# پیش‌بینی تقاضای کانتینر خالی با استفاده از شبکه‌های عمیق (مطالعه موردی: بندر شهید رجایی)

**مقاله علمی – پژوهشی**

سیده معصومه صداقی*، استادیار، پژوهشکده حمل‌ونقل، مرکز تحقیقات راه، مسکن و شهرسازی، تهران، ایران
ایمان شیوافر، دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران
*پست الکترونیکی نویسنده مسئول: s.sadaghi@bhrc.ac.ir

دریافت: ۱۴۰۲/۰۸/۱۰- پذیرش: ۱۴۰۳/۰۱/۲۵
صفحه ۱۸۸-۱۷۷

**چکیده**

***بندر شهید رجایی به عنوان بزرگترین و مهمترین بندر تجاری کشور، مرکز اصلی تبادل کالاهای کانتینری است. در سال‌های اخیر، با توسعه پایانه کانتینری بندر شهید رجایی در قالب پروژه توسعه یال غربی حوضچه شماره سه بندر جهت پهلودهی به بزرگترین کشتی‌های کانتینری نسل هفتم دنیا با آبخور حدود ۱۷ متر و ارتقاءِ ظرفیت کانتینری این بندر از ۶ به ۸ میلیون TEU از یک سو و سرمایه‌گذاری بخش خصوصی در اراضی پشتیبانی بندر از سوی دیگر، نیاز به بازنگری در نحوه بهره‌برداری و عملیات پایانه کانتینری این بندر بیش از پیش احساس می‌شود. بر این اساس، بهینه‌سازی و ارتقاءِ بهره‌وری پایانه‌های مختلف اراضی پشتیبانی مورد توجه بهره‌برداران و فعالان حوزه بندری قرار گرفته است. با توجه به پیش‌بینی افزایش حجم عملیات بندری و نیاز به کانتینر خالی در محدوده بندر شهید رجایی، بهینه‌سازی مدیریت عملیات کانتینرهای خالی جهت تخصیص به پایانه‌های مختلف در سطح بندر برای صادرات کالا و نیز تخصیص به شناورهای متقاضی انتقال کانتینرهای خالی به سایر بنادر کشور/دنیا، با استفاده از فناوری‌های جدید مورد توجه قرار گرفته است. در این مقاله، فرایندی برای بهینه‌سازی عملیات کانتینرهای خالی با استفاده از روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین و هوش مصنوعی معرفی شده است. با توجه به امکان پیش‌بینی میزان تقاضای کانتینر خالی، می‌توان با برنامه‌ریزی قبلی، حجم عملیات روزانه را کاهش داد و تمهیدات لازم در خصوص توزیع مکانی مناسب کانتینرهای خالی قبل از ایجاد تقاضا را در نظر گرفت.***

**واژه‌های کلیدی:** کانتینر خالی، یادگیری عمیق، بندر شهید رجایی

## ۱-مقدمه

گروه کشتیرانی جمهوری اسلامی ایران به عنوان بزرگ‌ترین شرکت ترابری دریایی و خدمات کشتیرانی منطقه و رتبه ۱۶ جهانی، یکی از متولیان اصلی عملیات کانتینری در بندر شهید رجایی است. شرکت کشتیرانی جنوب- خط ایران از زیرمجموعه‌های گروه کشتیرانی، توزیع‌کننده اصلی و متولی بخش عمده عملیات کانتینرهای خالی بندر شهید رجایی است که کانتینرهای خالی را جهت صادرات کالا در اختیار شرکت‌های بندری فعال در حمل و نقل کانتینری یا شناورهای متقاضی انتقال کانتینرهای خالی به سایر بنادر کشور/دنیا قرار می‌دهد. مدیریت توزیع و تحویل کانتینرهای خالی، عملیاتی است که پس از

مشخص شدن اولویت تقاضا انجام می‌گیرد. اهمیت این بخش از آن جهت است که اختلال در آن موجب ایجاد تاخیر در فرآیند تحویل کانتینرهای خالی به مشتریان صادراتی و در نتیجه نارضایتی متقاضیان و حتی ایجاد خلل در امر صادرات کشور خواهد شد. یک پایانه اختصاصی در محوطه بندری شهید رجایی برای عملیات کانتینرهای خالی به صورت اجاره بلندمدت در اختیار شرکت کشتیرانی جنوب-خط ایران قرار گرفته است که در این مقاله با نام پایانه (الف) مشخص می‌شود. همچنین در مواقع اضطراری و کمبود فضای کافی، این شرکت از پایانه دیگری نیز برای دپو و توزیع کانتینر خالی استفاده می نماید که در این پژوهش با نام پایانه (ب) مشخص شده است. پایانه (الف)، در بخش غربی بندر شهید رجایی در زمینی به مساحت ۱۱/۵ هکتار قرار دارد که ظرفیت استاتیک آن با توجه به مدل چیدمانی و محدودیت‌های مستحدثاتی حدود ۱۷۰۰۰ TEU کانتینر خالی است. پایانه (ب) در بخش میانی پسکرانه بندر شهید رجایی در زمینی به مساحت حدود ۸ هکتار قرار گرفته است که ظرفیت این سایت نیز با توجه به تعریف کاربری دیگر و محدودیت‌های مستحدثاتی در حدود ۱۲۰۰۰ TEU معادل ۶۰۰۰ باکس کانتینر ۴۰ فوت است. در حال حاضر، پایانه اول اختصاص به کانتینرهای ۲۰ فوتی و پایانه دوم اختصاص به کانتینرهای ۴۰ فوتی دارد. البته در زمان‌های وجود اضافه بار، پایانه‌ها به صورت مشترک و بدون تفکیک برای ذخیره کانتینرهای ۲۰ و ۴۰ فوتی مورد استفاده قرار می‌گیرند. با توجه به حجم بالای تقاضا از جانب متقاضیان متعدد، مدیریت توزیع و تحویل/دریافت کانتینرهای خالی با پیچیدگی بسیاری همراه بوده به گونه‌ای که در زمان اوج تقاضا، تشکیل صف و کاهش بهره‌وری عملیات بندری را به همراه دارد. این موضوع در زمان‌هایی که تقاضا برای ارسال کانتینر خالی از طریق شناور وجود داشته باشد پیچیده‌تر نیز می‌شود چرا که حجم تقاضای شناورها در اسکله بسیار بالا است و باید در مدت زمان محدودی انجام شود تا منجر به تبعات مالی جریمه معطلی کشتی یا خروج کشتی با تعداد کانتینر کمتر نگردد. بنابراین شناسایی چرخه تقاضا، مدیریت و تصمیم‌گیری مناسب برای عملیات در محدوده پایانه‌های کانتینرهای خالی می‌تواند منجر به بهبود عملکرد این چرخه در مواقع اوج تقاضا و عملیات بهره‌برداری روزانه گردد.

