‌نویسی پایتون و نرم‌افزار VSCode استفاده شده و تمامی مدل‌ها ساخته می‌شوند.

## گام ۶: محاسبه خطا و انتخاب بهترین پارامترها برای هر معیار

در این گام، هدف ما محاسبه خطاهای پیش‌بینی برای هر مدل و انتخاب بهترین پارامترها بر اساس معیارهای مختلف است. معیارهای ارزیابی شامل RMSE<sup>۸</sup> و MAE<sup>۹</sup> می‌باشند. سپس بر اساس این معیارها، بهترین مدل‌ها را انتخاب خواهیم کرد. با محاسبه خطاهای پیش‌بینی برای هر مدل و هر ترکیب از پارامترها، می‌توان بهترین مدل را بر اساس معیارهای RMSE و MAE انتخاب کرد. این فرایند تضمین می‌کند که مدل انتخابی دارای بالاترین دقت و کارایی است و می‌تواند پیش‌بینی‌های دقیقی برای تقاضای محصولات انجام دهد.

## گام ۷: ساخت بهترین مدل انتخاب شده با بهترین پارامترها و اجرای پیش‌بینی

در این مرحله، هدف ما ساختن بهترین مدل انتخاب شده بر اساس پارامترهای بهینه‌ای است که در گام قبلی شناسایی شدند، و سپس اجرای پیش‌بینی با استفاده از این مدل برای داده‌های جدید است. این گام شامل مراحل زیر می‌شود: انتخاب مدل و پارامترهای بهینه: در گام ششم، مدل‌ها بر اساس معیارهای مختلف خطا ارزیابی و بهترین پارامترها برای هر مدل شناسایی شدند. در این مرحله، این پارامترهای بهینه برای ساختن مدل نهایی مورد استفاده قرار می‌گیرند. آموزش مدل با داده‌های آموزشی: بهترین مدل انتخاب شده با استفاده از داده‌های آموزشی ساخته و آموزش داده می‌شود. این شامل تنظیم مدل با پارامترهای بهینه و اجرای فرایند آموزش است تا مدل بتواند الگوهای موجود در داده‌های آموزشی را یاد بگیرد. اجرای پیش‌بینی برای داده‌های آزمایشی و جدید: پس از آموزش مدل، از آن برای پیش‌بینی مقادیر در داده‌های آزمایشی استفاده می‌شود. همچنین، مدل می‌تواند برای پیش‌بینی تقاضا در دوره‌های زمانی آینده که داده‌های آن‌ها در دسترس نیست، مورد استفاده قرار گیرد.

<sup>۸</sup> Root Mean Square Error

<sup>۹</sup> Mean Absolute Error

ارزیابی عملکرد مدل نهایی: عملکرد مدل نهایی با استفاده از داده‌های آزمایشی و معیارهای ارزیابی مانند  $RMSE^{10}$  و  $MAE^{11}$  ارزیابی می‌شود تا اطمینان حاصل شود که مدل به خوبی پیش‌بینی می‌کند.

- ریشه میانگین مربعات خطاها: بر اساس رابطه (۴) این معیار محاسبه می‌شود که در آن  $n$  تعداد مشاهدات است.  $RMSE$  به دلیل استفاده از مربعات خطاها، به خطاهای بزرگ حساس‌تر است و تأثیر بیشتری بر مقدار نهایی معیار دارد. این امر باعث می‌شود که مدل‌هایی که خطاهای بزرگی تولید می‌کنند، مقدار  $RMSE$  بیشتری داشته باشند.

$$\sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{1}{n} (\hat{y}_i - y_i)^2} = RMSE \quad \text{رابطه (۴)}$$

- میانگین مطلق خطاها: یکی از ساده‌ترین و پرکاربردترین معیارهای ارزیابی دقت مدل‌های پیش‌بینی است. این معیار به صورت میانگین قدرمطلق اختلاف بین مقادیر واقعی ( $y_i$ ) و مقادیر پیش‌بینی شده ( $\hat{y}_i$ ) تعریف می‌شود (رابطه (۵)):

$$\sum_{i=1}^n \frac{1}{n} |\hat{y}_i - y_i| = MAE \quad \text{رابطه (۵)}$$

که در آن  $n$  تعداد مشاهدات است.

