

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

صفحه ۱۵۴-۱۴۵

چکیده

صنعت حمل‌ونقل دریایی، طی چند سال گذشته با بحران ناشناخته و جدیدی به نام همه‌گیری ویروس کرونا مواجه شد. بخشی از اقدامات کشورهای، باعث شکسته شدن موبیرگی 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؛ در نتیجه، سازمان جهانی بهداشت در ۳۰ ژانویه 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 در حال توسعه‌ی 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 بندر 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 بندر، 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 بندر انبار شدند و تعداد زیادی از محصولات که از طریق کانال‌های

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، به صورت میانگین و واریانس یک سری زمانی بیان می‌شود و کواریانس بین دو مقدار سری، نه تنها 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 به صورت $ARIMA(p; d; q)$ 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

دریابی 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 دوماهی اول سال ۲۰۲۰، مورد بهره‌برداری قرار نگرفتند. شاخص RWI/ISL شامل داده‌های مربوط به ظرفیت کانتینر در ۷۰ بندر بین‌المللی است که به طور 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. در نهایت، اثربخشی مدل‌های توسعه‌یافته برای شاخص‌ها، با استفاده از معیارهای عملکرد مناسب ارزیابی شده و نتایج پیش‌بینی ۳ ماهه، پس از تجزیه و تحلیل تشخیصی، توضیح داده شده خواهد شد.

۲- روش تحقیق و شناسایی و ارزیابی مدل

داده‌های ماهانه RWI/ISL، از ژانویه ۲۰۰۸ تا فوریه ۲۰۲۱ جمع‌آوری شده و برای پیش‌بینی‌های ۳ ماهه برای سری‌های اصلی و سری‌های تعدیل‌شده فصلی و روز کاری، استفاده شده‌اند. با توجه به اینکه ماه اول سال ۲۰۲۱، نقطه‌ی عطفی در سری زمانی است، از دوره‌ی ژانویه 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: تجزیه و تحلیل داده‌های سری زمانی، آزمون ثابت بودن، شناسایی و تخمین مدل، بررسی تشخیصی، ارزیابی و پیش‌بینی. سری‌های زمانی، مجموعه‌ای از مجموعه‌داده‌های کاملاً تعریف شده 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

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 (Sunori et al, 2021) (BIC) انتخاب می‌شوند. معیار ترتیب مدل، در جدول ۱ نشان داده شده است.

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

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

برای مدل SARIMA، علاوه بر استفاده از مدل آرما 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')؛ 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:

$$l_t = \alpha P_t + (1 - \alpha)Q_t \quad (9)$$

$$\mu_t = l_t - 1 \quad (10)$$

بین تمام ترکیبات مدل استفاده می‌کند. این مراحل، عبارتند از: تعیین، تخمین پارامترها، تست‌های تشخیصی و مراحل پیش‌بینی آینده‌نگر. اگر مدل مشخص شده 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:

$$\varphi(B)\nabla^d y(t) = \theta(B)\varepsilon(t) \quad (1)$$

$$\varphi(B) = 1 - \varphi_1 B^1 - \dots - \varphi_p B^p \quad (2)$$

$$\theta(B) = 1 + \theta_1 B^1 + \dots + \theta_q B^q \quad (3)$$

$$\nabla^d y(t) = (1 - B)^d x(t) \quad (4)$$

در فرمول، B^K عملگر تأخیر K است. ∇ عملگر تفاوت است؛ $\varphi(B)$ چندجمله‌ای اتورگرسیو P با پارامتر اتورگرسیو $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$ ، $\theta(B)$ چندجمله‌ای، میانگین متحرک q را نشان می‌دهد؛ به‌عنوان پارامتر میانگین متحرک که به‌صورت $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ نمایش داده می‌شود. سری زمانی ثابت، به‌صورت $\varepsilon_t ; x^d_t$ 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 ضربی (SARIMA). مدل‌های SARIMA، معمولاً با SARIMA p مشخص می‌شوند (Sintiya et al, 2020). فرمول مدل SARIMA، به شرح زیر است:

$$\varphi(B)\phi(B^S)\nabla^d \nabla^D y(Tt) = \theta(B)\vartheta(B^S)\varepsilon(t) \quad (5)$$

$$\phi(B^S) = 1 - \phi_1 B^S - \dots - \phi_p B^{pS} \quad (6)$$

$$\vartheta(B^S) = 1 + \vartheta_1 B^S + \dots + \vartheta_q B^{qS} \quad (7)$$

$$\nabla_S^D y(t) = (1 - B^S)^D x(t) \quad (8)$$

در این فرمول، $\nabla, \mathbf{B}, y(t), \varphi(B), \theta(B), \varepsilon(t)$ با مدل ARMA مطابقت دارند. $\phi(B^S)$ ، نشان‌دهنده‌ی چندجمله‌ای $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ خودرگرسیون فصلی است و به‌عنوان پارامتر اتورگرسیو فصلی عمل می‌کند. $\vartheta(B^S)$ ، مخفف

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:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (y(t) - \hat{y}(t))^2}{n}} \quad (12)$$

