

تحليل تقاضاي مسافر ريلی و پیش‌بینی آن با الگوریتم سری زمانی

شهریار افندیزاده^{۱*}؛ امیرمسعود رحیمی^۲؛ علی اصغر طلائی^۳؛ احرام صفری^۴

چکیده

با توجه به اهمیت مدیریت عرضه امکانات حمل و نقل در وضع موجود و تخصیص این منابع در بخش حمل و نقل ریلی، پیش‌بینی تعداد مسافری از اولویت بالایی برخوردار است. در این تحقیق با استفاده از مدل‌های سری زمانی، تقاضای مسافرت در شبکه راه‌آهن جمهوری اسلامی ایران پیش‌بینی شده است. سری‌های زمانی ایستا و ناپایستای تقاضای مسافر ریلی با آزمایش وجود ریشه واحد و ریشه واحد فصلی قبل از مراحل تخمین، انتخاب مدل و پیش‌بینی مورد تحلیل قرار می‌گیرند. برای مدلسازی تقاضا از روش باکس-جنکینز استفاده شده است که دلایل فراوانی برای انتخاب این روش‌ها وجود دارد. بیشتر این دلایل، وابسته یا همبسته بودن تقاضای سفر در فصل‌ها و ماه‌های مختلف سال و همچنین تکرار رفتاری منظم در دوره‌های زمانی با طول ثابت می‌باشد. برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها از درصد میانگین خطای مطلق (MAPE) و میانگین ریشه مربعات خطا (RMSE) استفاده شده است. تأیید و بازبینی مدل‌ها، توسط آزمون‌های زیادی صورت پذیرفته که تمامی این آزمون‌ها تأییدی برای عملکرد مناسب مدل‌ها و اطمینان بخش بودن آنها می‌باشند. مدل‌های برازش شده پایانی از الگوی فصلی ARIMA پیروی کرده و حداقل ۹۲٪ دقت در پیش‌بینی را دارا می‌باشند.

کلمات کلیدی : پیش‌بینی تقاضای مسافر، شبکه ریلی، سری زمانی .

Analyzing and Forecasting Railway Passenger Demand with Time Series Algorithm

ABSTRACT

Regarding the importance of the supply management for existing transportation facilities and allocating these resources in the rail transportation, travel demand forecasting has a very important role. In this paper the time series models are used to forecast passenger demand in Iranian railway network.

Before estimation, model selection and forecasting, the stationary and non-stationary time series models of railway passenger demand are analyzed with the tests of unit root and seasonal unit root. In the modeling part the Box-Jenkins method are used that the main reason for using them was the strong correlation between the data in several months and seasons and repeating exact trends in the fixed basis of time. The Mean Absolute Percentage Error (MAPE) and Root Mean Square Error (RMSE) criteria are used in order to evaluate the performance of models. The final fitted models are in conformity with family of seasonally ARIMA, and have at least 92 percent accuracy in the forecasting.

KEYWORDS : Passenger Demand Forecasting, Railway Network, Time Series.

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۸۸/۷/۸

تاریخ اصلاحات مقاله: ۱۳۸۹/۱/۲۹

^{۱*} نویسنده مسئول و دانشیار دانشکده مهندسی عمران؛ دانشگاه علم و صنعت ایران : zargari@iust.ac.ir .

^۲ استادیار گروه عمران؛ دانشکده مهندسی؛ دانشگاه زنجان : amrahimi@znu.ac.ir .

^۳ کارشناس ارشد مهندسی صنایع؛ دانش آموخته مؤسسه آموزش عالی الغدیر تبریز : aliasghartalaei@gmail.com .

^۴ دانشجوی دکتری مهندسی صنایع؛ دانشگاه علم و صنعت ایران : ehram_s@yahoo.com .



روش مدلسازی خودهمبسته برداری را به کار گرفته‌اند. واسلیوس آ. پروفیلیدیس و ج. بوتزوریس برای پیش‌بینی تقاضای مسافر در شبکه ریلی کشور یونان، مدل لگاریتم - خطی با متغیرهای : هزینه نفر - کیلومتر، شاخص مالکیت اتومبیل، تولید ناخالص داخلی و متغیر وقفه‌دار تقاضای سال قبل، را به کار گرفته‌اند. همچنین چن. نا در زمینه مدلسازی به روش اقتصادسنجی در سال ۲۰۰۷ میلادی، مدل دینامیکی را برای برآورد تقاضای مبدأ - مقصدی بین ۴۵ ایستگاه در سیستم حمل و نقل ریلی بریتانیا به کار برده است. آتاناسوپولوس و ایتیندمن برای مدلسازی و پیش‌بینی تقاضای داخلی گردشگر در استرالیا، از مدل‌های ISS^{۱۰} با متغیرهای برونزا استفاده نموده‌اند. تی - سونگ ، چی - کانگ لی و چن - هونگ وی، در یک مقاله دیگر پیش‌بینی تقاضای مسافر ریلی هنگ کنگ با شبکه‌های عصبی و بر اساس خواص داده‌ها را انجام داده‌اند. در تحقیق یاد شده دو نوع شبکه برای بهبود عملکرد شبکه پرسپترون چندلایه معرفی شده است.

