مدل‌سازی تأثیر بیماری‌های همه‌گیر بر شاخص توان عملیاتی حمل‌ونقل کانتینری

مقاله‌ی پژوهشی

کسری پورکرمانی*، استادیار، دانشکده اقتصاد و مدیریت، دانشگاه علوم و فنون دریایی خرمشهر، خرمشهر، ایران
* پست الکترونیکی نویسنده مسئول: pourkermani@kmsu.ac.ir

دریافت: ۱۴۰۱/۰۹/۲۲- پذیرش: ۱۴۰۲/۰۱/۲۵
صفحه۱۵۴-۱۴۵

چکیده

صنعت حمل‌ونقل دریایی، طی چند سال گذشته با بحران ناشناخته و جدیدی به نام همه‌گیری ویروس کرونا مواجه شد. بخشی از اقدامات کشورها، باعث شکسته شدن مویرگی زنجیره‌های تأمین شده که به علت ناشناخته بودن این بحران، صنعت حمل‌ونقل دریایی را با عدم توانایی پیش‌بینی صحیح حجم عملیاتی مواجه کرد است. تحقیق حاضر، تلاشی برای کم کردن خلأ تحقیقات در زمینه‌ی ذکر شده است و می‌تواند در بحران آتی، به بازیگران بازار برای اخذ تصمیمات صحیح‌تر کمک کند. هدف این پژوهش، مدل‌سازی سری‌های زمانی شاخص‌های حمل‌ونقل کانتینری برای پیش‌بینی روند حرکت کوتاه‌مدت این شاخص‌ها و ارتباط آن با کووید-۱۹ به‌عنوان ویروس همه‌گیر است؛ بدین منظور، تأثیر کووید-۱۹ با پیش‌بینی شاخص‌های حمل‌ونقل کانتینری در ۷۰ بندر بزرگ بین‌المللی بررسی شده است. فرآیند مدل‌سازی، با میانگین خودگردان یکپارچه‌ی متحرک فصلی و مدل فضای حالت هموارسازی نمایی انجام شده است. برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها، معیار ارزیابی اطلاعاتی و خطای سنجش، محاسبه و مقایسه شده‌اند. با توجه به نتایج حاصل‌شده، مدل میانگین خودگردان یکپارچه‌ی متحرک فصلی، مدل مناسب‌تر و بهتری برای پیش‌بینی شاخص‌های کانتینری شناخته شد.

واژه‌های کلیدی: حمل‌ونقل کانتینر، کووید ۱۹، مدل فضای حالت هموارسازی نمایی، میانگین خودگردان یکپارچه‌ی متحرک فصلی

۱-مقدمه

کووید-۱۹ که نوع جدید ویروس کرونا نامیده می‌شود، به‌طور غیرمنتظره‌ای در سراسر جهان گسترش یافته است؛ درنتیجه، سازمان جهانی بهداشت در ۳۰ ژانویه‌ی ۲۰۲۰، "وضعیت اضطراری" اعلام کرد و در ۱۱ مارس ۲۰۲۰، آخرین وضعیت به‌عنوان "همه‌گیری" اعلام شد. شیوع کووید-۱۹، تأثیر زیادی بر زنجیره‌های تأمین جهانی داشته است. یکی از اثرات منفی آن، کاهش تعداد کانتینرهای ارسال‌شده، به‌ویژه از چین به سایر کشورهای جهان است (Fernandes, 2020). طی بحران کرونا، کمبود کانتینر در بسیاری از کشورهای درحال‌توسعه‌ی آفریقا که عمدتاً به تجارت دریایی با چین وابسته بودند، به وجود آمد. با توجه به اعلام‌های سازمان‌های دریایی، بسیاری از کشتی‌های چینی حامل کانتینر در حال حرکت، در حقیقت خالی هستند. علاوه بر این، تعداد زیادی کشتی در زمان ظهور کووید-۱۹، در بنادر چین قرنطینه شدند و نتوانستند به مقصد مورد نیاز حرکت کنند. در حالی که این اقدام برای جلوگیری از گسترش کووید-۱۹ انجام می‌شد؛ اما موجب شد تجارت دریایی تحت تأثیر منفی قرار گیرد (Fernandes, 2020) و تاجران به دلیل قرنطینه، نتوانند به‌راحتی کالاهای خود را به بازارهای دیگر منتقل کنند. ظهور کووید-۱۹، باعث ازدحام بنادر، خصوصاً در کشورهای صادرکننده شد. در چین، چنین ازدحامی در بندر باعث عدم تعادل در بازارهای داخلی و بین‌المللی شد. کانتینرهایی که برای حمل کالاهای فاسدشدنی به کشورهای دیگر مورد استفاده قرار می‌گرفتند، در بنادر انبار شدند و تعداد زیادی از محصولاتی که از طریق کانال‌های

دریایی حمل‌ونقل جابه‌جا می‌شدند، فاسد شده و از بین رفتند. طی این بحران، تعداد کشتی کانتینری غیرفعال، دوباره به رکورد بیش از ۴۰۰ کشتی رسید و شناورها با ظرفیت حدود TEU در دوماهه‌ی اول سال ۲۰۲۰، مورد بهره‌برداری قرار نگرفتند. شاخص RWI/ISL، شامل داده‌های مربوط به ظرفیت کانتینر در ۷۰ بندر بین‌المللی است که به‌طور مداوم جمع‌آوری می‌شود و نزدیک به ۶۰ درصد از ظرفیت کانتینری جهانی را در بردارد (Fernandes, 2020). از این جنبه، انتظار می‌رود که شاخص RWI/ISL و تجارت بین‌الملل، همبستگی بالایی داشته باشند. در تحقیق حاضر، پیش‌بینی کوتاه‌مدت شاخص RWI/ISL، با در نظر گرفتن تغییرات فصلی مدل‌های Box-Jenkins و Exponential Smoothing (ETS) بررسی می‌شود. ابتدا، روش مدل‌سازی Box-Jen و Box-Jenkins توضیح داده شده و سپس مدل‌های سری زمانی برای شاخص اصلی و فصلی پیشنهاد می‌شوند. درنهایت، اثربخشی مدل‌های توسعه‌یافته برای شاخص‌ها، با استفاده از معیارهای عملکرد مناسب ارزیابی‌شده و نتایج پیش‌بینی ۳ ماهه، پس از تجزیه‌وتحلیل تشخیصی، توضیح داده شده خواهد شد.