دو معیار دیگر نیز عبارتند از:

- مجموع مربعات خطاها ( $SSE^{12}$ ): این معیار مطابق رابطه (۶) تعریف می‌شود، که در آن مقادیر واقعی ( $y_i$ ) و مقادیر پیش‌بینی شده ( $\hat{y}_i$ ) برای هر مشاهده  $I$  هستند.  $SSE$  میزان کل انحراف مقادیر پیش‌بینی شده از مقادیر واقعی را با جمع کردن مربع‌های این انحرافات اندازه‌گیری می‌کند. معیار  $SSE$  به دلیل استفاده از مربعات خطاها، به خطاهای بزرگ حساس‌تر است و تأثیر بیشتری بر روی مقدار نهایی دارد. این امر باعث می‌شود که مدل‌هایی با خطاهای بزرگ کمتر ترجیح داده شوند.

$$\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 = SSE \quad \text{رابطه (۶)}$$

معیار اطلاعات آکایکه ( $AIC^{13}$ ): این معیار (برای ارزیابی مدل‌ها و انتخاب بهترین مدل با در نظر گرفتن پیچیدگی مدل استفاده می‌شود و بر اساس رابطه (۷) محاسبه می‌شود که در آن  $k$  تعداد پارامترهای مدل و  $L$  مقدار تابع درست‌نمایی (likelihood) مدل است. مقدار کمتر  $AIC$  نشان‌دهنده مدل بهتری است که با داده‌ها تناسب بیشتری دارد و پیچیدگی کمتری دارد. معیار  $AIC$  به منظور انتخاب مدل بهینه با توجه به پیچیدگی مدل و تناسب آن با داده‌ها طراحی شده است. این معیار علاوه بر دقت پیش‌بینی،

<sup>10</sup> Root Mean Squared Error

<sup>11</sup> Mean Absolute Error

<sup>12</sup> Sum of Squared Errors

<sup>13</sup> Akaike Information Criterion

تعداد پارامترهای مدل را نیز در نظر می‌گیرد و به مدل‌هایی که با تعداد پارامترهای کمتر همان دقت را فراهم می‌کنند، اولویت می‌دهد.

$$\ln(L) 2 - 2k = AIC$$

رابطه (۷)

### گام ۸: مقایسه دو روش ARIMA و EWMA با بررسی خطا و انتخاب بهترین مدل

در این مرحله، هدف مقایسه عملکرد دو روش مختلف پیش‌بینی تقاضا، یعنی ARIMA و EWMA، بر اساس معیارهای ارزیابی مختلف است. با این مقایسه می‌توان بهترین مدل را بر اساس دقت و کارایی آن انتخاب کرد. مراحل این گام به شرح زیر است: جمع‌آوری نتایج مدل‌ها:

نتایج پیش‌بینی‌های هر دو مدل ARIMA و EWMA که در گام‌های قبلی ساخته شده‌اند، جمع‌آوری می‌شوند. این نتایج شامل مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی برای دوره‌های آزمایشی است.

محاسبه معیارهای خطا: معیارهای خطا برای هر دو مدل محاسبه می‌شوند. این معیارها شامل RMSE ریشه میانگین مربعات خطا، MAE میانگین قدرمطلق خطا، هستند. این معیارها به ما کمک می‌کنند تا میزان دقت و کارایی هر مدل را ارزیابی کنیم.

مقایسه مدل‌ها بر اساس معیارهای خطا: مقادیر معیارهای خطا برای هر دو مدل ARIMA و EWMA مقایسه می‌شوند. مدلی که کمترین مقادیر خطا را در اکثر معیارها دارد، به عنوان مدل بهتر شناخته می‌شود.

انتخاب بهترین مدل: بر اساس نتایج مقایسه، مدلی که بهترین عملکرد را از نظر معیارهای خطا داشته باشد، به عنوان مدل نهایی انتخاب می‌شود. این مدل می‌تواند به عنوان مدل مرجع برای پیش‌بینی‌های آینده استفاده شود.

در این پژوهش از روش‌های Exponential smoothing و ARIMA و نرم‌افزارهای Python و VSCode استفاده شد.

### یافته‌ها

با شرح گام‌های فوق، نتایج مقایسه و انتخاب مدل به صورت جامع تحلیل می‌شوند. دلایل برتری یک مدل نسبت به مدل دیگر بررسی می‌شوند و این تحلیل‌ها به تصمیم‌گیران کمک می‌کند تا درک بهتری از کارایی و دقت مدل‌ها داشته باشند.