اما در میان تحقیق‌ها درباره سریهای زمانی، می‌توان به کارهای هموارسازی نمایی^{۱۱} توسط تاوانا و مهمسنی^{۱۲} [۹]، لیم و مک‌آلر^{۱۰} [۱۰]، ویلیامز و هل^{۱۸} [۱۱]، گیل و آلانا^{۱۲} [۱۲]، چن و وانگ^{۱۳} [۱۳]، ونگ، سونگ، ویت و وو^{۱۴} [۱۴] اشاره نمود. مؤلفین یادشده، روش‌های مختلفی را از مدل‌های ساده ناوی^{۱۶} گرفته تا مدل‌های پیچیده سری زمانی به کار گرفته‌اند. برای مثال گیل - آلانا، روش ائتلاف کسری فصلی را برای امتحان خواص پیش‌بینی روی بازدیدکنندگان از نیوزلند به کار برد و به این نتیجه رسید که مدل کسری فصلی از مدل غیرفصلی آن عملکرد بهتری دارد. چن و وانگ از روش جدیدی در شبکه‌های عصبی و رگرسیون برداری برای پیش‌بینی تقاضای گردشگر استفاده نموده‌اند. نتایج عملی نشان‌دهنده آن است که رگرسیون برداری از دو مدل دیگر یعنی شبکه عصبی پس‌انتشار خطا و مدل ARIMA کارایی بالاتری دارد. وونگ و همکاران امتحان کرده‌اند که چگونه ترکیب نتایج پیش‌بینی حاصل از چند مدل می‌تواند دقت پیش‌بینی را بالا ببرد.

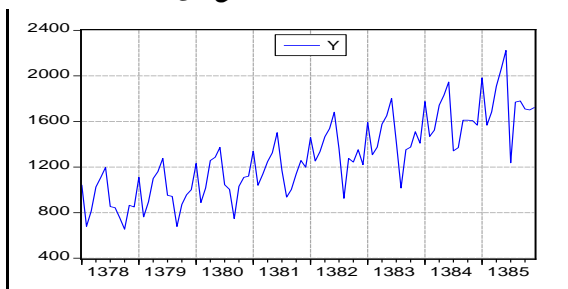
با توجه به سابقه ضعیف برآورد الگوی تقاضای مسافر و پیش‌بینی آن در ایران برای بخش حمل و نقل ریلی، این تحقیق به تکمیل این کمبود در راستای مدلسازی با روش سریهای زمانی می‌پردازد. به هر حال هدف اصلی این تحقیق، آنالیز داده‌های تقاضای مسافر قطار در شبکه راه‌آهن جمهوری اسلامی ایران می‌باشد تا با استخراج خواص زمانی داده‌ها و نیز شناسایی الگوهای فصلی و غیرفصلی، مدل‌هایی کارآ با کمترین خطای ممکن برای پیش‌بینی میزان تقاضا ارائه نماید.

نیاز به پیش‌بینی کوتاه مدت تقاضا و نقش آن در عصر اخیر در بسیاری از زمینه‌های کاربردی آشکار شده است. خروجی نتایج حاصل از مدل‌های پیش‌بینی می‌تواند به عنوان ورودی برای برنامه‌ریزی‌های عملیاتی و استراتژیک استفاده شود که از این موارد می‌توان به کاربردهای موفق نظیر پیش‌بینی دقیقه - مبنای^۱ ترافیک برای کنترل ترافیک بزرگراه‌ها و یا پیش‌بینی تقاضای روزانه - مبنای^۲ برای اجرای بهینه تخصیص صندلی، اشاره کرد. برای بهره‌برداران سیستم حمل و نقل ریلی، پیش‌بینی کوتاه مدت می‌تواند نقش کلیدی در موفقیت مدیریت درآمد را ایفا نماید. بحث مدیریت درآمد^۳ (RM) در زمینه حمل و نقل اولین بار در دهه ۱۹۸۰ میلادی، هم زمان با وضع قانون آسمان باز^۴ برای خطوط هوایی آمریکا، مطرح گردید. در دهه اخیر مدیریت درآمد به دیگر صنایع سرویس‌دهی نیز گسترش یافته و برتریهای آن در عمل به اثبات رسیده است. کیمز^۵ در سال ۲۰۰۵ گزارش داد که مدیریت درآمد توانسته است میزان درآمد سالانه برای خطوط هوایی، هتل‌ها و ماشین‌های اجاره‌ای را ۳ تا ۵ درصد افزایش دهد^۱ [۱]. در بحث مدیریت درآمد، از میان چهار رکن اصلی سیستم، پیش‌بینی کوتاه مدت یکی از ارکان اساسی می‌باشد. پیش‌بینی کوتاه مدت اطلاعات تقاضا را تجزیه و تحلیل کرده که این نتایج می‌تواند به عنوان ورودی برای سه سیستم دیگر یعنی: تخصیص صندلی، فروش مناسب بلیط، و قیمت‌گذاری مورد استفاده قرار گیرد و این امر نیاز به پیش‌بینی‌های دقیق را برای گرفتن تصمیم‌های صحیح و کارآمد نمایان می‌سازد.