۲- روش تحقیق و شناسایی و ارزیابی مدل

داده‌های ماهانه‌ی RWI/ISL، از ژانویه‌ی ۲۰۰۸ تا فوریه‌ی ۲۰۲۱ جمع‌آوری شده و برای پیش‌بینی‌های ۳ ماهه برای سری‌های اصلی و سری‌های تعدیل‌شده‌ی فصلی و روز کاری، استفاده شده‌اند. با توجه به اینکه ماه اول سال ۲۰۲۱، نقطه‌ی عطفی در سری زمانی است، از دوره‌ی ژانویه‌ی ۲۰۰۸ تا دسامبر ۲۰۲۰ برای پیش‌بینی سه‌ماهه‌ی اول سال ۲۰۲۱ استفاده شده است. اعتبار مدل، با استفاده از این دوره، به‌عنوان یک دوره‌ی آموزشی ارایه می‌شود. برای تهیه‌ی مجموعه‌داده در مرحله‌ی مدل‌سازی، از زبان برنامه‌نویسی R استفاده می‌شود. روش پیشنهادی پیش‌بینی شاخص RWI/ISL، شامل مراحل زیر است: تجزیه‌وتحلیل داده‌های سری زمانی، آزمون ثابت بودن، شناسایی و تخمین مدل، بررسی تشخیصی، ارزیابی و پیش‌بینی. سری‌های زمانی، مجموعه‌ای از مجموعه‌داده‌های کاملاً تعریف‌شده هستند؛ که در بازه‌های زمانی متغیر و همچنین در بازه‌های زمانی مساوی، جمع‌آوری می‌شوند. توابع خودهمبستگی، برای تعیین اینکه آیا سری از نوع سری‌های زمانی است یا خیر، بررسی می‌شوند. تابع ACF (تابع همبستگی خودکار) و PACF (تابع خودهمبستگی جزئی)، وابستگی خطی مقادیر در سری زمانی را با مقادیر گذشته (تأخیر) نشان می‌دهد. اگر توابع خودهمبستگی، پیک‌های قابل توجهی را با الگوی پیوسته نشان دهند که در طول کل تأخیرها تکرار شود، منطقی است که فصلی بودن سری، در نظر گرفته شود. مفهوم ثابت، اولویت زیادی در تحلیل سری زمانی دارد. مفهوم ایستایی، به‌صورت میانگین و واریانس یک سری زمانی بیان می‌شود و کوواریانس بین دو مقدار سری، نه‌تنها به زمان مورد بررسی، بلکه تنها به تفاوت بین سری‌های دوزمانی بستگی دارد. برای اعمال مدل‌های سری زمانی، سری‌ها باید از روند و فصلی (زمان ثابت) تنظیم شوند. همبستگی‌ها (نمودارهای ACF و PACF) می‌توانند یک الگوی ایستایی یا یک ریشه‌ی واحد را با تأخیرهای قابل توجه نشان دهند. یک راه ذهنی‌تر برای ارزیابی ثابت بودن، استفاده از آمار آزمون دیکی فولر (ADF) (افزایش یافته) است (Wang, Zhang and Zhou, 2016). فرضیه‌ی صفر، این است که سری‌ها دارای ریشه‌ی واحد هستند. فرضیه‌ی جایگزین، این است که سری زمانی ثابت (روند ثابت) است.

مدل‌های ARIMA، در مقالات به مدل‌های Box-Jenkins نیز گفته می‌شود. مدل ARIMA، از فرآیندهای خودرگرسیون و میانگین متحرک تشکیل شده است که با همان درجه، یکپارچه شده‌اند. در روش Box-Jenkins، اساساً سعی شده است ترکیبی از دو روش مختلف (خودرگرسیون و میانگین متحرک) ایجاد شود. حرف I (یکپارچه) در ARIMA، نشان داد که سری زمانی مدل‌سازی به سری زمانی ثابت تبدیل شده است. مدل‌های آرایش با این روش، به دو نوع غیرفصلی و فصلی تقسیم می‌شوند. مدل‌های غیرفصلی Box-Jenkins، معمولاً به‌صورت ARIMA p; d; q بیان می‌شوند. در اینجا، p درجه‌ی خودرگرسیون، مدل AR، d تعداد عملیات تمایز و q درجه‌ی مدل میانگین متحرک (MA) است.

رویکرد اساسی در مدل‌های Box-Jenkins، این است که ارزش فعلی متغیر مورد بررسی، بر اساس ترکیبی از مجموع وزنی مقادیر گذشته و شوک‌های تصادفی است. ثابت بودن سری و تأثیر فصلی آن، در انتخاب مدل تعیین‌کننده است؛ بنابراین، ابتدا ویژگی‌های سری زمانی آشکار می‌گردد و سعی می‌شود مدل مناسبی پیدا شود. روش Box-Jenkin، از یک رویکرد تکراری چهارمرحله‌ای برای تعیین یک مدل مناسب در