در این پژوهش برای پیش‌بینی از تقاضای خانواده شیلنگ‌های رادیاتور، بخاری، هیدرولیک، قالباق سوپاپ و شیلنگ‌های طول (با کد محصول ۳۱۳۰۱-۳۱۳۰۲-۳۱۱۰۳-۳۱۱۰۴-۳۴۸۹۸) از سال ۱۳۹۳ تا ۱۴۰۲ استفاده شده است. برای نمونه جدول ۲ نشان دهنده

تقاضا برای کد ۳۱۳۰۲ به صورت زیر می‌باشد:

سال ماه	Code	1393	1394	1395	1396	1397	1398	1399	1400	1401	1402
1	31302	0	0	4,050	250	0	600	0	5,750	4,200	0
2	31302	13,900	6,200	4,600	4,150	3,990	17,150	10,700	5,350	11,150	9,350
3	31302	5,400	6,950	6,850	6,800	2,850	2,500	5,050	12,551	6,950	10,000
4	31302	15,100	9,001	8,450	5,500	9,771	8,600	9,000	9,550	9,600	11,000
5	31302	12,500	15,600	13,850	10,750	8,900	6,351	9,600	10,950	9,752	11,650
6	31302	12,600	7,350	9,501	9,060	6,550	17,050	14,500	17,080	16,950	13,000
7	31302	10,300	12,051	10,850	16,500	17,400	15,351	7,151	14,250	13,650	14,250



19,450	16,550	30,050	12,050	14,351	7,200	28,301	10,900	13,200	15,301	8	31302
15,500	24,750	20,350	19,600	26,350	10,000	23,350	45,350	20,250	15,050	9	31302
16,750	19,500	13,500	13,300	8,450	7,900	13,150	15,800	12,177	23,110	10	31302
23,750	25,750	19,050	20,750	37,000	18,800	34,100	11,400	7,350	18,550	11	31302
17,550	12,950	21,902	24,800	9,350	19,000	17,725	17,650	17,801	25,300	12	31302

جدول ۲ - تقاضای محصول با کد ۳۱۳۰۲ به صورت ماهانه از سال ۱۳۹۳ تا سال ۱۴۰۲

نتایج اجرای مدل‌ها برای تقاضای سال ۱۴۰۳ به شرح زیر است:

برای کدهای محصولات، از تقاضای فروردین سال ۱۳۹۳ تا اسفند سال ۱۴۰۱ به عنوان مجموعه آموزشی و تقاضای سال ۱۴۰۲ به عنوان مجموعه آزمایشی انتخاب شد. جدول ۳ نتایج مرتبط با خطای چهار معیار اصلی با بهترین پارامترها برای کد ۳۱۳۰۱ (Expo) نشان می‌دهد. با توجه به جدول فوق پارامترهای معیار RMSE با مقدار ۰.۲۶۹۷ انتخاب شده است. این داده‌ها نشان می‌دهد که پارامترهای انتخاب شده برای معیار RMSE به نحوی بهینه شده‌اند که بهترین دقت را در پیش‌بینی تقاضا داشته باشند.

با انتخاب این پارامترها، مدل برای پیش‌بینی تقاضای محصول ۳۱۳۰۱ بهینه شده است. این پارامترها به مدل کمک کرده‌اند تا دقیق‌ترین پیش‌بینی ممکن را ارائه دهد و خطای RMSE را تا حد ممکن کاهش دهد. به طور کلی، این تنظیمات پارامتری به مدل اجازه می‌دهند که با الگوهای فصلی سازگار شود، از نرمال‌سازی برای بهبود دقت استفاده کند و روندها و تغییرات غیرضروری را حذف کند.

Criterion	RMS E	MAE	SSE	AIC	Trend	Dampin g	Seaso nal	Seasonal Period	Method	BoxCox
RMSE	0.269 7	0.211 7	NaN	NaN	None	FALSE	add	12	None	TRUE
MAE	0.281 4	0.199 8	97463220 00	2012.3246	None	TRUE	add	12	estimated	TRUE
SSE	0.300 9	0.219 7	95623870 00	2018.925	mul	TRUE	add	12	estimated	TRUE
AIC	0.288 6	0.204 8	96633740 00	2011.4015 89	None	TRUE	mul	12	estimated	TRUE

جدول ۳ - نتایج خطای چهار معیار اصلی با بهترین پارامترها برای کد ۳۱۳۰۱ (Expo)

هم‌چنین نتایج خطای چهار معیار اصلی با بهترین پارامترها برای کد ۳۱۳۰۱ (ARIMA) طبق جدول ۴ نشان داده شده است.