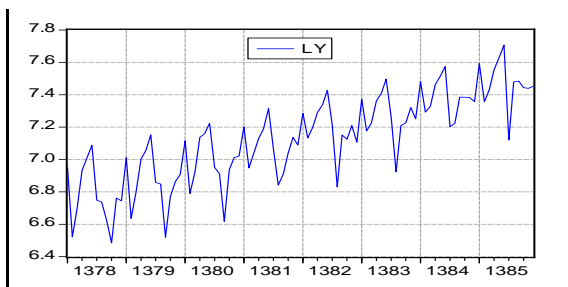
تحقیق‌های زیادی پیرامون موضوع پیش‌بینی با استفاده از مدل‌های تقاضا در ادبیات این موضوع وجود دارد که مبتنی بر مدل‌های رگرسیونی می‌باشد که از آن جمله می‌توان به دی. یو. اسری و سوگی^۲ [۲]، وارگولی، سیوس و خدیاکیس^۳ [۳]، سانگ و ویت^۴ [۴]، واسلیوس آ. پروفیلیدیس و ج. بوتزوریس^۵ [۵]، چن. نا^{۱۰} [۶]، آتاناسوپولوس و ایتیندمن^{۱۱} [۷]، تی - سونگ، چی - کانگ لی و چن - هونگ وی^{۱۲} [۸] اشاره کرد. برای مثال دی. یو. اسری و سوگی برای حمل و نقل بین شهری در اندونزی از مدل‌های همزمان^{۱۳} استفاده نموده‌اند. وارگولی، سیوس و خدیاکیس برای مدیریت سیستم حمل و نقلی در یونان برای مسیرهای مختلف منتهی به خانتی^{۱۴} مدل‌سازی‌های گوناگون مبتنی بر روش رگرسیون چندگانه را برای شناسایی مدل تقاضای مسافر به انجام رسانده‌اند. سانگ و ویت، برای پیش - بینی گردشگر وارد شده به ماکائو از هشت کشور و منطقه،

۲- مدل‌های پیش‌بینی ARIMA

مرحله اول در این روش، تشخیص (شناسایی) الگوی زمانی می‌باشد. اما برای انجام این امر، باید سری مورد نظر ایستا باشد. شکل ۱ نمودار تقاضا در سالهای ۱۳۷۸ تا ۱۳۸۵ را نشان می‌دهد. در بررسی اولیه دیده می‌شود که میزان واریانس تقاضا در طی زمان ثابت نبوده و روند افزایشی دارد. از آنجا که ایستایی در واریانس باید قبل از هر عمل دیگری انجام شود لذا در ابتدای امر از طریق تبدیل باکس-کاکس^{۳۳} ایستایی در واریانس سری مورد ارزیابی قرار می‌گیرد که طبق محاسبات صورت پذیرفته با مقدار $\lambda=0$ تبدیل مناسب، تبدیل لگاریتم طبیعی یعنی \ln می‌باشد. شکل ۲ نتیجه بدست آمده بعد از تقاضاگیری را نشان می‌دهد. ملاحظه می‌شود که سری Y بعد از تبدیل دارای واریانس ثابت در سطح می‌باشد.



شکل (۱): نمودار تقاضای مسافر سالهای ۱۳۷۸-۱۳۸۵ قبل از تثبیت واریانس



شکل (۲): نمودار تقاضای مسافر سالهای ۱۳۷۸-۱۳۸۵ بعد از تثبیت واریانس

باید بعد از تبدیل لگاریتمی و بدست آوردن اطمینان درباره ایستایی در واریانس، ایستایی در میانگین سری پیگیری شود. برای بررسی ایستایی سری، از آزمون ریشه واحد دیکی-فولر استفاده می‌شود.