بین تمام ترکیبات مدل استفاده می‌کند. این مراحل، عبارتند از: تعیین، تخمین پارامترها، تست‌های تشخیصی و مراحل پیش‌بینی آینده‌نگر. اگر مدل مشخص‌شده کافی نباشد، فرآیند با استفاده از مدل دیگری که برای توسعه‌ی مدل اصلی ایجاد شده است، تکرار می‌شود. این روند، تا زمانی که یک مدل رضایت‌بخش به دست آید، تکرار می‌شود. بررسی فرآیندهای اتورگرسیو (AR) و میانگین متحرک (MA) که مدل ARIMA را تشکیل می‌دهند، مهم است (Darekar, Pokharkar and Datarkar, 2016). فرمول مدل ARIMA، در زیر آورده شده است:

$$\varphi(B)\nabla^d y(t) = \theta(B)\varepsilon(t) \quad (۱)$$

$$\varphi(B) = 1 - \varphi_1 B^1 - \cdots - \varphi_p B^q \quad (۲)$$

$$\theta(B) = 1 + \theta_1 B^1 + \cdots + \theta_q B^q \quad (۳)$$

$$\nabla^d y(t) = (1 - \boldsymbol{B})^d x(t) \quad (۴)$$

در فرمول، B^K، عملگر تأخیر K است. ∇، عملگر تفاوت است؛ $\varphi(B)$ چندجمله‌ای اتورگرسیو P با پارامتر اتورگرسیو φ_1، φ_2 ، ... ، φ_p $\theta(B)$. چندجمله‌ای، میانگین متحرک q را نشان می‌دهد؛ به‌عنوان پارامتر میانگین متحرک که به‌صورت θ_1، θ_2، ...، θ_q نمایش داده می‌شود. سری زمانی ثابت، به‌صورت $\varepsilon\ t$; $\mathrm{q}^d x\ t$ منعکس و به‌عنوان توالی نویز مستقل ظاهر می‌شود و با توزیع بهنجار مطابقت دارد. سری‌های زمانی، اغلب حاوی خواص چرخه‌ای (اثرات فصلی) هستند که در آن از تغییرات فصلی برای حذف اثرات فصلی استفاده می‌شود. این نوع مدل‌ها، به‌عنوان مدل‌های SARIMA شناخته می‌شوند؛ بنابراین، دو نوع کلی برای مدل‌های ARIMA ارایه می‌شود: ARIMA غیرفصلی و ARIMA فصلی ضربدر (SARIMA). مدل‌های SARIMA، معمولاً با SARIMA p مشخص می‌شوند (Sintiya et al, 2020). فرمول مدل SARIMA، به شرح زیر است:

$$\varphi(B)\emptyset(B^S)\nabla^d\nabla^D y(Tt) = \theta(B)\vartheta(B^S)\varepsilon(t) \quad (۵)$$

$$\emptyset(B^S) = 1 - \emptyset_1 B^S - \cdots - \emptyset_P B^{PS} \quad (۶)$$

$$\vartheta(B^S) = 1 + \vartheta_1 B^S + \cdots + \vartheta_Q B^{QS} \quad (۷)$$

$$\nabla_S^D y(t) = (1 - B^S)^D x(t) \quad (۸)$$

در این فرمول، **B**، ∇، y(t)، $\varphi(B)$، $\theta(B)$، $\varepsilon(t)$ با مدل ARMA مطابقت دارند. $\emptyset(B^S)$، نشان‌دهنده‌ی چندجمله‌ای $\emptyset_1, \emptyset_2, \ldots, \emptyset_p$ خودرگرسیون فصلی است و به‌عنوان پارامتر اتورگرسیو فصلی عمل می‌کند. $\vartheta(B^S)$، مخفف چندجمله‌ای میانگین متحرک فصلی است. ∇^D، نشان‌دهنده‌ی تفاوت فصلی است که از مرتبه‌ی D می‌گذرد (Sintiya et al, 2020). ACF و PACF، برای انجام شناسایی مدل سری‌های زمانی محاسبه می‌شوند؛ به‌طور کلی، نتیجه‌ی احتمالی مرتبه‌ی مدل p قابل پیش‌بینی است. P q, p , Q با مشاهده‌ی نمودارهای ACF و PACF و سپس مناسب‌ترین ترتیب مدل با معیار اطلاعات Akaike (AIC)، معیار اطلاعات Bayes (BIC) (Sunori et al, 2021) انتخاب می‌شوند. معیار ترتیب مدل، در جدول ۱ نشان داده شده است.

جدول ۱. معیار سفارش مدل ARMA (Sunori et al, 2021)

تابع همبستگی خودکار	تابع خودهمبستگی جزئی	مدل
در انتها	نقطه‌ی برش q	AR(p)
نقطه‌ی برش q	در انتها	MA(q)
در انتها	در انتها	Arma(p,q)

برای مدل SARIMA، علاوه بر استفاده از مدل آرمای مرتبه‌ی پایین برای انجام اثرات همبستگی کوتاه‌مدت، مدل آرما با مراحل تناوبی نیز برای تمایز از اثرات فصلی استفاده می‌شود. پس از بررسی ترتیب مدل، می‌توان پارامترها را تخمین زد. روش‌های مورد استفاده در این مرحله، حداقل مربعاتی هستند که می‌توان با نرم‌افزار آماری به دست آورد. یکی دیگر از روش‌های پیش‌بینی که به‌عنوان جایگزینی برای مدل‌های ARIMA استفاده می‌شود، مدل فضای حالت هموارسازی نمایی (Exponential Smoothing (ETS)) است. مدل ETS، معمولاً یک روش شناسایی رشته‌ی سه کاراکتری با استفاده از اصطلاحات چارچوب هیندمن و همکاران است (۲۰۰۲). حرف اول، نوع خطا را بیان می‌کند ("A" "M" یا "Z")؛ حرف دوم، نوع روند را بیان می‌کند ('N', 'A', 'M' یا 'Z') و حرف سوم، نوع فصل را نشان می‌دهد ('N', 'A', 'M' یا 'Z'). در همه‌ی موارد، 'N' = هیچ، 'A' = افزودنی، 'M' = ضرب، و 'Z' = به‌طور خودکار انتخاب شده است؛ به‌طور مثال، 'ANN' یک هموارسازی نمایی ساده با خطاهای افزایشی است، 'MAM' روش ضربی Holt-Winters با خطاهای ضربی است. معادلات ETS برای ANN، به‌صورت زیر آورده شده است:

$$l_t = \alpha P_t + (1 - \alpha) Q_t \quad (۹)$$

$$\mu_t = l_t - 1 \quad (۱۰)$$

$$l_t + l_{t-1} + \alpha\varepsilon_t \quad (۱۱)$$

که در آن l، سطح سری را در زمان t نشان می‌دهد. P_t و Q_t بسته به اینکه روش‌ها به کدام یک از سلول‌ها تعلق دارند، متفاوت هستند و α ثابت است؛ برای ANN $P_t = y_t$= yt و $Q_t = l_t$ در نظر گرفته می‌شود. MAM، با جایگزینی ε_t و $\mu_t\varepsilon_t$ در معادلات فوق به دست می‌آید. اگر مقادیر صفر یا منفی در داده‌ها وجود داشته باشد، مدل‌های خطای ضربی مناسب نیستند. به دلیل داشتن یک زیرکلاس (ANN، MAM و غیره)، مدل‌های ETS مجموعه‌ای از عملکردهای ثابت را با آن مدل‌ها به اشتراک می‌گذارند که می‌تواند کار با آن‌ها را آسان‌تر کند. علاوه بر این، فواصل اطمینان برای پیش‌بینی‌ها را می‌توان با استفاده از ETS محاسبه کرد و از تمرکز حالت اولیه خارج از تابع احتمال، پشتیبانی می‌کند (Hunsen et al. 2020). برای اندازه‌گیری اعتبار مدل، توزیع باقی‌مانده‌ی مدل باید آزمایش شود. اتوکورلوگرام (ACF)، ابزاری است که برای بررسی نویز مناسب است (Chan, Xu and Qi, 2019). علاوه بر بررسی بصری باقی‌مانده‌ها، آمار Box-Ljung را می‌توان برای تحلیل تفسیری عینی‌تر درگیر کرد. اگر مقدار p آمار بیشتر از سطح معنی‌داری باشد، می‌توان در نظر گرفت که باقی‌مانده‌ها دارای یک دنباله‌ی تصادفی هستند که نشان می‌دهد اطلاعات به‌طور کامل توسط مدل استخراج شده است. در مقابل، اطلاعات استخراج‌شده کافی نیست و مدل به بهبود نیاز دارد (Sotomayor et al, 2021).

۳- ارزیابی و پیش‌بینی

دو آمار تابع جریمه در انتخاب مدل استفاده می‌شود: AIC و BIC (Wadhawan, & Singh, 2019) و (Fathei, 2018). رویکرد معیارهای اطلاعاتی مانند AIC، دو مفهوم را در یک چارچوب ترکیب می‌کند: یک روش کنترل خطا که خطای پیش‌بینی را کنترل می‌کند و حداکثر احتمال که به‌عنوان معیاری برای انطباق عمل می‌کند. AIC یا BIC، برای یک مدل معمولاً به شکل $[-2logL + kp]$ نوشته می‌شود که در آن L تابع درست‌نمایی است، p تعداد پارامترهای مدل و k برای AIC 2 و $\log(n)$ برای BIC است (Mishra, 2020). روش انتخاب مناسب‌ترین مدل، بر اساس انتخاب مدل با حداقل AIC و BIC است. میانگین درصد مطلق خطا (MAPE) و ریشه‌ی میانگین مربع خطا (RMSE)، برای ارزیابی خطای پیش‌بینی و دقت پیش‌بینی محاسبه می‌شوند (Moon, 2018). نقشه تا حدی به مقیاس وابسته است؛ به‌عنوان مثال، تخمین مقادیر بسیار پایین یا مقدار اندازه‌گیری را می‌توان به‌راحتی به یک عدد صحیح مانند یک یا دو تبدیل کرد؛ بنابراین، بهتر است از یک‌سری اقدامات (MAPE و RMSE) برای ارزیابی دقت برآورد استفاده شود. ریشه‌ی میانگین مربعات خطا، یک معیار مطلق خطا است که انحرافات را مربع می‌کند تا از خنثی شدن انحرافات مثبت و منفی یکدیگر جلوگیری کند. هنگام مقایسه‌ی روش‌ها، این معیار با برآورد بیش‌ازحد خطاهای بزرگ به ما کمک می‌کند. فرمول محاسبه‌ی RMSE، در زیر آورده شده است:

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n}\left(y(t) - y(\hat{t})\right)^2}{n}} \quad (۱۲)$$

که در آن y(t) مقدار واقعی یک نقطه برای دوره‌ی زمانی معین t است، n تعداد کل نقاط برازش شده است و $y(\hat{t})$ مقدار پیش‌بینی مناسب برای دوره‌ی زمانی t است. میانگین درصد مطلق خطا، یک اندازه‌گیری نسبی خطا است که از مقادیر مطلق برای جلوگیری از خنثی کردن خطاهای مثبت و منفی یکدیگر استفاده می‌کند و از خطاهای نسبی استفاده می‌کند تا شما را قادر سازد دقت پیش‌بینی را بین مدل‌های سری زمانی مقایسه کنید.

فرمول محاسبه‌ی میانگین درصد مطلق خطا:

$$\mathrm{MAPE} = \frac{100}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{y(t) - (\hat{t})}{y(t)}\right| \quad (۱۳)$$

که در آن y(t) مقدار واقعی یک نقطه برای دوره‌ی زمانی معین t است. n تعداد کل نقاط برازش شده است و $y(\hat{t})$ مقدار پیش‌بینی برازش شده برای دوره‌ی زمانی t است (Nalcaci, Özmen and Weber, 2019).

مرحله‌ی پیش‌بینی، شامل پنج مرحله است. این مراحل، به شرح زیر است:

معادله‌ی ARIMA را دوباره مرتب کنید تا $y(t)$ در سمت چپ باشد. معادله را با جایگزینی t با T+H می‌توان تنظیم کرد. در سمت راست، مشاهدات آینده با پیش‌بینی آن‌ها، خطاهای آینده با صفر و خطاهای گذشته با باقی‌مانده‌های مربوطه جایگزین می‌شود. با h = 1 شروع کنید. برای h = 2,3,…، مراحل مشابهی برای مدل‌های ETS انجام می‌شود.