## ۲-پیشینه تحقیق

با توجه به توسعه هوش مصنوعی و یادگیری ماشینی، در بخش‌های مختلف صنعت و تجارت از این ابزار برای شناسایی بازار و پیش‌بینی روند آینده استفاده می‌شود. تحقیقات در زمینه کاربرد هوش مصنوعی در حوزه مدیریت عملیات کانتینری، عموماً به مسائلی مانند برنامه‌ریزی و زمان‌بندی حمل‌ونقل، بهینه‌سازی ظرفیت حمل‌ونقل در بنادر، پیش‌بینی و تخمین نیازهای آینده بارگیری و تخلیه و مدیریت انبارها تمرکز دارد. در اغلب مطالعات انجام شده، هوش مصنوعی و یادگیری ماشین برای ارائه الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرایندهای مدیریت عملیات مورد استفاده قرار گرفته‌اند. برای مثال با تحلیل تاریخچه داده‌های مربوط به حمل‌ونقل کانتینرهای خالی، الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توانند الگوها را شناسایی کرده و بر اساس آن‌ها نیازهای آتی را پیش‌بینی نمایند. این پیش‌بینی می‌تواند به بنادر کمک کند تا برنامه‌ریزی منابع و ظرفیت حمل‌ونقل را بهینه کرده و از نیاز به کانتینرهای خالی اضافی یا کمبود آن جلوگیری نمایند. بر اساس بررسی‌های بعمل آمده، اغلب شرکت‌های فعال در صنعت کشتیرانی دنیا از جمله شرکت‌های Mersk، MSC و CMA-CMG و همچنین شرکت‌های فعال در زمینه اپراتوری بنادر و زنجیره لجستیک مانند DPworld بطور مستقیم و غیر مستقیم در سرویس‌های دریایی و بندری خود از هوش مصنوعی استفاده می‌نمایند. در یک نمونه، شرکت Nile Dutch Africa Line BV (NileDutch) که یک شرکت حمل‌ونقل بزرگ با تخصص حمل‌ونقل کانتینری و فله بین آفریقای غربی و سایر نقاط جهان است، یک مدل داده کامل مبتنی بر هوش مصنوعی ایجاد کرده که به‌طور خودکار داده‌ها را پس از استخراج اطلاعات مرتب می‌کند، بدون اینکه هیچ‌گونه تأثیری بر فرآیندهای موجود برای متقاضیان داشته باشد. داده‌های مدل را می‌توان برای اهداف گزارش‌دهی، برنامه‌ریزی عملیاتی مربوط به لجستیک کانتینر خالی و به عنوان ورودی برای الگوریتم‌های پیش‌بینی و بهینه‌سازی استفاده کرد. مدل توسعه داده شده سبب بهبودهای عملیاتی قابل‌توجهی برای عملیات کانتینرهای خالی شده است. بر اساس نتایج مدل‌سازی هزینه‌های ذخیره‌سازی در کنار بهبود سایر

هزینه‌های لجستیک تأثیر بسیار مثبتی بر کاهش هزینه‌های مدیریت کانتینرهای خالی داشته است (Transmetrics, 2020).

در سال ۲۰۱۹ بررسی تأثیر یادگیری ماشین در پیش‌بینی حجم کانتینر خالی در یک پژوهش انجام گرفت. در این بررسی با استفاده از اطلاعات ۱۲ ماهه کانتینرهای خالی در بندر لس‌آنجلس و بندر لانگ‌بیچ، پیش‌بینی حجم کانتینرهای خالی به مدت یک ماه انجام شد. بر اساس نتایج این مطالعات بهترین الگوریتم‌های رگرسیون در یادگیری ماشین برای پیش‌بینی حجم کانتینرهای خالی مشخص شده است (Yuan, 2019).

در مطالعه‌ای دیگر که برای پیش‌بینی توان عملیاتی بخش کانتینری بندر سنگاپور با استفاده از رویکرد یادگیری عمیق در سال ۲۰۲۰ انجام شده است، داده‌های توان عملیاتی بندر مذکور مورد بررسی قرار گرفته‌اند. بندر سنگاپور یکی از شلوغ‌ترین بنادر جهان است که بیش از ٦۰۰ بندر دیگر از ۱۲۳ کشور را به هم متصل می‌کند. سری زمانی حاوی توان عملیاتی ماهیانه بخش کانتینری بندر سنگاپور برای ٢٤ سال (۱۹۹۵ تا ۲۰۱۸) با مجموع ۲۸۷ داده مورد استفاده قرار گرفته است. در مطالعه مذکور، روش پیش‌بینی شبکه طولانی حافظه کوتاه مدت (LSTM) با هفت روش پیش‌بینی سری زمانی مختلف مورد مقایسه قرار گرفته است. بررسی نتایج نشان می‌دهد که این روش نسبت به سایر روش‌های پیش‌بینی در همه ویژگی‌های پیش‌بینی شامل دقت، انحراف معیار و مقدار متوسط، عملکرد بهتری داشته است (Shankar et al., 2020).

در مطالعه دیگری که در سال ۲۰۲۲ برای بندر بارسلون انجام شد، ارزیابی شبکه‌های عصبی شامل شبکه عصبی پیچشی، شبکه عصبی بازگشتی، شبکه طولانی حافظه کوتاه‌مدت و مدل سری زمانی SARIMA مورد بررسی قرار گرفت. مجموعه داده شامل مشاهدات ماهیانه از ژانویه ۲۰۱۰ تا دسامبر ۲۰۲۰ بندر بارسلون بود. مقایسه نتایج مدل‌های SARIMA مختلف نشان داد که پیش‌بینی مربوط به سال ۲۰۲۰ نسبت به پیش‌بینی‌های سال ۲۰۱۹، خطای بیشتری دارد که علت آن الگوی تغییرات نامنظم سال ۲۰۲۰ به علت شیوع ویروس کرونا عنوان شده است. علاوه بر این، مشاهده شد که متوسط درصد خطای مطلق در روش‌های LSTM و GRU در پیش‌بینی‌های انجام شده برای سال ۲۰۱۹ و ۲۰۲۰، نسبت به مدل‌های SARIMA کمتر بوده است اما مدل CONVعملکرد ضعیف‌تری داشت (Ferretti et al., 2022).