با توجه به جدول فوق پارامترهای معیار MAE انتخاب شده است. این داده‌ها نشان می‌دهد که پارامترهای انتخاب شده برای معیار MAE به نحوی بهینه شده‌اند که بهترین دقت را در پیش‌بینی تقاضا داشته باشند. با انتخاب این پارامترها، مدل ARIMA برای پیش‌بینی تقاضای محصول ۳۱۳۰۱ بهینه شده است. این پارامترها اجازه می‌دهند مدل با اعمال تفاضل‌گیری، سری زمانی را ایستا

کرده و خطاهای پیش‌بینی را با استفاده از مقادیر خطای دو دوره پیشین به حداقل برساند. نوع تفاضل‌گیری و میانگین متحرک کم می‌کند تا مدل بهتر بتواند تقاضا را پیش‌بینی کند و همچنین مبین نیاز به روند و خودهمبستگی پایین در پیش‌بینی‌ها است.

Criterion	RMSE	MAE	SSE	AIC	p	d	q
RMSE	0.451083	0.369855	1.48E+10	2345.998884	2	0	2
MAE	0.451216	0.300619	1.98E+10	2347.061962	0	1	2
SSE	0.451083	0.369855	1.48E+10	2345.998884	2	0	2
AIC	0.461621	0.307387	1.94E+10	2345.470065	1	1	2

جدول 4 - نتایج خطای چهار معیار اصلی با بهترین پارامترها برای (ARIMA) ۳۱۳۰۱

به همین ترتیب خروجی‌های مرتبط با سایر کد محصول در قالب جدول خلاصه زیر قابل ارائه است:

کد محصول					
34898	31104	31103	31302	31301	معیار/مدل
0.374	0.355	0.393	0.188	0.270	RMSE/(EXPO)
0.481	0.432	0.526	0.404	0.451	RMSE/(ARIMA)
EXPO	EXPO	EXPO	EXPO	EXPO	مدل برتر
0.322	0.294	0.266	0.142	0.200	MAE/(EXPO)
0.354	0.298	0.332	0.297	0.301	MAE/(ARIMA)
EXPO	EXPO	EXPO	EXPO	EXPO	مدل برتر
1.36E+10	3.71E+08	7.18E+08	3.40E+09	9.56E+09	SSE/(EXPO)
2.13E+10	6.71E+08	1.15E+09	6.49E+09	1.48E+10	SSE/(ARIMA)
EXPO	EXPO	EXPO	EXPO	EXPO	مدل برتر
2055.5	1661.1	1731.9	1898.6	2011.4	AIC/(EXPO)
2356.2	1991.0	2051.9	2235.4	2345.5	AIC/(ARIMA)
EXPO	EXPO	EXPO	EXPO	EXPO	مدل برتر

جدول ۵ - خلاصه نتایج خطای چهار معیار اصلی با بهترین پارامترها برای کدهای مختلف (ARIMA/EXPO)

در مدل EXPO مطابق جدول ۵ برای تمام کدهای ۳۱۳۰۱، ۳۱۳۰۲، ۳۱۳۰۳، ۳۱۱۰۴ و ۳۴۸۹۸ معیار RMSE به ترتیب با مقادیر ۰.۲۶۷، ۰.۱۸۸، ۰.۳۹۳، ۰.۳۵۵ و ۰.۳۷۴ به عنوان بهترین معیار انتخاب شده است، چراکه این مقدار کمترین خطای ریشه میانگین مربعات را ارائه می‌دهد؛ بنابراین، انتخاب RMSE به تحلیل‌گر امکان می‌دهد تا با دقت بیشتری روند و مقادیر تقاضای محصولات تحت بررسی را مدل‌سازی کند و از ایجاد خطاهای بزرگ جلوگیری نماید.