٤-نتایج

برای حل مشکل خود همبستگی، تأخیرهای متغیر وابسته به سمت راست معادله اضافه شد و آزمون ADF را آزمون اعمال‌شده بر مدل جدید ایجادشده نامیدند (Paparoditis and Politis, 2018). همان‌طور که در جدول ۲ مشاهده می‌شود، فرضیه‌ی صفر در سطح معنی‌داری ۰,۰۵ برای RWI/ISL اصلی و اختلاف مرتبه‌ی اول به‌صورت فصلی و روز کاری تعدیل‌شده، رد می‌شود. نمودارهای ACF و PACF فصلی و روز کاری RWI/ISL و RWI/ISL اصلی تنظیم‌شده، مورد بررسی قرارگرفته و درجات فرآیندهای خودرگرسیون فصلی و غیرفصلی (AR) و میانگین متحرک (MA) تعیین می‌شوند. با توجه به اینکه اولین تفاوت سری نیز ثابت است، مدل SARIMA (۲،۱،۳) (۲،۰،۱)۱۲، به‌عنوان مدل مناسب انتخاب شده است. مناسب بودن مدل انتخاب‌شده، با استفاده از روش انتخاب مدل گام‌به‌گام تأیید می‌شود.

جدول ۲. نتایج آزمون ADF برای ارزیابی ثابت بودن.

RWI\ISL	اصلی	تنظیم فصلی روز کاری	تنظیم فصلی روز کاری (۱ مرتبه متفاوت)
ADF P-value	<۰,۰۰۱	۰,۳۳٦	<۰,۰۰۱

برای RWI/ISL اصلی، مدل SARIMA (۲،۰،۲) (۲،۱،۲)۱۲ به‌عنوان مدل مناسب انتخاب شده است؛ با توجه به اینکه کاهش خطی در ACF کند است و در برخی از تأخیرها افزایش می‌یابد. مناسب بودن مدل انتخاب‌شده، با استفاده از روش انتخاب مدل گام‌به‌گام تأیید می‌شود.

مدل‌ها و تخمین‌های نهایی برای شاخص‌های RWI/ISL، در جدول ۳ ارایه شده‌اند. چنانکه در جدول مشاهده می‌شود، پارامترهای معنی‌دار در سطح معنی‌داری ۰,۰۵ و ۰,۱۰ به‌صورت پررنگ نشان داده شده است. هر دو مدل قابل توجه هستند. مدل پیش‌بینی دیگری که در سری‌ها با اثرات روند و فصلی استفاده می‌شود، مدل ETS است. برای یافتن مناسب‌ترین مدل، از ETS نیز استفاده می‌شود. پارامتر هموارسازی، به‌عنوان آلفا انتخاب می‌شود. ۰,۸۹ برای فصلی و روز کاری RWI/ISL تنظیم شده است. پارامتر هموارسازی به‌صورت آلفا ۰,۵۳، بتا ۰,۱۷، گاما ۰,۱۹ و phi 0.81 برای RWI/ISL اصلی انتخاب شده است. مقایسه‌ی ETS و SARIMA با نتیجه‌ی پیش‌بینی مدل و ارزیابی عملکرد، در جدول ٤ نشان داده شده است. با توجه به نتایج، مدل‌های SARIMA که معیار اطلاعات بوده و مقادیر خطا کمتر است، مدل‌های مناسب‌تری برای پیش‌بینی RWI/ISL هستند. بررسی نمودارهای باقی‌مانده، به محقق کمک می‌کند تا ارزیابی کند که آیا فرضیات حداقل مربعات برآورده شده است یا خیر. اگر این مفروضات برآورده شوند، برآوردهای حداقل مربعات با حداقل واریانس تولید خواهند شد (Bhakuni et al, 2020).

جدول ۳. خلاصه‌ی خروجی تحلیل سری‌های زمانی با استفاده از مدل SARIMA

تنظیم روز و فصل کاری RWI/ISJ	تخمین	خطای استاندارد	t	ρ		تخمین	خطای استاندارد	t	ρ
AR (1)	۰/۷۹۵۸	۰/۰۱۰۵	۷٦/۳۷۲۵	<۰/۰۰۱	AR(1)	۱/۷۳٦۵	۰/۳۱۰۰	٦۰/۲۵٦۱	<۰/۰۰۱
AR(2)	−۰/۰٤۸۸	۰/۰۰۸۵	−۵/۰۲۱۷	<۰/۰۰۱	AR(2)	−۰/۷٤٤۰	۰/۱۸۷۲	−۳/۷٦۵۳	<۰/۰۰۲
MA(1)	−۱/۱٦۷۷	۰/۰۸۲۵	−۱۲۱/۱۲۱	<۰/۰۰۱	MA(1)	−۱/۱۱۳۱	۰/۲۵٦۳	−۵۱/۲۰۳۲	<۰/۰۰۱
MA(2)	۰/٤۲۲۳	۰/۱۳۲۲	٤/۳۱۵۲	<۰/۰۰۱	MA(2)	۰/٦٦۲۲	۰/۰۷٦۵	٦/٦۸۵۲	<۰/۰۰۱
MA(3)	−۰/۰۱۲۵	۰/۰۸۲۰	−۰/۱٦۰۲	۰/۸۵٤	SAR(1)	−۰/۷۰۲۵	۰/٤٤۷۸	−۱/۹۰۰۰	۰/۱۰۳
SAR(1)	−۰/۱٤۰۰	۰/۰۱۲۱	−۱۱/٦۵۲۰	<۰/۰۰۱	SAR(2)	−۰/۱٦۳۰	۰/۱۸۲۰	−۰/۷۲۰۵	۰/۵۳۰
SAR(2)	−۰/۰٤۰۲	۰/۰۰٤۵	−۱۱/۸۲۵٤	<۰/۰۰۱	SMA(1)	۰/۰۷۲٤	۰/۵٦۳۰	۰/۳۱۱۱	۰/۷٦۵
SMA(1)	۰/۲٦۵٦	۰/۱۰۱٦	۲/۳۲۲۵۰	۰/۰۲۲	SMA(2)	−۰/۳٦۱۲	۰/۷۵۲۲	−۱/٦٤۲۰	۰/۱۱۱
					انحراف	۰/۲۱۰۰	۰/۰۵۲۱	۵/۱٦۵۵	<۰/۰۰۱