۳-۱- آزمون ریشه واحد دیکی-فولر گسترش یافته^{۳۴}

از آزمون ریشه واحد که به صورت آزمون تعمیم یافته دیکی-فولر مطرح می‌باشد، می‌توان به منظور آزمون ایستایی یک سری زمانی بهره جست. برای این منظور دیکی و فولر آزمون رابطه شماره ۲ را که مبتنی بر رگرسیون خطی می‌باشد، ارائه داده‌اند:

مدل‌های ARIMA از انعطاف‌پذیری بالایی در امر پیش‌بینی برخوردار بوده و در زمینه سری‌های زمانی به طور گسترده‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرند. یک مدل ARIMA از سه فرآیند تشکیل شده است: بخش خودهمبسته (AR)، بخش تفاضل‌گیر برای حذف روند و تضمین ایستایی سری (I) و بخش میانگین متحرک (MA). هر یک از این فرآیندها خواص جداگانه مربوط به خود را در توزیع‌های تصادفی دارند. اما در پایان فرم خطی مدل به صورت رابطه (۱) می‌باشد:

$$\phi_p(B)\Phi_{sp}(B^L)\nabla^d\nabla_L^{sd}Z_t = \Theta_{sq}(B^L)\theta_q(B)\varepsilon_t \quad (1)$$

که در آن Z_t سری ایستای تقاضا در زمان t ; B عملگر وقفه با عمل $B(Z_t) = Z_{t-1}$; L تناوب فصلی؛ ε_t جزء اخلاخل در زمان t ; $\phi_p(B)$ عملگر غیرفصلی به فرم $(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)$; $\Phi_{sp}(B^L)$ عملگر فصلی به فرم $(1 - \Phi_{1L} B^L - \Phi_{2L} B^{2L} - \dots - \Phi_{sL} B^{sL})$; $\theta_q(B)$ عملگر غیرفصلی به فرم $(1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)$; $\Theta_{sq}(B^L)$ عملگر فصلی به فرم $(1 - \Theta_{1L} B^L - \Theta_{2L} B^{2L} - \dots - \Theta_{sL} B^{sL})$; ∇^d عملگر تفاضل‌گیر غیرفصلی به شکل $(1 - B)^d$ و ∇_L^{sd} عملگر تفاضل‌گیر فصلی به شکل $(1 - B^L)^{sd}$ می‌باشد.

اما تشخیص الگو گام مهمی در ساختن یک الگوی $ARIMA(p, d, q)(sp, sd, sq)$ بوده که در آن p درجه فرآیند خودهمبسته بوده و نشانگر تعداد پارامترهای ϕ ، d نشان‌دهنده تعداد دفعات تفاضل‌گیری صورت‌پذیرفته برای بدست‌آوردن ایستایی سری Z ، q درجه فرآیند میانگین متحرک و نشان‌دهنده تعداد پارامترهای θ می‌باشد. sp درجه فرآیند خودهمبسته فصلی و نشانگر تعداد پارامترهای Φ ، sq درجه فرآیند میانگین متحرک فصلی و نشان‌دهنده تعداد پارامترهای Θ و sd تعداد دفعات لازم برای تفاضل‌گیری فصلی برای دستیابی ایستایی فصلی سری می‌باشد.

روش باکس - جنکینز مبتنی بر یک معیار بهینه‌یابی نیست. این روش مدلسازی شامل سه مرحله می‌گردد که بترتیب عبارتند از: شناسایی^{۳۵}، تخمین^{۳۶}، بازبینی تشخیصی^{۳۷}.

۳- داده‌های مورد استفاده

برای مدل‌سازی سری‌های زمانی، داده‌های ماهانه تقاضای مسافر قطار در سالهای ۱۳۷۸ تا ۱۳۸۵ مورد استفاده قرار گرفته و برای تشخیص الگو، سبک باکس-جنکینز به کار گرفته می‌شود. داده‌های تقاضای سال ۱۳۸۶ و شش ماه اول ۱۳۸۷ برای ارزیابی عملکرد مدل‌های ارائه شده در قیاس با تقاضای واقعی نگه داشته شده‌اند.

جدول (۲): نتایج آزمون دیکی- فولر قبل از تفاضل‌گیری مرتبه اول

احتمال*	آماره t		
۰/۰۰۰۱	-۲۳/۶۴۵۰۷	آماره آزمون دیکی فولر گسترش یافته	
	-۲/۵۱۰۲۵۹	1% level	مقادیر بحرانی آزمون:
	-۲/۸۹۶۳۴۶	5% level	
	-۲/۵۸۵۳۹۶	10% level	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.			

در فاز سوم و بعد از انتخاب مدل، به ارزیابی عملکرد و قدرت پیش‌بینی این مدلها در برآورد میزان تقاضای پرداخته می‌شود. با استفاده از تخمین کمترین مربعات، واریانس i دوره از داده‌های واقعی تقاضا که برای مقایسه کنار گذاشته شده‌اند از واریانس پیش‌بینی کمتر خواهد بود، یعنی:

$$Var(A_{t+i}) = \sigma_A^2 = Var(F_{t+i}) + \sigma_\varepsilon^2 \quad (3)$$

زمانی که یک مدل ARIMA روی داده‌های زمانی برازش شد، پیش‌بینی میزان تقاضای آتی برای i دوره به طریق رابطه (۴) محاسبه می‌شود:

$$F_{t+i} = \hat{C} + \hat{\phi}_1 \hat{A}_{t+i-1} + \dots + \hat{\phi}_{p+d} \hat{A}_{t+i-p-d} + \hat{\varepsilon}_{t+i} - \hat{\theta}_1 \hat{\varepsilon}_{t+i-1} - \dots - \hat{\theta}_q \hat{\varepsilon}_{t+i-q}, \quad i = 1, 2, \dots \quad (4)$$