در مدل ARIMA نیز مطابق جدول ۴ برای کد ۳۱۳۰۱ معیار MAE و سایر کدهای ۳۱۳۰۲، ۳۱۳۰۳، ۳۱۱۰۴ و ۳۴۸۹۸ معیار RMSE به ترتیب با مقادیر ۰.۴۰۴، ۰.۵۲۶، ۰.۴۳۱۵۱ و ۰.۴۸۱ به عنوان بهترین معیار انتخاب شده است، زیرا این معیار کمترین مقدار خطا را در پیش‌بینی‌ها نشان می‌دهد. انتخاب RMSE به تحلیل‌گر امکان می‌دهد تا با دقت بیشتری روند و مقادیر تقاضای محصولات را مدل‌سازی کند و از ایجاد خطاهای بزرگ جلوگیری نماید.

با توجه به معیارهای انتخاب شده فوق برای هر گروه محصول، مدل اجرا شده است. نتایج پیش‌بینی تقاضا برای کدهای ۵ گانه محصولات تحت بررسی در سال ۱۴۰۳ به شرح جدول ۶ و جدول ۷ می‌باشد. جدول ۶ بر اساس مدل EXPO نتایج را نشان می‌دهد. جدول ۷ بر اساس مدل ARIMA پیش‌بینی‌ها را نشان می‌دهد.

کد محصول					Period
34898	31104	31103	31302	31301	
14,870	533	762	1,876	4,555	1
38,513	3,140	4,004	9,528	18,769	2
40,505	2,959	4,242	7,660	20,110	3
38,163	3,434	3,891	10,074	26,354	4
50,336	4,096	4,818	10,682	27,315	5
46,780	5,279	5,727	14,029	30,246	6
15,321	5,360	6,926	13,377	33,482	7
39,753	6,288	8,244	18,197	37,327	8
41,792	7,156	9,309	20,385	42,583	9
39,355	4,283	5,431	15,510	26,687	10
51,903	6,208	7,921	23,217	46,355	11
48,212	5,742	8,192	18,323	36,086	12

جدول ۶ - نتایج پیش‌بینی تقاضا برای کدهای مختلف در سال ۱۴۰۳ (EXPO)

کد محصول					Period
34898	31104	31103	31302	31301	
35,936	3,890	5,793	11,577	28,923	1
35,977	4,614	5,796	11,016	28,991	2
35,883	4,245	5,796	11,368	28,991	3
35,791	4,433	5,796	11,658	28,991	4
35,699	4,337	5,797	11,897	28,991	5
35,608	4,386	5,797	12,093	28,991	6
35,517	4,361	5,797	12,254	28,991	7
35,428	4,374	5,797	12,387	28,991	8
35,338	4,367	5,797	12,496	28,991	9
35,250	4,370	5,797	12,586	28,991	10
35,162	4,369	5,797	12,660	28,991	11
35,075	4,370	5,797	12,720	28,991	12

جدول 7 - نتایج پیش بینی تقاضا برای کدهای مختلف در سال ۱۴۰۳ (ARIMA)

## بحث و نتیجه‌گیری

در طول این پژوهش، با استفاده از داده‌های تاریخی و انجام تحلیل‌های مختلف، مدل‌های پیش‌بینی تقاضا طراحی و ارزیابی شدند. نتایج این پژوهش نشان‌دهنده برتری مدل‌های هموارسازی نمایی نسبت به مدل‌های ARIMA در پیش‌بینی تقاضای محصولات در صنعت قطعات لاستیکی بوده است. این نتیجه‌گیری باتوجه به معیارهای ارزیابی مختلفی مانند RMSE، MAE، SSE و AIC به دست آمده است. مدل‌های EWMA به دلیل قابلیت هموارسازی داده‌ها و انطباق بهتر با نوسانات و روندهای فصلی، توانستند دقت بالاتری در پیش‌بینی تقاضا داشته باشند. این مدل‌ها با استفاده از تکنیک‌های هموارسازی نمایی، نوسانات داده‌ها را به خوبی مدیریت کرده و پیش‌بینی‌های دقیق‌تری ارائه می‌دهند. علاوه بر این می‌توان نتایج را در قالب موارد زیر تشریح کرد:



- عملکرد بهتر بر اساس معیارهای ارزیابی:

در تمامی محصولات مورد بررسی، مدل‌های EWMA توانستند با خطای کمتری نسبت به ARIMA مقادیر پیش‌بینی را ارائه دهند. این امر با استفاده از معیارهای RMSE، MAE، SSE و AIC مشخص شد. برای مثال، در تمامی محصولات، مقدار RMSE و MAE برای مدل‌های EWMA کمتر از مقدار آن‌ها برای مدل‌های ARIMA بود که نشان‌دهنده دقت بالاتر مدل‌های EWMA است.