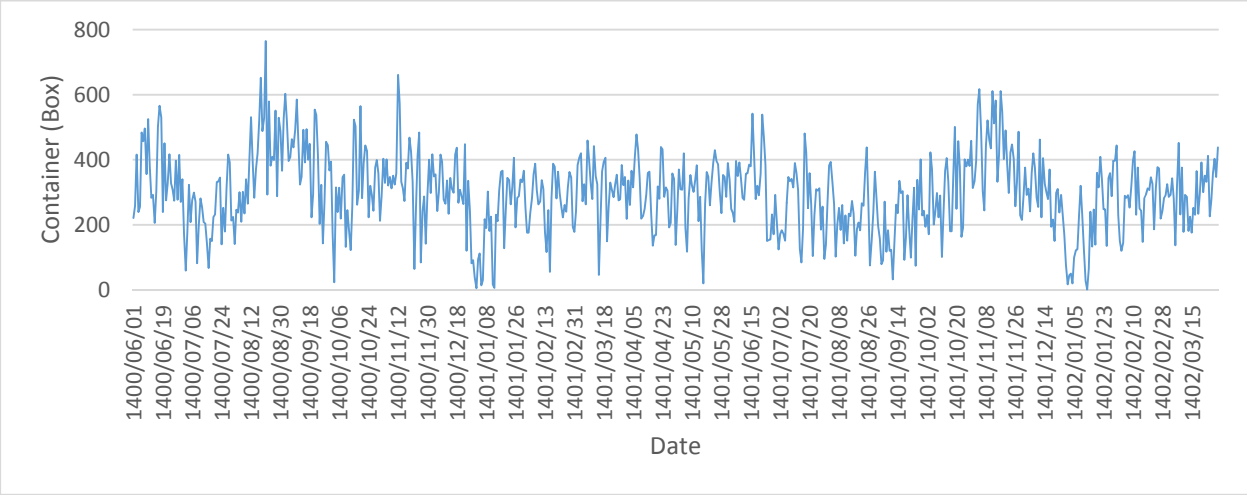
در مطالعه متیوس و همکاران در سال ۲۰۲۲، از دو رویکرد جدید مبتنی بر یادگیری ماشین و رویکرد احتمالی برای پیش‌بینی موجودیت هفتگی کانتینرهای خالی برای بیش از ۲۸۰ مکان در سراسر جهان استفاده شده است. مدل یادگیری ماشین از شبکه‌های عصبی هوشمند و شبکه‌های چگالی مخلوط برای پیش‌بینی انتقال کانتینرها استفاده کرده است. ارزیابی کمی نتایج حاصل از دو رویکرد مورد استفاده و مقایسه آن‌ها با داده‌های واقعی و رویکردهای مرسوم مورد استفاده نشان داده است که رویکرد پیش‌بینی احتمالی می‌تواند با رویکردهای مرسوم همگام شود درحالی‌که رویکرد شبکه عصبی به طور قابل‌توجهی از سایر رویکردها بهتر عمل می‌کند (Martius et al., 2022).

در مطالعه‌ای که در سال ۲۰۲۲ برای تحلیل انعطاف‌پذیری بندر بوسان و پیش‌بینی بهره‌وری آن انجام شده است، از یک روش یادگیری عمیق ترکیبی برای تحلیل داده‌ها استفاده شده است. در این روش، شبکه طولانی حافظه کوتاه‌مدت و جنگل تصادفی به صورت ترکیبی به کار رفته‌اند. داده‌های بندر بوسان در سال ۲۰۰۱ تا ۲۰۱٦ برای آموزش شبکه و داده‌های سال ۲۰۱۷ تا ۲۰۲۰ برای تست استفاده شده‌اند. شبکه طولانی حافظه کوتاه‌مدت، در پیش‌بینی سری‌های زمانی نقش موثری داشته و جنگل تصادفی نیز به عنوان یک راهکار مکمل برای کاهش خطاهای باقی‌مانده مورد استفاده قرار گرفته است. نتایج نشان داده است که روش ترکیبی در هر دو پیش‌بینی کوتاه‌مدت و بلندمدت در سطح اطمینان ۹۵ درصد، از سه مدل پایه عملکرد بهتری داشته است (Cuong et al., 2022).

## ۳-روش مطالعه

در مطالعه حاضر، به منظور بهبود مدیریت مکانی و زمانی پایانه‌های کانتینر خالی بندر شهید رجایی، از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی برای پیش‌بینی میزان تقاضای ماهیانه کانتینر خالی جهت استافینگ کالای صادراتی در پایانه‌های متقاضی بندر شهید رجایی استفاده شده است. اطلاعات مربوط به تقاضای پایانه‌های بندری برای کانتینر خالی، به صورت روزانه در طول ۲۲ ماه از

ابتدای شهریور ماه ۱۴۰۰ تا پایان خرداد ۱۴۰۲ در اختیار قرار داشت (شرکت کشتیرانی جنوب- خط ایران، ۱۴۰۲). این اطلاعات شامل شماره، نوع، اندازه، تاریخ بارگیری، شرکت متولی حمل‌ونقل و پایانه مقصد کانتینرهای خالی است. بر اساس تحلیل اولیه داده‌های موجود در دوره زمانی ذکر شده، از میان حدود ۲۱۱۰۰۰ کانتینر خالی تخصیص یافته، ۹۴ درصد از کانتینرها ۲۰ فوتی و تنها ۶ درصد آنها ۴۰ فوتی بوده است. بنابراین حجم عمده جابجایی کانتینر خالی بین پایانه‌های کانتینری مربوط به انتقال کانتینرهای ۲۰ فوتی از پایانه (الف) است، از اینرو مطالعات حاضر بر عملیات کانتینرهای خالی ۲۰ فوتی در پایانه (الف) تمرکز دارد. تعداد عملیات روزانه تخصیص کانتینر خالی ۲۰ فوتی در بازه زمانی مطالعات در شکل ۱ نشان داده شده است.




**شکل ۱. تعداد عملیات روزانه تخصیص کانتینرهای خالی ۲۰ فوتی**

برای کاهش حجم عملیات روزانه و سرویس‌دهی منظم به متقاضیان کانتینر خالی ۲۰ فوتی، به وسیله ابزارهای تحلیلی و آماری مبتنی بر یادگیری ماشین به تحلیل داده‌های موجود پرداخته شده است. در این راستا با استفاده از یکی از به‌روزترین روش‌های شبکه عصبی LSTM به پیش‌بینی روند آینده میزان تقاضای کانتینر خالی بر اساس اطلاعات موجود پرداخته شد. با توجه به اینکه حجم عمده تقاضا مربوط به تعداد محدودی از پایانه‌ها بوده و میزان تقاضای سایر پایانه‌ها نسبتاً پایین است، شش پایانه اصلی با متوسط تقاضای ماهیانه بیش از ۵۰۰ کانتینر در ماه انتخاب شده و پیش‌بینی درصد تقاضای هر پایانه در خرداد ماه ۱۴۰۲ نیز بر اساس روش LSTM از سری زمانی درصد ماهیانه هر پایانه محاسبه شده است. بر این اساس پیشنهاد اولیه میزان دپوی کانتینر خالی در ماه آتی برای پایانه‌های اصلی با بیشترین تقاضا قابل تعیین خواهد بود. با توجه به پیش‌بینی کانتینر خالی پایانه‌های اصلی، می‌توان از کانتینرهای ورودی استریپ شده در آن پایانه نیز استفاده نمود و در نتیجه حجم عملیات روزانه را کاهش داد و همچنین تمهیدات لازم در خصوص توزیع مکانی مناسب کانتینرهای خالی قبل از ایجاد تقاضا را در نظر گرفت.