که در آن $y(t)$ مقدار واقعی یک نقطه برای دوره‌ی زمانی معین t است، n تعداد کل نقاط برازش شده است و $\hat{y}(t)$ 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:

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y(t) - \hat{y}(t)}{y(t)} \right| \quad (13)$$

که در آن $y(t)$ مقدار واقعی یک نقطه برای دوره‌ی زمانی معین t است. n تعداد کل نقاط برازش شده است و $\hat{y}(t)$ 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 $h = 2, 3, \dots$ مراحل مشابهی برای مدل‌های ETS انجام می‌شود.

$$l_t + l_{t-1} + \alpha \varepsilon_t \quad (11)$$

که در آن l ، سطح سری را در زمان t نشان می‌دهد. Q_t و P_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، 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 $[-2\log L + kp]$ 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

۴- نتایج

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 ارائه شده‌اند. چنانکه در جدول مشاهده می‌شود، پارامترهای معنی‌دار در سطح معنی‌داری ۰,۰۵ و ۰,۱۰ به صورت 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 RWI/ISL انتخاب می‌شود. ۰,۸۹ برای فصلی و روز کاری RWI/ISL تنظیم شده است. پارامتر هموارسازی به صورت 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 ۴ 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 (Bhaskuni et al, 2020).

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 به صورت فصلی و روز کاری تعدیل‌شده، رد می‌شود. نمودارهای ACF و PACF فصلی و روز کاری RWI/ISL و RWI/ISL اصلی تنظیم‌شده، مورد بررسی قرار گرفته 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) 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	۰,۳۳۶	<۰,۰۰۱

برای RWI/ISL اصلی، مدل SARIMA (۲,۰,۲) (۲,۱,۲) به‌عنوان مدل مناسب انتخاب شده است؛ با توجه به اینکه کاهش

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	۷۶/۳۷۲۵	<۰/۰۰۱	AR(1)	۱/۷۳۶۵	۰/۳۱۰۰	۶۰/۲۵۶۱
AR(2)	-۰/۰۴۸۸	۰/۰۰۸۵	-۵/۰۲۱۷	<۰/۰۰۱	AR(2)	-۰/۷۴۴۰	۰/۱۸۷۲	-۳/۷۶۵۳
MA(1)	-۱/۱۶۷۷	۰/۰۸۲۵	-۱۲۱/۱۲۱	<۰/۰۰۱	MA(1)	-۱/۱۱۳۱	۰/۲۵۶۳	-۵۱/۲۰۳۲
MA(2)	۰/۴۲۲۳	۰/۱۳۲۲	۴/۳۱۵۲	<۰/۰۰۱	MA(2)	۰/۶۶۲۲	۰/۰۷۶۵	۶/۶۸۵۲
MA(3)	-۰/۰۱۲۵	۰/۰۸۲۰	-۰/۱۶۰۲	۰/۸۵۴	SAR(1)	-۰/۷۰۲۵	۰/۴۴۷۸	-۱/۹۰۰۰
SAR(1)	-۰/۱۴۰۰	۰/۰۱۲۱	-۱۱/۶۵۲۰	<۰/۰۰۱	SAR(2)	-۰/۱۶۳۰	۰/۱۸۲۰	-۰/۷۲۰۵
SAR(2)	-۰/۰۴۰۲	۰/۰۰۴۵	-۱۱/۸۲۵۴	<۰/۰۰۱	SMA(1)	۰/۰۷۲۴	۰/۵۶۳۰	۰/۳۱۱۱
SMA(1)	۰/۲۶۵۶	۰/۱۰۱۶	۲/۳۲۲۵۰	۰/۰۲۲	SMA(2)	-۰/۳۶۱۲	۰/۷۵۲۲	-۱/۶۴۲۰
					انحراف	۰/۲۱۰۰	۰/۰۵۲۱	۵/۱۶۵۵

جدول ۴. نتایج پیش‌بینی و ارزیابی عملکرد مدل‌های SARIMA و ETS

تنظیم روز و فصل کاری RWI/ISL	AIC	BIC	ریشه میانگین درصد مطلق خطا	میانگین درصد مطلق خطا	RWI/ISL اصلی	AIC	BIC	ریشه میانگین درصد مطلق خطا	میانگین درصد مطلق خطا
SARIMA(2,1,3)(2,0,1) ₁₂	۶۴۰/۸۴	۶۱۷/۸۵	۱/۷۴	۱/۱۱	با انحراف ۱۲ SARIMA(2,1,3)(2,0,1) ₁₂	۵۸۵/۲۲	۶۷۴/۴۵	۱/۷۱	۱/۲۴
	۹۵۲/۵۰	۹۹۱/۸۸	۱/۷۴	۱/۱۵	ETS	۱۰۶۶/۲۴	۱۰۶۹/۲۲	۱/۷۰	۱/۴۹