- تأثیر پارامترهای مدل‌ها:

تنظیمات و انتخاب پارامترهای مناسب برای هر مدل تأثیر قابل توجهی بر دقت پیش‌بینی‌ها داشتند. برای مدل‌های ARIMA، پارامترهای  $p$ ،  $d$  و  $q$  برای مدل‌های EWMA پارامترهای روند، فصلی بودن و روش اولیه‌سازی مهم بودند. انتخاب مناسب این پارامترها با استفاده از روش‌های بهینه‌سازی و آزمایش‌های مختلف انجام شد و به بهبود دقت مدل‌ها کمک کرد.

- انعطاف‌پذیری بیشتر مدل‌های EWMA :

مدل‌های EWMA به دلیل انعطاف‌پذیری بیشتر در تطبیق با تغییرات سریع و الگوهای پیچیده، عملکرد بهتری داشتند. این مدل‌ها توانستند به خوبی با تغییرات فصلی و نوسانات داده‌ها سازگار شوند و پیش‌بینی‌های دقیق‌تری ارائه دهند.

- محدودیت‌ها و نقاط ضعف مدل‌های ARIMA :

مدل‌های ARIMA با وجود دقت مناسب در برخی موارد، در تطبیق با نوسانات فصلی و تغییرات سریع دچار مشکلاتی شدند. این مدل‌ها نیاز به داده‌های زیادی برای تنظیم و آموزش داشتند و همچنین تنظیم پارامترهای آن‌ها پیچیده‌تر بود. این عوامل می‌توانند منجر به کاهش دقت پیش‌بینی‌های ARIMA شوند.

نتایج این پژوهش می‌تواند به شرکت پولا سا در بهبود برنامه‌ریزی تولید و مدیریت موجودی کمک کند. با استفاده از مدل‌های Exponential Smoothing (EWMA)، شرکت می‌تواند تقاضای آینده را با دقت بیشتری پیش‌بینی کرده و تصمیمات بهتری در زمینه تولید و موجودی اتخاذ کند. این امر می‌تواند به کاهش هزینه‌ها و افزایش بهره‌وری کمک کند.