## ۴-پیش‌بینی روند آینده

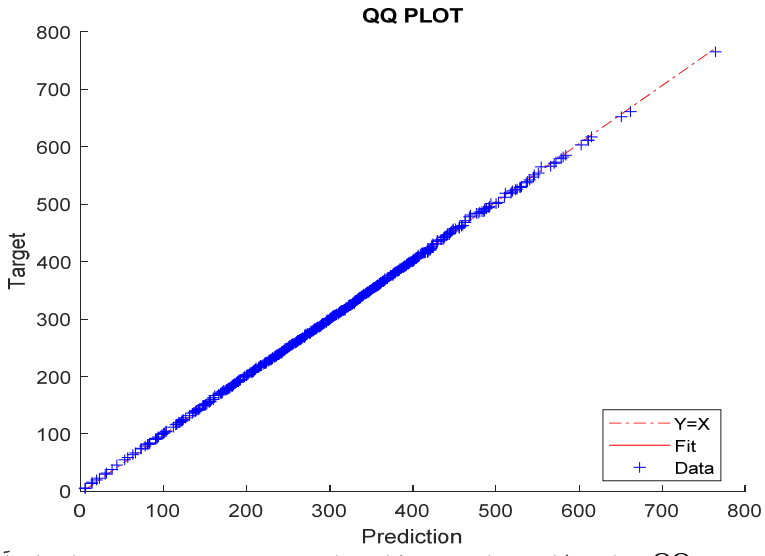
با توسعه روشهای یادگیری عمیق، مدل‌های جدید برای تحلیل و پیش‌بینی سری‌های زمانی توسعه یافته‌اند که شبکه‌های عصبی بازگشتی از جمله کارآمدترین این روش‌ها هستند. ویژگی اصلی شبکه‌های عصبی بازگشتی داشتن حافظه داخلی است به این معنا که این شبکه عصبی در ساختارش حلقه‌ای دارد که از طریق آن در هر گام، خروجی گام قبلی به همراه ورودی جدید، به شبکه وارد می‌شود. این حلقه به شبکه کمک می‌کند تا اطلاعات قبلی را در کنار اطلاعات جدید داشته باشد و بتواند بر اساس این

اطلاعات، خروجی مد نظر را ارائه دهد. با این وجود ضعف این شبکه‌ها در هنگام یادگیری، وابستگی‌های دوربرد یا به خاطر سپردن بستر طولانی‌مدت در برنامه‌های پیش‌بینی سری زمانی است. برای غلبه بر این مشکل، شبکه عصبی طولانی حافظه کوتاه مدت ارائه شده که به منظور نشان دادن وابستگی‌های طولانی‌مدت در داده‌های سری زمانی استفاده می‌شود. این روش نوع خاصی از شبکه‌های عصبی بازگشتی است که مشکل حافظه‌ی بلندمدت شبکه‌های عصبی بازگشتی را با استفاده از سازوکارهای داخلی به نام گیت حل می‌کند. این گیت‌ها جریان اطلاعات را کنترل می‌کنند؛ همین‌طور مشخص می‌کنند چه داده‌هایی در توالی مهم هستند و باید همچنان حفظ بشوند و چه داده‌هایی باید حذف بشوند؛ به‌این‌ترتیب، شبکه‌ی اطلاعات مهم را در طول زنجیره‌ی توالی عبور می‌دهد تا خروجی مدنظر به دست آید. بررسی ادبیات نشان از قابلیت بالای این شبکه در استفاده از پیش‌بینی عملیات کانتینری دارد و با توجه به این موضوع در این مطالعات از آن استفاده شده است. در این مطالعه، با استفاده از داده‌های موجود ۲۲ ماه، در ابتدا ۲۱ ماه داده برای آموزش و آزمایش شبکه مورد استفاده قرار گرفته است و داده‌های ماه بیست و دوم پیش‌بینی شده است. سپس نتایج پیش‌بینی با مقادیر واقعی ماه بیست و دوم مقایسه شده‌اند. هرچه داده بلندمدت‌تری وجود داشته باشد، دقت پیش‌بینی آینده بالاتر رفته و همچنین می‌توان زمان بیشتری را پیش‌بینی کرد. در فرآیند آموزش شبکه عصبی تلاش بر این است که با تنظیم هایپر پارامترهای آن نتایج صحت‌سنجی قابل‌قبول باشد و درنتیجه به پیش‌بینی قابل‌قبولی منتهی شود. تنظیمات شبکه عصبی در جدول ارائه شده است. نتایج تست‌های انجام‌شده نشان می‌دهد که در این بازه زمانی، استفاده از سه لایه پنهان و تعداد ۱۲۸ واحد در هر لایه جواب‌های قابل قبولی را ارائه می‌کند. همچنین تعداد تکرار در شبکه عصبی ۳۵۰ عدد در نظر گرفته‌شده است.

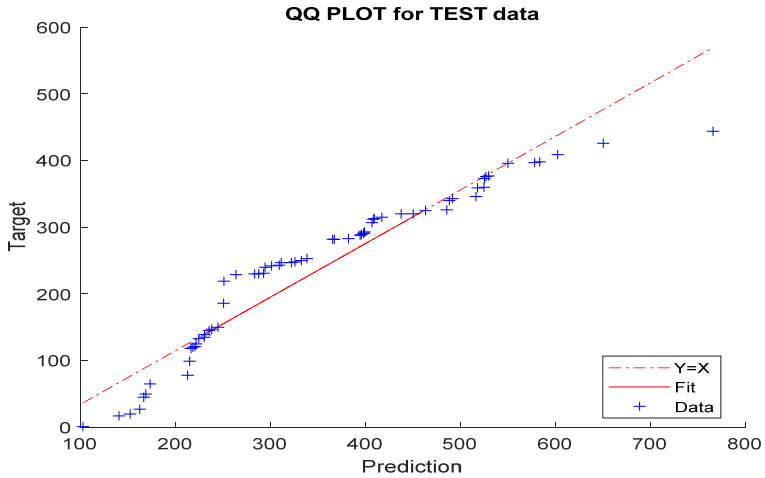
صحت‌سنجی شبکه عصبی با استفاده از ۱۰ درصد از داده‌های ۲۱ ماه اطلاعات موجود انجام‌شده است. نمودار چندک–چندک (QQ) برای تطابق توزیع داده‌های واقعی و پیش‌بینی در مراحل آموزش و آزمایش به ترتیب در شکل ۲ و شکل ۳ نشان داده شده‌اند. همانگونه که مشخص است، تطابق بین داده‌های پیش‌بینی و واقعی در مرحله آموزش که شبکه مستقیماً از داده‌ها برای آموزش استفاده کرده همخوانی بسیار زیادی دارد. در مرحله آزمایش شبکه، از میزان انطباق تا حدی کاسته شده است. با این وجود، توزیع داده‌ها به صورت خط مستقیم، نشان‌دهنده توزیع مشابه بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی در مرحله آزمایش است.