جدول ٤. نتایج پیش‌بینی و ارزیابی عملکرد مدل‌های SARIMA و ETS

تنظیم روز و فصل کاری RWI/ISL	AIC	BIC	ریشه میانگین مربع خطا	میانگین درصد مطلق خطا	RWI/ISL اصلی	AIC	BIC	ریشه میانگین مربع خطا	میانگین درصد مطلق خطا
$SARIMA(2,1,3)(2,0,1)_{12}$	٦٤٠/٨٤	٦١٧/٨٥	١/٧٤	١/١١	با انحراف $SARIMA(2,1,3)(2,0,1)_{12}$	٥٨٥/٢٢	٦٧٤/٤٥	١/٧١	١/٢٤
	٩٥٢/٥٠	٩٩١/٨٨	١/٧٤	١/١٥	ETS	١٠٦٦/٢٤	١٠٦٩/٢٢	١/٧٠	١/٤٩

جدول ۵. مقادیر پیش‌بینی و فاصله‌ی اطمینان ۹۵٪ RWI/ISL

	تنظیم فصلی و روزکاری	۹۵ درصد فواصل اطمینان		اصلی	۹۵ درصد فواصل اطمینان	
ماه	مقادیر پیش‌بینی‌شده	پایین‌تر	بالاتر	مقادیر پیش‌بینی‌شده	پایین‌تر	بالاتر
فوریه	-۱۰۱/۵	-	-	۹۳/٦	-	-
مارس	۱۰٤/۲۳٤۱	۱۰۲/۱۲۲٤	۱۰۷/۹۵٦۳	۱۰۹/٤۵	۱۰۵/٦٦	۱۱٤/۰۲
آوریل	۱۰۲/٦۵۸۵	۹۲/۸۵٦۵	۱۰٤/۷٤۵۲	۱۰٦/۳۱	۱۰۳/۷۹	۱۱۳/۵۱
می	۱۰۰/٤۵۳۲	۹۳/۷۵٦۵	۱۰۳/۸۵٦۵	۱۰۹/۵۲	۱۰٦/۲۵	۱۱۷/٦۱

علاوه بر این، با توجه به مدل قوس، مدل غیرمعنی‌دار یافت می‌شود (p 0.32 برای اصلی، $p > 0.05$)؛ بنابراین، مدل SARIMA، معیارهای مفروضات را برآورده کرده است؛ درنتیجه، می‌توان به پیش‌بینی شاخص RWL-ISL با مدل SARIMA تکیه کرد. به‌عنوان آخرین مرحله، هنگامی که تشخیص مدل بر اساس یک آزمون آماری بررسی می‌شود، مشاهده می‌شود که باقی‌مانده‌ها به‌طور تصادفی توزیع می‌شوند (تست ljung-box p=0.831 برای فصلی و روز کاری تنظیم شده و p=0.905 برای اصلی، p>0.05). از آنجایی که عملکرد و تشخیص مدل کنترل می‌شود، نتایج پیش‌بینی می‌تواند مورد بررسی قرار گیرد. پیش‌بینی ۳ ماهه (اسفند، فروردین و اردیبهشت) با مدل‌های SARIMA استفاده می‌شود. داده‌های مربوط به ماه فوریه نیز برای مقایسه در جدول ۵ نشان داده شده است. مقادیر پیش‌بینی‌شده، از آنجایی که در بازه‌ی اطمینان ۹۵ درصد قرار می‌گیرند، معنی‌دار هستند. هنگامی که نتایج پیش‌بینی با نمودار نشان داده می‌شود، سری اصلی RWI/ISL پس از آوریل افزایش می‌یابد. سری RWI/ISL تنظیم‌شده فصلی و روز کاری پس از مارس، نشانگر کاهش است (شکل ۱ (a,b)). این کاهش، زمانی آشکارتر می‌شود که سری زمانی به‌صورت فصلی و روز کاری تنظیم شود.

اعتبارسنجی مدل پیشنهادی

در بازه‌ی زمانی ژانویه‌ی ۲۰۰۸ تا دسامبر ۲۰۲۰، از RWI/ISL برای بررسی نتایج پیش‌بینی و اعتبار مدل استفاده می‌شود. با توجه به تأثیر فصلی سری RWI/ISL، مدل‌های SARIMA و ETS برای پیش‌بینی RWI/ISL استفاده می‌شوند. با توجه به آزمون ADF، فرضیه‌ی صفر در سطح معنی‌داری ۰,۰۵ برای RWI/ISL اصلی و اختلاف مرتبه‌ی اول به‌صورت فصلی و روزکاری تعدیل‌شده رد می‌شود. با توجه به اینکه اولین تفاوت سری نیز ثابت است، مدل SARIMA (۲،۱،۲) (۲،۰،۰)۱۲ به‌عنوان مدل مناسب انتخاب شده است. برای RWI/ISL اصلی، مدل SARIMA (۱،۰،۱) (۲،۱،۱)۱۲، به‌عنوان مدل مناسب انتخاب شده است؛ با توجه به اینکه کاهش خطی در ACF آهسته است و در برخی از تأخیرها افزایش می‌یابد. مدل‌های انتخاب‌شده با استفاده از روش انتخاب مدل گام‌به‌گام، مناسب بودن مدل‌های انتخاب‌شده را تأیید می‌کنند. پیش‌بینی ۳ ماهه‌ی استفاده‌شده و نتایج، در جدول ٦ نشان داده شده است. مقادیر واقعی در بازه‌ی اطمینان ۹۵ درصد برآوردشده توسط SARIMA باقی می‌مانند. جشن‌های سال نو، در بسیاری از نقاط چین به تعویق افتاد تا از گسترش این بیماری همه‌گیر در سراسر کشور جلوگیری شود. با توجه به اقدامات سخت‌گیرانه‌ای که برای کووید-۱۹ اتخاذ