اما در پایان، مدل‌های $SARIMA(3,1,0)(1,1,[2])_{12}$ ، $SARIMA(3,1,1)(1,1,2)_{12}$ و $SARIMA(2,1,0)(1,1,[2])_{12}$ به دلیل دارا بودن معیارهای آکائیکی و شوارتز پائین‌تر، برای ارزیابی و ارائه الگوی زمانی تقاضای مسافر در شبکه راه‌آهن جمهوری اسلامی ایران استخراج شده‌اند (مقادیر داخل پرانتز بیانگر آماره t می‌باشند):

$$(1 + 0.8B + 0.51B^2 + 0.31B^3)(1 - 0.35B^{12})(1 - B)(1 - B^{12}) \log D_t \quad (7.38) \quad (3.94) \quad (2.95) \quad (3.83)$$

$$= (1 - 0.85B^{24}) \hat{\varepsilon}_{D_t} \quad (28.97) \quad \text{مدل (۱)}$$

$$AIC = -2.97, \quad SBC = -2.81 \quad DW = 2.16$$

$$(1 + 0.67B + 0.26B^2)(1 - 0.41B^{12})(1 - B)(1 - B^{12}) \log D_t \quad (6.38) \quad (2.51) \quad (4.32)$$

$$= (1 - 0.85B^{24}) \hat{\varepsilon}_{D_t} \quad (27.9) \quad \text{مدل (۲)}$$

$$AIC = -2.87, \quad SBC = -2.75 \quad DW = 2.3$$

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \delta y_{t-1} + \sum_{j=1}^k \gamma_j \Delta y_{t-j} + \varepsilon_t \quad (2)$$

که در آن $\Delta y_t = (1-L)y_t$ اشاره به تفاضل‌گیری مرتبه اول دارد، ε_t جزء خطا بوده، α ، β و γ پارامترهای مدل می‌باشند که بایستی تخمین زده شوند. در ادامه، آماره آزمون ADF یا در واقع همان t محاسبه شده متغیر تأخیری مورد نظر با مقادیر بحرانی مکینون^{۲۰} مقایسه می‌گردد. اگر مقدار t به دست آمده کوچکتر از مقدار بحرانی گردد نتیجه می‌شود که متغیر مورد نظر ایستا می‌باشد.

طبق جدول ۱ نتایج به دست آمده از این آزمون نشان می‌دهد که مقدار -2.097 برای آماره دیکی- فولر از مقدار بحرانی خود در سطح معنی‌داری ۱۰٪ نیز بزرگتر می‌باشد و این مطلب را بیان می‌نماید که فرضیه صفر مبنی بر وجود ریشه واحد رد نمی‌شود. با تفاضل‌گیری مرتبه اول، همان طور که جدول ۲ نشان می‌دهد، مقدار -23.65 برای آماره دیکی- فولر گسترش یافته از مقادیر بحرانی خود در سطوح معنی‌داری ۵٪ و ۱۰٪ کوچکتر می‌باشد و لذا فرضیه صفر مبنی بر وجود ریشه واحد رد می‌شود که این امر ایستایی سری را در میانگین تضمین می‌نماید. لذا بر طبق آزمون یاد شده سری $\ln y$ بعد از تفاضل‌گیری مرتبه اول ساکن شده و دیگر نیازی به تفاضل‌گیری مراتب بالاتر نمی‌باشد.

ع- تشخیص الگو

بعد از ساکن‌سازی سری، به تشخیص الگوی زمانی پرداخته می‌شود. مهمترین ابزارهای تشخیص، تابع خودهمبستگی (ACF) و تابع خودهمبستگی جزئی (PACF) می‌باشد. انتخاب بهترین مدل بر اساس معیارهای مختلفی همچون معنی‌داری پارامترهای فرآیند خودهمبسته و میانگین متحرک در سطح معنی‌داری ۵٪، ناهمبستگی سریالی و استفاده از معیارهای اطلاعاتی آکائیک (AIC) و معیار بیز-شوارتز (SBC) صورت می‌پذیرد. بازبینی تشخیصی، دربرگیرنده تحلیل باقیمانده‌ها یا همان جملات خطا می‌باشد تا اطمینان حاصل گردد که خطای مدل‌های تخمینی به طور مستقل و یکسان، یعنی نوفه سفید می‌باشند.

جدول (۱): نتایج آزمون دیکی- فولر قبل از تفاضل‌گیری

احتمال*	آماره t		
۰/۵۲۹۵	-۲/۰۹۷۲۲۵	آماره آزمون دیکی فولر گسترش یافته	
	-۴/۰۷۱۰۰۶	1% level	مقادیر بحرانی آزمون:
	-۳/۴۶۴۱۹۸	5% level	
	-۳/۱۵۸۵۸۶	10% level	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.			