**جدول۱. تنظیمات شبکه عصبی LSTM**

| | |
|---|---|
| Number of LSTM layers | 3 |
| Number of LSTM units in the first layer | 128 |
| Number of LSTM units in the second layer | 128 |
| Number of LSTM units in the third layer | 128 |
| Train Percentage | 90 |
| Maximum Epochs | 350 |




**شکل ۲. منحنی QQ تعداد عملیات روزانه خروج کانتینرهای پیش‌بینی‌شده و موجود در داده‌های آموزش**

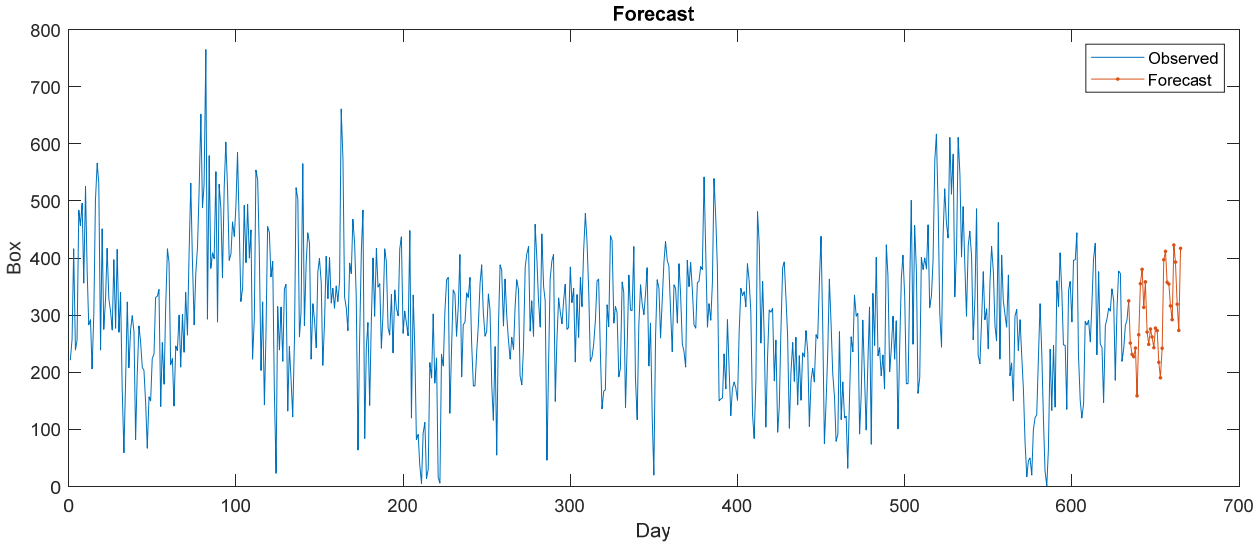



**شکل ۳. منحنی QQ تعداد عملیات روزانه خروج کانتینرهای پیش‌بینی‌شده و موجود در داده‌های آزمایش**

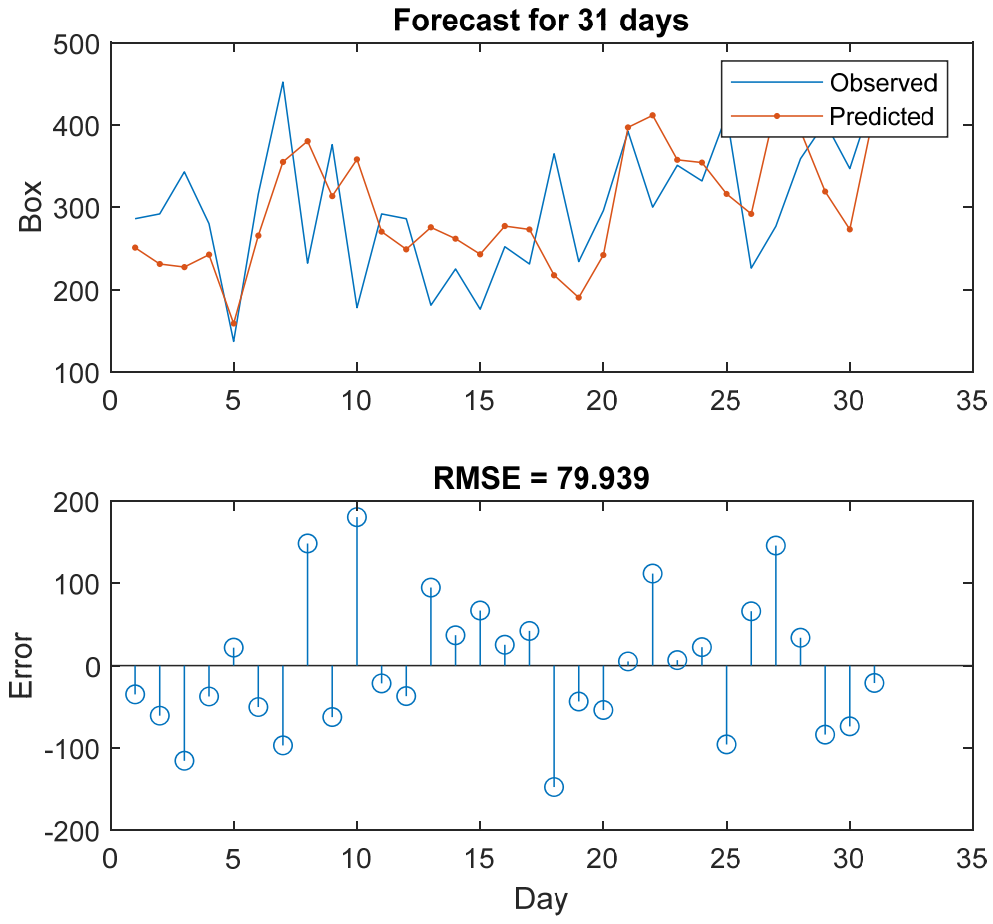
پیش‌بینی مقادیر روزانه خروج کانتینر خالی از پایانه (الف) مربوط به ماه بیست و دوم با استفاده از شبکه آموزش دیده در شکل ٤ و مقایسه آن با مقادیر واقعی در شکل ٥ نشان داده شده است.

**جدول ۱. مقدار متوسط ماهیانه تقاضای کانتینر خالی ۲۰ فوتی**

| شماره پایانه | متوسط ماهیانه تقاضا (TEU) |
|---|---|
| ٥ | ٧٠٢ |
| ٢٦ | ٦٤١ |
| ٤٥ | ٨٠٥ |
| ٦٤ | ٦٦٤ |
| ٦٧ | ١١٣٥ |
| ٦٩ | ٩٣٢ |