## منابع

- احمدی شالی، جعفر، و وصفی، مهدی. (۱۳۹۶). پیش‌بینی‌دینگی بر اساس برآورد نقطه‌ای و بازه‌ای روش آریما و مقایسه آن با روش هموارسازی نمایی دوگانه. اقتصاد مالی (اقتصاد مالی و توسعه)، ۱۱(۴۰)، ۱۷۵-۱۵۹
- استادی، بختیار و تدریسی پژوه، پروین، ۱۳۹۸، ارائه مدلی برای اندازه‌گیری رابطه بین ریسک‌های مالی و نسبت‌های مالی. مطالعات تجربی حسابداری مالی، ۱۶(۶۳)، ۱۰۹-۱۲۷.
- اسماعیلی، م. و اکبری، ف. (۱۳۹۸). درسنامه یادگیری ماشین. ویرایش اول. تهران: آتینگر، وینا
- اصیلی، زهرا، ۱۳۹۹، ارائه الگویی جهت پیش‌بینی تقاضای صادرات در صنعت دارو با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: بررسی صادرات صنعت داروهای گیاهی کل کشور). اولین همایش ملی تحقیقات میان رشته‌ای در مدیریت و علوم پزشکی، تهران.
- البرزی، محمود و خانی، محمدرضا. ۱۳۹۷، یادگیری ماشین. ویرایش اول. تهران: مؤسسه انتشارات علمی دانشگاه صنعتی شریف.
- پیر کاظمی، محمد حسین پور، افسر، امیر؛ نهانندی، بیژن. (۱۳۸۴). مطالعه تطبیقی روش‌های خطی ARIMA و غیر خطی شبکه‌های عصبی فازی در پیش‌بینی تقاضای اشتراک گاز شهری. فصلنامه تحقیقات اقتصادی، 40(4)
- جلایی، سیدعبدالمجید، پاک روان، محمدرضا، گیلان پور، امید، اثنی عشری، هاجر، و مهرابی بشرآبادی، حسین، ۱۳۸۹، پیش‌بینی صادرات محصولات کشاورزی ایران: کاربرد مدل‌های رگرسیونی و شبکه عصبی مصنوعی. اقتصاد کشاورزی و توسعه، ۱۸(۷۲)، ۱۱۵-۱۳۸.
- رضوی حاجی آقا، سید حسین، اکرمی، هادی و هاشمی، شیده سادات، ۱۳۹۲، رویکرد تعاملی فازی برای حل مسئله برنامه ریزی تولید چند محصولی چند دوره ای، فصلنامه علمی - پژوهشی مطالعات مدیریت صنعتی، ۱۱(۹۱)، ۹۹ - ۹۹.
- شفیعی نیک آبادی، محسن؛ عظیمی، سید علی (۱۳۹۴). پیش‌بینی تقاضا در زنجیره تامین با استفاده از الگوریتم یادگیری ماشین، فصلنامه مدل سازی در مهندسی، سال سیزدهم
- کریمی، بهروز و جنابی، مسعود، ۱۳۹۲، برنامه ریزی و کنترل تولید و موجودی‌ها (جلد اول: سیستم‌های با تقاضای مستقل). ویرایش دوم. تهران: واحد صنعتی امیرکبیر.
- محمدی، شاپور، راعی، رضا و رحیمی، محمدرضا، ۱۳۹۷، پیش‌بینی دامنه تغییرات طلا با استفاده از مدل ترکیبی ARIMA و شبکه عصبی. فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار. ۹(۳۴)، ۳۳۵ - ۳۵۷
- مسلمی بیرامی، علی اصغر؛ یوسفی نژاد عطاری، مهدی. (۱۴۰۰). پیش‌بینی تقاضای فرآورده‌های بانک خون به تفکیک گروه‌های خونی با استفاده از شبکه‌های عصبی (مطالعه موردی: شبکه انتقال خون استان زنجان). (مدیریت زنجیره تأمین)، 23(70)، 5-13
- معلم، سپهر؛ محمدعلی پوراهری، رویا؛ کاظمی، سیدمحمد؛ معظمی، مجید؛ شاهقلیان، غضنفر (۱۴۰۲). یک روش ترکیبی پیش‌بینی بلندمدت تقاضا در زنجیره تأمین انرژی الکتریکی صنایع تولید فلزات اساسی در حضور داده‌های ناقص
- مومنی، علیرضا؛ رضایی، مصطفی؛ احقاقی، مریم (۱۳۹۲). طراحی مدل پیش‌بینی تقاضا در صنعت کاشی و سرامیک. چشم انداز مدیریت صنعتی سال سوم بهار ۱۳۹۲ شماره ۹
- یوسفی زوز، رضا و منهج، محمدباقر، ۱۳۹۰، تأثیر سیستم پیش‌بینی تقاضای متلاطم بر اثر شلاقی در زنجیره تأمین: یک رویکرد مقایسه ای. چشم‌انداز مدیریت صنعتی، ۱(۳)، ۲۹-۴۱

Alex, M. A. H., & Rahmawati, N. (2023). Application of the Single Moving Average, Weighted Moving Average and Exponential Smoothing (EWMA) Methods For Forecasting Demand At Boy Delivery. Tibuana, 6(1), 32-