اطمینان ۵٪ فرض صفر مبنی بر صفر بودن همزمان ضرایب خودهمبستگی ρ_k رد می‌شود. لذا هر سه مدل شرایط این آزمون را برآورده می‌کنند. نتایج آزمون ضرایب لاگرانژ برای همبستگی سریالی در جدول ۴ نشان‌دهنده آن است که فرضیه صفر مبنی بر نبودن همبستگی سریالی رد نمی‌شود. بنابراین فرض می‌شود که اجزاء خطا همبستگی سریالی ندارند. برای آزمون نرمال بودن باقیمانده‌ها از روش آزمون نرمالیتی جارگ- برا^{۲۷} استفاده شده است. آماره آزمون اختلاف بین چولگی^{۲۸} و کشیدگی^{۲۹} سری با مقادیر نرمال خود را اندازه‌گیری می‌کند. آماره یاد شده دارای توزیع χ^2 با ۲ درجه آزادی می‌باشد و به شکل رابطه (۶) محاسبه می‌شود [۱۶]:

$$Jarque - Bera = \frac{N-k}{6} (S^2 + \frac{(K-3)^2}{4}) \quad (6)$$

که در آن S چولگی، K کشیدگی و k تعداد پارامترهای تخمینی برای تولید سری می‌باشد. نتایج کار در جدول ۵ نشان می‌دهند که برای باقیمانده‌های هر سه مدل در سطح اطمینان ۵٪ فرضیه نبودن مبنی بر نرمال بودن باقیمانده‌ها رد نمی‌شود.

جدول (۴): آزمون ضرایب لاگرانژ برای همبستگی سریالی

مدل	آماره F	Prob(P-Value)
(۱)	۱.۰۴	۰.۳۶
(۲)	۲.۰۴	۰.۰۵
(۳)	۱.۰۴	۰.۳۶

جدول (۵): آزمون نرمالیتی باقیمانده‌ها

مدل	آماره جارگ- برا	Prob(P-Value)
(۱)	۰.۵	۰.۷۸
(۲)	۰.۵۱	۰.۷۷
(۳)	۲.۳۴	۰.۳۱

۴-۲- ارزیابی خطاهای پیش‌بینی

همان‌طور که اشکال ۳، ۴ و ۵ نشان می‌دهند مدل‌های SARIMA، به گونه مناسبی داده‌های واقعی تقاضا را برازش می‌کنند. مقادیر برازش شده که به نوعی به عنوان پیش‌بینی گام بعدی نیز تعبیر می‌شوند، در میزان مناسب به مقادیر واقعی خود نزدیک بوده، همچنین هیچ الگوی سیستماتیک و منظمی بین اجزاء خطای مدل‌های ارائه شده دیده نمی‌شود.

اگر دوره پیش‌بینی به صورت $T+1, T+2, \dots, T+h$ در نظر گرفته شود و y_t و \hat{y}_t به ترتیب مقادیر واقعی و تخمینی در دوره زمانی t باشند، خطاهای آماری پیش‌بینی به صورت روابط (۷) ... (۱۰)، محاسبه می‌شوند:

$$RMSE = \sqrt{\sum_{t=T+1}^{T+h} (\hat{y}_t - y_t)^2 / h} \quad (7)$$

$$(1 + 0.72B + 0.47B^2 + 0.28B^3)(1 - 0.34B^{12})(1 - B)(1 - B^{12}) \log D_t \quad (3.6)$$

$$(6.35) \quad (3.52) \quad (2.59) \quad (3.6)$$

$$= (1 - 0.11B)(1 + 0.002B^{12} - 0.82B^{24}) \hat{\epsilon}_{D_t}$$

$$(1.46) \quad (0.047) \quad (19.06) \quad (3) \text{ مدل}$$

$$AIC = -2.9, \quad SBC = -2.68 \quad DW = 2.17$$

با توجه به مدل‌های الگوسازی تقاضا، پیش‌بینی دوره‌های

آتی تقاضا از طریق مدل‌های (۱)، (۲) و (۳) برآورد می‌شود:

$$y_{t+i}^F = -0.8y_{t+i-1} - 0.51y_{t+i-2} - 0.31y_{t+i-3} + 0.35y_{t+i-12} + 0.28y_{t+i-13} + 0.18y_{t+i-14} + 0.11y_{t+i-15} - 0.85\hat{\epsilon}_{t+i-24} + \hat{\epsilon}_{t+i} \quad (4) \text{ مدل}$$

$$y_{t+i}^F = -0.67y_{t+i-1} - 0.26y_{t+i-2} - 0.41y_{t+i-12} + 0.27y_{t+i-13} + 0.11y_{t+i-14} - 0.85\hat{\epsilon}_{t+i-24} + \hat{\epsilon}_{t+i} \quad (5) \text{ مدل}$$

$$y_{t+i}^F = -0.72y_{t+i-1} - 0.47y_{t+i-2} - 0.28y_{t+i-3} + 0.34y_{t+i-12} + 0.24y_{t+i-13} + 0.16y_{t+i-14} + 0.1y_{t+i-15} - 0.11\hat{\epsilon}_{t+i-1} + 0.002\hat{\epsilon}_{t+i-12} - 0.0002\hat{\epsilon}_{t+i-13} - 0.82\hat{\epsilon}_{t+i-24} + 0.09\hat{\epsilon}_{t+i-25} + \hat{\epsilon}_{t+i} \quad (6) \text{ مدل}$$