**شکل ٤. مقادیر روزانه تقاضای کانتینر خالی در طول ۲۲ ماه (پیش‌بینی خرداد ۱۴۰۲ با رنگ قرمز مشخص شده)**

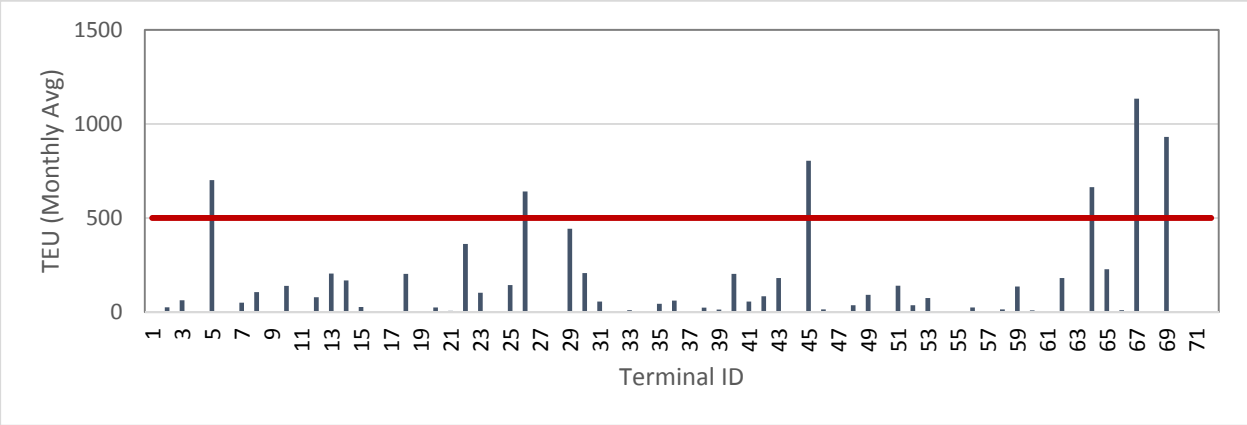



**شکل ۵. مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده تقاضای کانتینر خالی در خرداد ۱۴۰۲ با مقادیر واقعی**

با وجود مشاهده اختلاف بین مقادیر روزانه پیش‌بینی شده و واقعی، مجموع خطای پیش‌بینی ماهیانه در حد قابل قبولی برآورد می‌شود. با توجه به اینکه برنامه‌ریزی پایانه برای ارسال کانتینرهای خالی در بازه‌های زمانی ماهیانه مورد نظر است، پیش‌بینی مناسب تقاضای ماهیانه می‌تواند نقش موثری در برنامه‌ریزی‌ها داشته باشد. برای مثال در خرداد ماه ۱۴۰۲، مجموع تقاضای واقعی ۹۲۶۷ و پیش‌بینی متناظر آن ۹۲۳۶ عدد کانتینر و خطای پیش‌بینی در حدود ۰/۳ درصد بوده است.

**٤-١-دسته‌بندی اطلاعات**

کانتینرهای خالی ۲۰ فوتی خروجی از پایانه مبدا، به پایانه‌های مختلفی در سطح بندر شهید رجایی ارسال می‌شوند. در بازه زمانی داده‌های در دسترس (۲۲ ماه)، کانتینرهای خالی بین ۷۲ پایانه توزیع شده است. نمودار متوسط ماهیانه تخصیص کانتینرهای خالی به پایانه‌های متقاضی در دوره زمانی مطالعات در شکل ٦ نشان داده شده است.

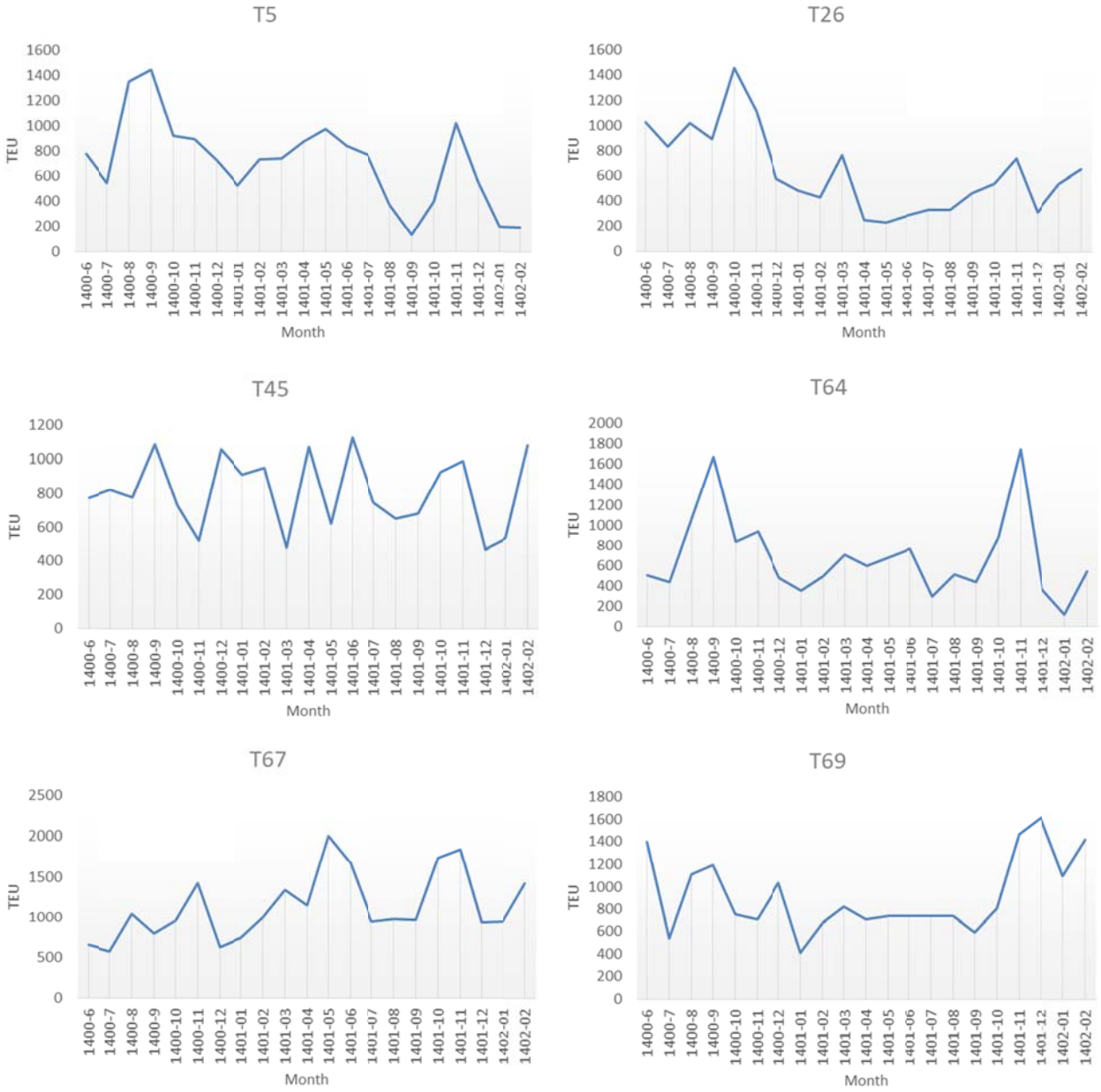



**شکل ٦. متوسط ماهیانه تخصیص کانتینرهای خالی به پایانه‌های متقاضی در دوره زمانی مطالعات**

همانگونه که در شکل ٦ مشخص است، حجم عمده تقاضا مربوط به تعداد محدودی از پایانه‌ها بوده و میزان تقاضای سایر پایانه‌ها نسبتاً پایین است. مشکلات مدیریت تخصیص کانتینرهای خالی در زمان‌های پیک، می‌تواند با مدیریت تخصیص به پایانه‌های اصلی متقاضی بهبود یابد. از این‌رو در مطالعه حاضر، شش پایانه اصلی با متوسط تقاضای ماهیانه بیش از ۵۰۰ کانتینر در ماه (میانگین ۲۲ ماه) انتخاب شده‌اند. در تقاضای ماهیانه شش پایانه اصلی در طول ۲۲ ماه در شکل ۷ نشان داده شده است. با ، شماره این پایانه‌ها و مقدار متوسط ماهیانه تقاضای کانتینر خالی ۲۰ فوتی آن‌ها ارائه شده است.