شد، باعث رکود تجارت شد و پس از تبعات این واکنش، تقریباً نیمی از کشتی‌هایی که در خط تجارت اروپا-خاور دور فعالیت می‌کردند، ناچار به لغو تقویم فوریه‌ی خود شدند؛ که منجر به نوسان شدید حجم معاملات و شاخص‌ها در فوریه شد. این نوسان چشمگیر، جدی بودن وضعیت و تأثیر آن بر تجارت در سراسر جهان را نشان می‌دهد. به همین دلیل، پیش‌بینی فوریه، کمی خارج از فاصله‌ی اطمینان ۹۵ درصد است؛ درنتیجه، می‌توان گفت که پیش‌بینی‌ها با مدل SARIMA، قابل اعتماد و معتبر هستند.

بحث

ظهور بیماری واگیردار کووید-۱۹، نه‌تنها اثرات فوری بر صنعت کشتیرانی داشته، بلکه اثرات دنباله‌دار و آتی نیز دارد. برای مقایسه‌ی مدل‌ها، RMSE زیر ۱۰٪ محاسبه می‌شود که نشان‌دهنده‌ی عملکرد عالی پیش‌بینی است. دلیل این امر، این است که اثر کووید-۱۹ از ژانویه رخ داده است و این تنوع در مدل‌ها گنجانده شده است. با بررسی مقادیر واقعی، می‌توان مشاهده کرد که با به‌روزرسانی مدل، عملکرد بیش‌ازپیش افزایش می‌یابد و مشخص می شود که کووید-۱۹ منجر به کمبود کانتینرهای ارسال‌شده به بسیاری از کشورهای جهان شده است که برگشت آن آسان نخواهد بود. یکی از این تأثیرات آتی همه‌گیری در این مورد و موارد محتمل آینده، بحران اقتصادی خواهد بود که به دلیل کمبود، قیمت تقاضای کالاهای تجارت دریایی را افزایش خواهد داد. چنین بحرانی، احتمالاً کشورهایی را که در حال تولید و حمل کانتینر هستند و همچنین کشورهایی که کانتینرها را در فعالیت‌های تجاری مختلف دریافت و استفاده می‌کنند، تحت تأثیر قرار خواهد داد. بسیاری افراد، تصور می‌کردند پس از بسته شدن پرونده‌ی ویروس، همه‌چیز به لطف پیشرفت‌هایی که از کشورها انتظار می‌رود، بازیابی می‌شود. با این حال، بسیاری از کشورها به دلیل این مشکلات طولانی‌مدت عرضه و مشکلات تجاری، تصمیمات اساسی اتخاذ خواهند کرد. این تغییرات ممکن است در عملیات برخی از کشورها به‌جز چین رخ دهد.

بعضی نویسندگان پیش‌بینی می‌کردند که پس از ناپدید شدن محدودیت‌ها، شرکت‌های حمل‌ونقل با بهبود سریع کسب‌وکار مواجه شده و قیمت سهام آن‌ها افزایش خواهد یافت (Warnock-Smith et al, 2021)؛ ولی با گذر زمان، بهبود کسب‌وکار ایجاد شده است؛ اما به دلیل رکود، افزایش قیمت سهام در اکثر بورس‌ها صورت نگرفته است. در ابتدای همه‌گیری، شرکت Moodeys اعلام کرد که وضعیت منفی در بخش تجارت دریایی در ۱۸ ماه آینده (Koyuncu et al, 2021) ادامه خواهد داشت که صحیح بود؛ اما برای بعضی شرکت‌های شناوری کوچک، اوضاع بهتر بود. تجربه نشان داده است که شرایط همه‌گیری‌ها باعث می‌شود شرکت‌های دلال حمل‌ونقل به کاهش ظرفیت‌های موقتی دست ببرند. این امر، باعث می‌شود که اپراتورها با کاهش شدید حجم به سمت غرب مواجه شوند؛ که بلافاصله احساس می‌شود. در بحران اخیر همه‌گیری، قطع تجارت درخصوص حمل کانتینر به کشورهای دیگر، منجر به مرگ تجارت دریایی رسمی و قانونی شد که منع ورودی از کشورهای مختلف دخیل در این امر بود. شاید برای همه‌گیری آینده، محدودیت‌ها نباید به این شکل وضع شود. این امر، راه را برای ظهور افراد و سازمان‌های تجاری خلاف‌کار هموار می‌کند که از کانال‌های دریایی برای پیشبرد برنامه‌ی نادرست خود در حمل‌ونقل کانتینر استفاده می‌کنند. باید درک کرد که چنین وضعیتی، به‌ویژه برای کشورهای درحال‌توسعه، کاملاً فاجعه‌آمیز است که درنهایت به دلیل وضعیت آسیب‌پذیری خود، به میزان بیشتری مورد بهره‌برداری قرار می‌گیرند.

جدول ٦. مقادیر پیش‌بینی و فاصله‌ی اطمینان ۹۵٪ RWI/ISL برای اعتبار مدل

	تنظیم فصلی و روز کاری		۹۵ درصد فواصل اطمینان		اصلی		۹۵ درصد فواصل اطمینان	
ماه	ارزش واقعی	مقادیر پیش‌بینی‌شده	پایین‌تر	بالاتر	ارزش واقعی	مقادیر پیش‌بینی‌شده	پایین‌تر	بالاتر
ژانویه	۱۱٤/۳	۱۱٤/٥	۱۱۱/٦	۱۱۷/۹	۱۷۸/٦	۱۱٥/٦	۱۱۰/٥	۱۱۷/۸
فوریه	۱۰۹/۷	۱۱٤/۷	۱۱۱/٥	۱۱۸/۹	۹۹/۸	۱۰۹/۹	۹۷/۸	۱۰٦/۸
مارس	۱۱۰/۹	۱۱٤/۱	۱۱۰/۲	۱۱۹/٥	۱۱۰/٤	۱۲۱/۲	۱۱۰/۱	۱۲۰/۲