برای پیش‌بینی (۴)، (۵) و (۶)، y نماینده لگاریتم سری تقاضاگیری شده مرتبه اول و تفاضل‌گیری فصلی تقاضا (D) می‌باشد.

۴-۱- بررسی کفایت مدل‌ها

اما برای بررسی نیکویی برازش مدل، از آزمون لجانگ- باکس^{۳۰} استفاده می‌گردد که به صورت رابطه ۵ تعریف می‌شود [۱۵]:

$$LB = n(n+2) \sum \left(\frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \right) \sim \chi_m^2 \quad (5)$$

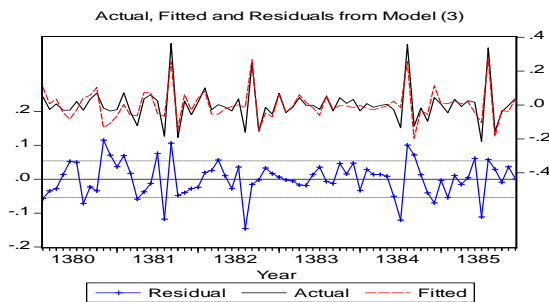
که n حجم نمونه و m طول وقفه می‌باشد.

در این روش برای تشخیص مناسب بودن مدل برازش شده، فرض صفر بودن خودهمبستگی مانده‌ها به طور همزمان برای K خودهمبستگی اول مورد آزمون قرار می‌گیرد. به عبارت دیگر فرض $H_0: \rho(1) = \rho(2) = \dots = \rho(K) = 0$ درمقابل این که حداقل برای یک $h, \rho(h) \neq 0$ آزمون می‌شود. مقادیر آماره این آزمون در جدول ۳ آورده شده است:

جدول (۳): مقادیر آماره LB برای مدل‌های (۱)، (۲) و (۳)

مدل	مقدار آماره آزمون	Prob(P-Value)
مدل (۱)	۳۶/۱۵۴	۰/۰۶۹
مدل (۲)	۳۴/۷	۰/۱۷۹
مدل (۳)	۴۰/۴۳۳	۰/۰۴۷

با توجه به مقدار p-value جدول شماره (۳)، در سطح



شکل (۵): مقادیر واقعی در مقابل مقادیر برازش شده مدل (۳)

که $\sum \hat{y}_t / h$ ، \bar{y} ، s_y ، $s_{\hat{y}}$ به ترتیب میانگین و انحراف معیار (بایاس) \hat{y}_t و y_t می‌باشند و r نیز همبستگی مابین y و \hat{y} را نشان می‌دهد. سپس سهم‌ها از طریق روابط (۱۲)، (۱۳) و (۱۴) تعریف می‌شوند [۱۶]:

$$\text{Bias Proportion} = \frac{\sum ((\hat{y}_t / h) - \bar{y})^2}{\sum (\hat{y}_t - y_t)^2 / h} \quad (12)$$

$$\text{Variance Proportion} = \frac{(\hat{s}_y - s_y)^2}{\sum (\hat{y}_t - y_t)^2 / h} \quad (13)$$

$$\text{Covariance Proportion} = \frac{2(1-r)\hat{s}_y s_y}{\sum (\hat{y}_t - y_t)^2 / h} \quad (14)$$

- سهم بایاس نشان می‌دهد که میانگین پیش‌بینی چقدر از میانگین واقعی دور است.
- سهم واریانس نشان می‌دهد که نوسانات و تغییرات پیش‌بینی چقدر از میانگین واقعی دور است.
- سهم کوواریانس میزان خطای پیش‌بینی غیرسیستماتیک و نامنظم باقیمانده‌ها را اندازه‌گیری می‌کند.

در ضمن مجموع هر سه سهم بایاس، واریانس و کوواریانس بایستی برابر یک باشد.