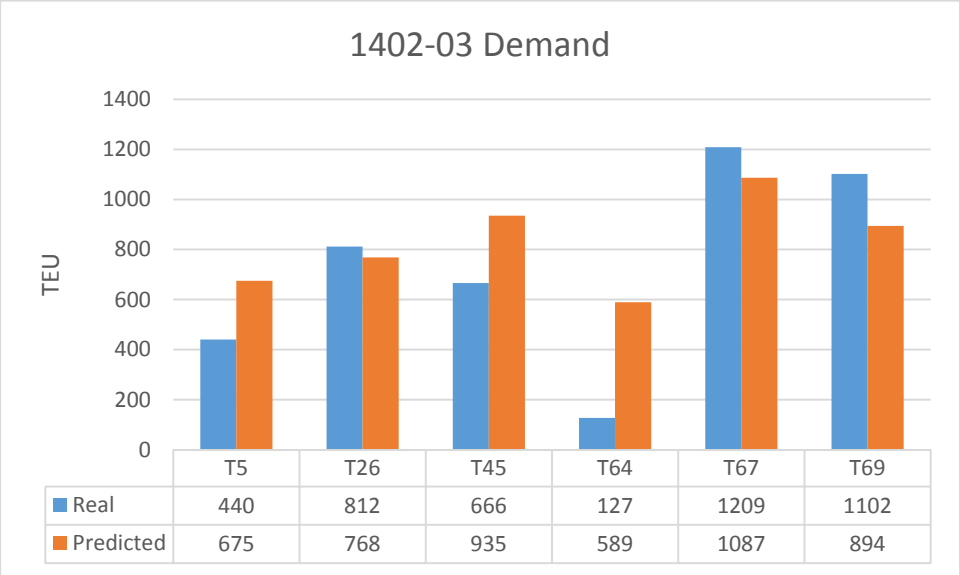
تقاضای ماهیانه شش پایانه اصلی در طول ۲۲ ماه در شکل ۷ نشان داده شده است. با توجه به اینکه مقدار تقاضا در ماه‌های مختلف در این پایانه‌ها بسیار متغیر است، نمی‌توان به سادگی مقدار تقاضای کل (پیش‌بینی شده در بند قبل) را با درصد مشخصی بین پایانه‌های مذکور توزیع کرد. از این رو، پیش‌بینی درصد تقاضای هر پایانه در ماه آخر نیز بر اساس روش LSTM از سری زمانی درصد ماهیانه هر پایانه محاسبه شده است. مقایسه میزان تقاضای پیش‌بینی شده برای شش پایانه اصلی در خرداد ماه ۱۴۰۲ با مقادیر واقعی متناظر در شکل ۸ نشان داده شده است.

توجه به اینکه مقدار تقاضا در ماه‌های مختلف در این پایانه‌ها بسیار متغیر است، نمی‌توان به سادگی مقدار تقاضای کل (پیش‌بینی شده در بند قبل) را با درصد مشخصی بین پایانه‌های مذکور توزیع کرد. از این رو، پیش‌بینی درصد تقاضای هر پایانه در ماه آخر نیز بر اساس روش LSTM از سری زمانی درصد ماهیانه هر پایانه محاسبه شده است. مقایسه میزان تقاضای پیش‌بینی شده برای شش پایانه اصلی در خرداد ماه ۱۴۰۲ با مقادیر واقعی متناظر در شکل ۸ نشان داده شده است.

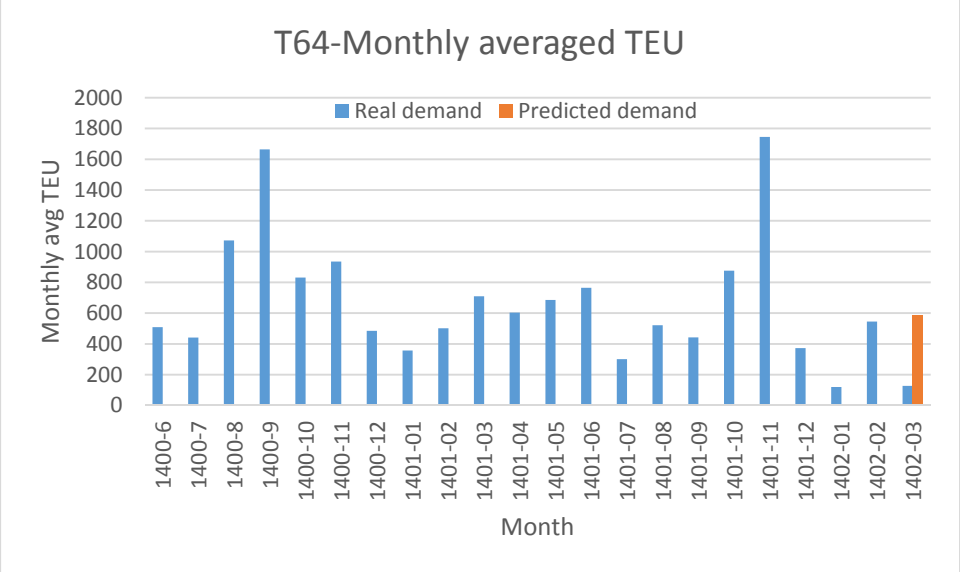



**شکل ۷. تغییرات تقاضای ماهیانه شش پایانه اصلی در طول ۲۲ ماه**

با توجه به اینکه اطلاعات در دسترس تنها برای ۲۲ ماه موجود بوده و درصد تقاضای پایانه‌ها در ماه ۲۲ تنها بر مبنای روند ۲۱ ماه گذشته پیش‌بینی شده است، نمی‌توان انتظار داشت که دقت پیش‌بینی مناسب باشد. دقت پیش‌بینی در برخی پایانه‌ها مناسب و در برخی پایین است. بیشترین اختلاف در پایانه شماره ٦٤ مشاهده شده است. همانگونه که در شکل ۹ مشاهده می‌شود، این پایانه در فروردین و خرداد ۱۴۰۲، کاهش تقاضای قابل ملاحظه‌ای داشته که با توجه به عدم وجود اطلاعات کافی و کوتاه بودن طول دنباله داده‌ها، امکان پیش‌بینی آن وجود نداشته است. بدیهی است با استمرار ثبت اطلاعات و افزایش حجم داده‌های مبنا، بر دقت پیش‌بینی افزوده خواهد شد. با این وجود در شرایط فعلی، حتی چنانچه تنها درصد قابل قبولی از مقادیر تقاضای پیش‌بینی شده در پایانه‌های اصلی از پیش در همان پایانه‌ها دپو شود (یا از ظرفیت کانتینرهای استریپ شده همان پایانه استفاده شود)، در مدیریت عملیات ماهیانه تاثیر قابل توجهی ایجاد خواهد شد (صداقی و شیوافر، ۱۴۰۳).