۵- نتیجه‌گیری

هدف از این مطالعه، بررسی رابطه بین برآورد کوتاه‌مدت شاخص توان عملیاتی کانتینر ISL/RWI و کووید-۱۹ با استفاده از مدل‌های سری زمانی است. مدل مد نظر، با استفاده از مدل‌های SARIMA و ETS برآورد شده است. نشان داده شده است که مدل‌های توسعه‌یافته برای پیش‌بینی تغییرات فصلی، دقیق و مناسب هستند. با توجه به این پیش‌بینی‌ها، نتایج به‌دست‌آمده از ماه مارس، آوریل و شاید سال قبل، با داده‌های شاخص ISL/RWI مقایسه گردید و مشاهده شد که کووید-۱۹ از همان لحظه بر بازار تأثیر منفی داشته است؛ بنابراین، عملکرد این همه‌گیری و نحوه‌ی مقابله با آن باید در همه‌گیری‌های بعدی از حیث زمین‌گیر کردن تجارت، مورد توجه قرار گیرد. وقفه‌هایی که در زنجیره‌ی تأمین به‌هم‌پیوسته به وجود آمده، مانند تارعنکبوتی، مورد حمله و آسیب قرار گرفته و عملکرد اصلی خود را طی همه‌گیری از دست داده است. مردم در سراسر جهان، با مشکلات جدی در دستیابی به نیازهای تجاری و شخصی خود مواجه شدند که اثرات آن به‌راحتی قابل جبران نیست؛ بنابراین، در همه‌گیری‌های بعدی، ایجاد محدودیت‌های ورود، امری غلط به نظر می‌رسد.

٦- سپاسگزاری

این مقاله مستخرج از نتایج طرح تحقیقاتی اجرا شده با شماره ۱۹۱ -۱۴۰۱/۱/۲۸ از محل اعتبارات ویژه پژوهشی دانشگاه علوم و فنون دریایی خرمشهر می باشد.

۷- مراجع

- Bhakuni, A. S., Sunori, S. K., Jethi, G. S., and Juneja, P. K., (2020), "Fuzzy Clustering of Paper Mill Data", 2020 2nd International Conference on Advances in Computing, Communication Control and Networking (ICACCCN): IEEE, pp. 678-683.

- Campbell, D., (2020), "UK coronavirus crisis' to last until spring 2021 and could see 7.9 m hospitalised"', The Guardian. Sun, Vol. 15.

- Chan, H. K., Xu, S., and Qi, X., (2019), "A comparison of time series methods for forecasting container throughput", International journal of logistics research and applications, Vol. 22, No. 3, pp. 294-303.

- Darekar, A. S., Pokharkar, V., and Datarkar, S. B., (2016), "Onion price forecasting in Kolhapur market of Western Maharashtra using ARIMA technique", International Journal of Information Research and Review, Vol. 3, No. 12, pp. 3364-3368.

- Fathei, K., (2018), "Machiavelli and the cultural relativity of leadership: An historical perspective", Journal of Competitiveness Studies, Vol. 26, No. 1/2, pp. 97-106.

- Fernandes, N., (2020), "Economic effects of coronavirus outbreak (COVID-19) on the world economy".

- Koyuncu, K., Tavacioğlu, L., Gökmen, N., and Arican, U. Ç., (2021), "Forecasting COVID-19 impact on RWI/ISL container throughput index by using SARIMA models", Maritime Policy & Management, Vol. 48, No. 8, pp. 1096-1108.

- Mishra, N. K., (2020), "Forecasting of Monthly Mean Rainfall in East Sikkim using ETS and SARIMA model in 'R'Software," Indian Institute of Technology, Kharagpur.

- Moon, M. A., (2018), "Demand and supply integration," in Demand and Supply Integration, De Gruyter.

- Nalcaci, G., Özmen, A., and Weber, G. W., (2019), "Long-term load forecasting: models based on MARS, ANN and LR methods", Central European Journal of Operations Research, Vol. 27, No. 4, pp. 1033-1049.

- Pandya, A. A., Herbert-Burns, R., and Kobayashi, J., (2011), "Maritime commerce and security: the Indian Ocean", Henry L. Stimson Center.

- Paparoditis, E. and Politis, D. N., (2018), "The asymptotic size and power of the augmented Dickey–Fuller test for a unit root", Econometric Reviews, Vol. 37, No. 9, pp. 955-973.

- Wadhawan, D. and Singh, H., (2019), "Estimating and forecasting volatility using ARIMA model: a study on NSE, India", Indian Journal of Finance, Vol. 13, No. 5, pp. 37-51.

- Wang, Y., Zhang, Y., and Zhou, Q., (2016), "A Stein-like estimator for linear panel data models", Economics Letters, Vol. 141, pp. 156-161.

- Warnock-Smith, D., Graham, A., O'Connell, J. F., and Efthymiou, M., (2021), "Impact of COVID-19 on air transport passenger markets: Examining evidence from the Chinese market", Journal of air transport management, Vol. 94, p. 102085.

- Sintiya, E. S., Kusumawardana, A., Furqon, M. A., Najwa, N. F., Puspitaningrum, A. C., and Afrah, A. S., (2020), "SARIMA and Holt-Winters Seasonal Methods for Time Series Forecasting in Tuberculosis Case", 2020 4th International Conference on Vocational Education and Training (ICOVET), IEEE, pp. 1-5.

- Sotomayor, D. A. C. and Carlos, F. B. S. M., (2021), "Application of the Integrated Autoregressive Method of Moving Averages for the analysis of series of cases of COVID-19 in Peru".

- Sunori, S. K., Negi, P. B., Maurya, S., Mittal, A., Bisht, N., and Juneja, P., (2021), "Developing Soft Computing based Models for Prediction of Pollutant PM10 of Air", 2021 5th International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI): IEEE, pp. 149-154.