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

تنظیم فصلی و روزکاری	مقادیر پیش‌بینی شده	پایین تر	بالا تر	۹۵ درصد فواصل اطمینان	اصلی	مقادیر پیش‌بینی شده	پایین تر	بالا تر	۹۵ درصد فواصل اطمینان
فوریه	-۱۰۱/۵	-	-	۹۳/۶					
مارس	۱۰۴/۲۳۴۱	۱۰۲/۱۲۲۴	۱۰۷/۹۵۶۳	۱۰۹/۴۵					
آوریل	۱۰۲/۶۵۸۵	۹۲/۸۵۶۵	۱۰۴/۷۴۵۲	۱۰۶/۳۱					
می	۱۰۰/۴۵۳۲	۹۳/۷۵۶۵	۱۰۳/۸۵۶۵	۱۰۹/۵۲					

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 تعدیل شده رد می‌شود. با توجه به اینکه اولین تفاوت سری نیز ثابت است، مدل SARIMA (۲،۱،۲) (۲،۰،۰) به‌عنوان مدل مناسب انتخاب شده است. برای RWI/ISL اصلی، مدل SARIMA (۱،۰،۱) (۱۲،۱،۱)، 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 ۶ نشان داده شده است. مقادیر واقعی در بازه‌ی اطمینان ۹۵ درصد برآوردشده توسط SARIMA باقی می‌ماند. جشن‌های سال نو، در بسیاری از نقاط چین به‌تعمیق افتاد تا از گسترش این بیماری همه‌گیر در سراسر کشور جلوگیری شود. با توجه به اقدامات سخت‌گیرانه‌ای که برای کووید-۱۹ اتخاذ

علاوه بر این، با توجه به مدل قوس، مدل غیرمعنی‌دار یافت می‌شود (0.32 p برای اصلی، $p > 0.05$)؛ بنابراین، مدل SARIMA، معیارهای مفروضات را برآورده کرده است؛ در نتیجه، 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 $ljung\text{-}box\ p=0.831$ 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 پیش‌بینی شده، 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.

این حال، بسیاری از کشورها به دلیل این مشکلات طولانی مدت عرضه و مشکلات تجاری، تصمیمات اساسی اتخاذ خواهند کرد. این تغییرات ممکن است در عملیات برخی از کشورها به جز 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 حمل‌کانتینر 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 درحال توسعه، کاملاً فاجعه‌آمیز است که درنهایت به دلیل وضعیت آسیب‌پذیری خود، به میزان بیشتری مورد بهره‌برداری قرار می‌گیرند.

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، نه تنها 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 پیش‌ازپیش افزایش می‌یابد و مشخص می‌شود که کووید-۱۹ منجر به کمبود کانتینرهای ارسال شده 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 کشورهای را که در حال تولید و حمل کانتینر هستند و همچنین کشورهای 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، همه چیز به لطف پیشرفت‌هایی که از کشورها انتظار می‌رود، بازیابی می‌شود. با

جدول ۶. مقادیر پیش‌بینی و فاصله‌ی اطمینان ۹۵٪ RWI/ISL برای اعتبار مدل

ماه	تنظیم فصلی و روز کاری		۹۵ درصد فواصل اطمینان		اصلی		۹۵ درصد فواصل اطمینان	
	ارزش واقعی	مقادیر پیش‌بینی شده	پایین تر	بالا تر	ارزش واقعی	مقادیر پیش‌بینی شده	پایین تر	بالا تر
ژانویه	۱۱۴/۳	۱۱۴/۵	۱۱۱/۶	۱۱۷/۹	۱۷۸/۶	۱۱۵/۶	۱۱۰/۵	۱۱۷/۸
فوریه	۱۰۹/۷	۱۱۴/۷	۱۱۱/۵	۱۱۸/۹	۹۹/۸	۱۰۹/۹	۹۷/۸	۱۰۶/۸
مارس	۱۱۰/۹	۱۱۴/۱	۱۱۰/۲	۱۱۹/۵	۱۱۰/۴	۱۲۱/۲	۱۱۰/۱	۱۲۰/۲

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.

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 به‌هم پیوسته به وجود آمده، مانند تار عنکبوتی، 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.

۶- 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 می‌باشد.

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",

- 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.

Modeling the Impact of Epidemics on the Operational Efficiency of Container Transportation

Kasra Pourkermani, Assistant Professor, Faculty of Economics and Management, Khorramshahr University of Marine Science and Technology, Khorramshahr, Iran.

E-mail: pourkermani@kmsu.ac.ir

Received: February 2023- Accepted: May 2023

ABSTRACT

During the last few years, the transportation industry faced several crises with virus pandemic. The measures which are taken by the countries to tackle the pandemic have negatively affected the supply chain. It leaves the maritime transport industry with a vacuum of correctly predicting the volume of operations. The current research is an attempt to reduce the research gap and help market players to make more correct decisions in the future crisis. The purpose of this research is to model the time series of container transportation to predict the short-term trend of these indicators and its relationship with Covid-19 as an epidemic virus. The impact of Covid-19 is examined by forecasting container traffic indicators in 70 major international ports. The modeling process has been done with seasonal moving average and exponential smoothing model. To evaluate the performance of the models, information evaluation criteria and measurement error are calculated and compared. The seasonal integrated moving average model was found to be the most suitable and better model for predicting container indices.

Keywords: Container transportation, Covid-19, SARIMA, ETS