**شکل ۸. مقایسه میزان تقاضای واقعی شش پایانه اصلی در خرداد ماه ۱۴۰۲ با مقادیر پیش‌بینی شده متناظر**




**شکل ۹. میزان متوسط تقاضای ماهیانه در پایانه شماره ٦٤**

## ۵-نتیجه‌گیری

در این مقاله، به منظور بهبود مدیریت پایانه‌های کانتینر خالی بندر شهید رجایی، از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی برای پیش‌بینی میزان تقاضای ماهیانه کانتینر خالی ۲۰ فوتی در پایانه‌های متقاضی بندر شهید رجایی استفاده شده است. اطلاعات مربوط به تقاضای پایانه‌های بندری برای کانتینر خالی، به صورت روزانه در طول ۲۲ ماه از ابتدای شهریور ماه ۱۴۰۰ تا پایان خرداد ۱۴۰۲ در اختیار بوده است. برای کاهش حجم عملیات روزانه و سرویس‌دهی منظم به متقاضیان کانتینر خالی ۲۰ فوتی، با استفاده از یکی از به‌روزترین روش‌های پیش‌بینی شبکه عصبی (شبکه طولانی حافظه کوتاه مدت)، میزان تقاضای کانتینر خالی در خرداد ماه ۱۴۰۲ بر اساس داده‌های ۲۱ ماه قبل از آن پیش‌بینی شده و با مقادیر واقعی تقاضا مقایسه شده که اختلاف آن‌ها در

حدود ۰/۳ درصد برآورد شده است. با توجه به اینکه برنامه‌ریزی پایانه برای ارسال کانتینرهای خالی در بازه‌های زمانی ماهیانه مورد نظر است، پیش‌بینی مناسب تقاضای ماهیانه می‌تواند نقش موثری در برنامه‌ریزی‌ها داشته باشد.

با توجه به اینکه حجم عمده تقاضای کانتینر خالی مربوط به تعداد محدودی از پایانه‌ها بوده و میزان تقاضای سایر پایانه‌ها نسبتاً پایین است، شش پایانه اصلی با متوسط تقاضای ماهیانه بیش از ۵۰۰ کانتینر در ماه انتخاب شده و پیش‌بینی درصد تقاضای هر پایانه در خرداد ماه ۱۴۰۲ نیز از سری زمانی درصد ماهیانه هر پایانه محاسبه شد. البته با توجه به کوتاه بودن طول سری زمانی میانگین ماهیانه درصد تقاضای هر پایانه، دقت این پیش‌بینی برای برخی پایانه‌ها مناسب نبوده است اما با استمرار ثبت اطلاعات و افزایش حجم داده‌های مبنا، بر دقت پیش‌بینی‌های ماه‌های آتی افزوده خواهد شد. بر این اساس پیشنهاد اولیه میزان دپوی کانتینر خالی در ماه آتی برای پایانه‌های اصلی با بیشترین تقاضا قابل تعیین خواهد بود. با توجه به پیش‌بینی کانتینر خالی پایانه‌های اصلی، می‌توان از کانتینرهای ورودی استریپ شده در آن پایانه نیز استفاده نمود و در نتیجه حجم عملیات روزانه را کاهش داد و همچنین تمهیدات لازم در خصوص توزیع مکانی مناسب کانتینرهای خالی قبل از ایجاد تقاضا را در نظر گرفت. در شرایط فعلی، حتی چنانچه تنها درصد قابل قبولی از مقادیر تقاضای پیش‌بینی شده در پایانه‌های اصلی از پیش در همان پایانه‌ها دپو شود (یا از ظرفیت کانتینرهای استریپ شده همان پایانه استفاده شود)، در مدیریت عملیات ماهیانه تاثیر قابل‌توجهی ایجاد خواهد شد.

## ٦- مراجع


-شرکت کشتیرانی جنوب- خط ایران، آمار روزانه کانتینرهای خالی از شهریور ۱۴۰۰ تا خرداد ۱۴۰۲.

-صداقی، سیده معصومه و شیوافر، ایمان (۱۴۰۳)، بهینه‌سازی عملیات کانتینرهای خالی با استفاده از شبیه‌سازی (مطالعه موردی: بندر شهید رجایی). *جاده*، ۳۲(۱۱۸)، ٧٤-٦١.

**doi: 10.22034/road.2023.423773.2217**

-Cuong, T.N., You, S.-S., Long, L.N.B., Kim, H.-S. (2022), Seaport Resilience Analysis and Throughput Forecast Using a Deep Learning Approach: A Case Study of Busan Port. *Sustainability*, 14(13985). **doi.org/10.3390/su142113985**

-Ferretti, M., Fiore, U., Perla, F., Risitano M., and Scognamiglio, S. (2022). Deep Learning Forecasting for Supporting Terminal Operators in Port Business Development. *Future Internet*, 14(221), 1-19.

-Martius, C., Kretschmann, L., Zacharias, M., Jahn, C., and John, O. (2022). Forecasting worldwide empty container availability with machine learning techniques. *Journal of Shipping and Trade*, 7(19), **doi.org/10.1186/s41072-022-00120-x**

-Shankar, S., Ilavarasan, P.V., Punia, S. and Singh, S.P. (2020), Forecasting container throughput with long short-term memory networks, *Industrial Management & Data Systems*, 120(3), 425-441. **doi.org/10.1108/IMDS-07-2019-0370**

-Transmetrics (2023). Case Study: Predictive Empty Container Management for NileDutch. [Online]. Available: https://www.transmetrics.ai/case-study/predictive-empty-container-management-niledutch/#cs2.

-Yuan, L. (2019). Machine Learning Approach to Forecasting Empty Container Volumes. [Master's thesis, Blekinge Institute of Technology].

# Prediction of Empty Container Demand Using Deep Neural Networks

# (Case Study: Shahid Rajaee Port)

*Seyede Masoome Sadaghi, Assistant Professor, Department of Maritime Transport, Road, Housing and Urban Development Research Center, Tehran, Iran.*

*Iman Shivafar, M.Sc., Grad., Department of Civil Engineering, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran.*

*E-mail: s.sadaghi@bhrc.ac.ir*

Received: February 2024- Accepted: June 2024

**ABSTRACT**

Shahid Rajaee Port, as the largest and most important commercial port in the country, serves as the main hub for containerized cargo exchange. In recent years, with the development of the container terminal as part of the expansion project of the west edge of basin No. 3 in Shahid Rajaee Port, to accommodate the largest seventh-generation container vessels with a draft of approximately 17 meters and the enhancement of the port's container capacity from 6 to 8 million TEUs, along with private sector investments in the supporting lands of the port, there is a growing need for reassessing the operational and terminal management practices at the container terminal of this port. Consequently, the optimization and improvement of the efficiency of various terminal facilities and supporting lands have become the focus of attention for operators and stakeholders in the port industry. Considering the projected increase in port operations and the demand for containers in Shahid Rajaee Port, using new technologies for optimization of the management of empty container operations for allocation to different terminals within the port, as well as allocation to vessels transferring empty containers to other ports in the country/world has been a focus. This article introduces an optimization process for empty container operations using machine learning and artificial intelligence methods. Given the possibility of predicting the demand for empty containers, it is possible to reduce the daily operation volume through advance planning and consider necessary measures regarding the appropriate spatial distribution of empty containers before the demand arises.

**Keywords:** Empty Container, Deep Learning, Shahid Rajaee Port