- Cadenas, E and River, W, 2010, Wind speed forecasting in three different region of mexico, using a hybrid ARIMA-ANN model. *Renewable Energy*, 35(12), 2732-2738
- Chang, P.C., Wang, Y.W., & Tsai, C.Y. (2005). Evolving neural network for printed circuit board sales. *Expert Systems with Applications* 29 (1), 83° 92.
- Do, T., Nguyen, T., Phan, T., Dang, T. (2020). «Identifying factors influencing on financial risk of construction firms: Evidence from Vietnam stock market». *Management Science Letters*, 10(11), 2411-2418.
- Hillier, F. S., & Lieberman, G. J, 2001, *Introduction to Operations Research*. New York: McGraw-Hill.
- Jamalniah, A., Soukhakian, M. A 2009, A hybrid fuzzy goal programming approach with different goal priorities to aggregate production planning, computer & industrial engineering, 56 ,1474-1486.
- Kazeem, R. A., MPetinrin, M. O., Akhigbe, P. O., Jen, T. C., Akinlabi, E., Akinlabi, S., & Ikumapayi, O. M. (2023). Forecast of the Trend in Sales Data of a Confectionery Baking Industry Using Exponential Smoothing (EWMA) and Moving Average Models. *Mathematical Modelling of Engineering Problems*, 10(1), 1-23.
- Mula, J, Poler, R , 2006, Models for production planning under uncertainty: a review, *International journal of Production Economic*, 103, 271-285.
- Oláh, J., Kovács, S., Virglerova, Z., Lakner, Z., Kovacova, M., Popp, J. (2019). «Analysis and comparison of economic and financial risk sources in SMEs of the visegrad group and Serbia». *Sustainability*, 11(7)
- Pereira, L. N., & Cerqueira, V. (2022). Forecasting hotel demand for revenue management using machine learning regression methods. *Current Issues in Tourism*, 25(17), 2733-2750.
- Phoksawat, K., Phoksawat, E., & Chanakot, B. (2023). Forecasting smoked rubber sheets price based on a deep learning model with long short-term memory. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, 13(1), 688-696.
- Restyana, A., Savitri, L., Laili, N. F., & Probosiwi, N. (2021, May). Analysis of drug forecasting with single moving average and single Exponential Smoothing (EWMA) approach (Case Study in Jombang Regency 2017-2019). In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1899, No. 1, p. 012100). IOP Publishing
- Senthil, C., & Sudhakara Pandian, R. (2022). Proactive maintenance model using reinforcement learning algorithm in rubber industry. *Processes*, 10(2), 371.
- Sharma S K, Sharma G K. Demand forecasting techniques vis-à-vis demand forecast for lead. *Procedia Earth and Planetary Science* 2015; 11: 418-424.
- Simchi-Levi, D. ( 2004). *Managing The Supply Chain*. New York: McGraw-Hill
- Turkulainen, E. V., Wemelsfelder, M. L., Janssen, M. P., & Arvas, M. (2022). A robust autonomous method for blood demand forecasting. *Transfusion*, 62(6), 1261-1268.
- Uruk, Z., & Kiraz, A. (2023). Artificial intelligence based prediction models for rubber compounds. *Journal of Polymer Engineering*, 43(2), 113-124.
- Wang L, Wang Zh, Qu H, Liu Sh. (2018) Optimal forecast combination based on neural networks for time series forecasting. *Soft computing journal*. 66: 1-17.
- Wofuru-Nyenke, O., & Briggs, T. (2022). Predicting demand in a bottled water supply chain using classical time series forecasting models. *Journal of Future Sustainability*, 2(2), 65-80.



## Forecasting Product Demand in the Rubber Parts Industry Using Machine Learning Models (case study: Poolasa company)

**Elham Ataei:**

MS student of Industrial Engineering, University of  
Shahab-e-Danesh

**Dr Majid Ramezani:**

Teacher at university of Shahab Danesh, Faculty of industrial  
engineering

**Abed Babakhanzadeh:**

MS Student of Computer Engineering, University of Shahab-e-Danesh

### Abstract

Supply chain member companies try to predict customer demand in order to eliminate the additional cost of warehousing and maintaining additional products. But the whiplash effect, which is the increase in customer demand as it passes through each member of the supply chain, challenges this prediction. This research was carried out with the aim of forecasting the demand of products in the rubber parts industry using machine learning models, and the prediction performance was investigated and compared by two machine learning algorithms: time series Exponential Smoothing (EWMA) with moving average (EWMA) and automatic regression integrated moving average (ARIMA) became This research is quantitative in terms of its practical purpose, in terms of the nature of the data, and in terms of the nature of the forecasting problem, and in terms of data collection, it was historical-documentary. The statistical sample of this research included the demand data of Poolasa company's products group on a monthly basis from 2013 to 2014. The sampling method was done by census. The stages of forecasting included data collection and preprocessing, selection and adjustment of model parameters, training of models and evaluation of their performance using different criteria such as RMSE, MAE, SSE and AIC. In order to test the research hypotheses, past archive review and analysis and existing documents were reviewed and analyzed, and Exponential EsMOOTHing and Arima methods and Python and VSCode software were used. The results showed that the time series Exponential Smoothing (EWMA) models with moving average (EWMA) have performed better compared to the automatic regression integrated moving average (ARIMA) models and have been able to provide forecast values with more accuracy, efficiency and flexibility and less error. The results of this research can help companies to predict future demand more accurately and make better decisions in the field of production and inventory, which can lead to lower costs and increased productivity.

**Keywords:** Demand forecasting, Rubber parts, Machine learning