جدول ۶ میزان خطاهای مدل‌ها را نشان می‌دهد. همانطور که ملاحظه می‌شود خطای MAPE برای هر سه مدل از ۷/۴ تجاوز نمی‌کند. لویز^{۲۰} در سال ۱۹۸۲ معیاری^{۳۱} را پیشنهاد داده است و ادعا کرده که اگر خطای MAPE یک مدل از ۲۰٪ کمتر باشد آنگاه این می‌تواند به عنوان یک پیش‌بینی خوب دسته بندی شود [۱۷]. لذا بر طبق این معیار، مدل‌های ارائه شده دارای عملکرد پیش‌بینی بسیار بالایی بوده و قابلیت اطمینان این مدل‌ها طبق نتایج به دست آمده تضمین می‌شود. جدول ۷ نسبت سهم‌ها در خطای پیش‌بینی را نشان می‌دهد. نتایج بیانگر آن است که سهم خطای غیر سیستماتیک و نامنظم باقیمانده‌ها بیشترین سهم را به خود اختصاص داده که با این نتیجه

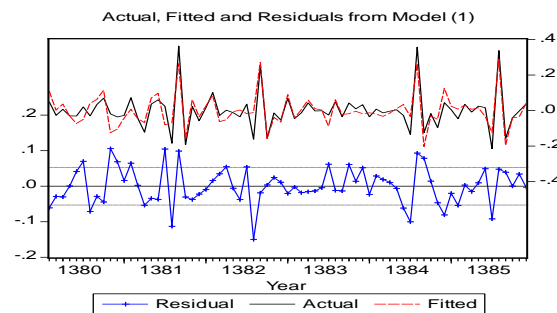
$$MAE = \sum_{t=T+1}^{T+h} |\hat{y}_t - y_t| / h \quad (8)$$

$$MAPE = 100 \sum_{t=T+1}^{T+h} \left| \frac{\hat{y}_t - y_t}{y_t} \right| / h \quad (9)$$

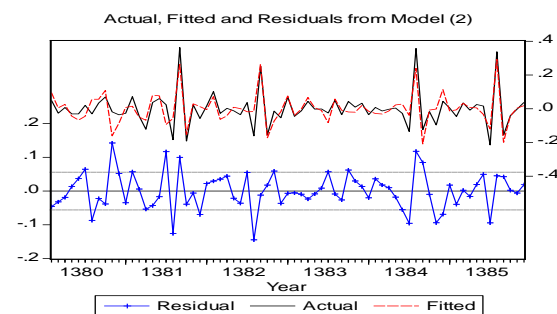
$$TIC = \frac{\sqrt{\sum_{t=T+1}^{T+h} (\hat{y}_t - y_t)^2 / h}}{\sqrt{\sum_{t=T+1}^{T+h} \hat{y}_t^2 / h + \sum_{t=T+1}^{T+h} y_t^2 / h}} \quad (10)$$

خطاهای آماری RMSE و MAE برگرفته از مقیاس اندازه‌گیری متغیر وابسته می‌باشند لذا در مقایسه دو مدل مختلف بایستی معیار اندازه‌گیری‌ها مشابه باشند. دو معیار آماری MAPE و TIC تأثیرپذیری از مقیاس ندارند. معیار TIC همیشه بین صفر و یک بوده که مقدار صفر نشان‌دهنده برازش کامل می‌باشد. میانگین مربعات خطای پیش‌بینی را می‌توان به فرم رابطه (۱۱) نیز نوشت:

$$\sum (\hat{y}_t - y_t)^2 / h = ((\hat{y}_t / h) - \bar{y})^2 + (\hat{s}_y - s_y)^2 + 2(1-r)\hat{s}_y s_y \quad (11)$$



شکل (۳): مقادیر واقعی در مقابل مقادیر برازش شده مدل (۱)



شکل (۴): مقادیر واقعی در مقابل مقادیر برازش شده مدل (۲)

بر خلاف مطالعاتی که تا به حال از روش باکس-جنکینز استفاده کرده‌اند، این تحقیق، مراحل را قبل از اندازه‌گیری دقت پیش‌بینی به کار گرفت که عبارتند از:

- آزمایش نایستایی در سری با به کارگیری آزمون دیکی-فولر گسترش یافته

- انتخاب بهترین مدل از میان بهترین مدل‌های ARIMA برازش شده، (با استفاده از معیارهای مختلف) برای تشخیص الگو بر پایه تقاضای ایجاد شده

استفاده از چنین فرآیندی، بویژه آزمون ریشه واحد، اعتبار مدل‌های ARIMA را برای پیش‌بینی بهبود می‌بخشد و این امکان را فراهم می‌آورد که مدلساز در هر مرحله از چرخه مدلسازی دآوری آگاهانه‌ای را انجام دهد. اما برای سنجش قابلیت اطمینان مدل‌ها و درستی عملکرد آنها آزمون‌های زیادی که در این زمینه وجود داشت به کار گرفته شدند. آزمون نیکویی-برازش لجانگ-باکس، آزمون ضرایب لاگرانژ برای وجود ناهمبستگی سریالی باقیمانده‌ها و آزمون نرمالیتی جارگ-برا برای ارزیابی نرمال بودن خطاها استفاده شد که نتایج تمامی آزمون‌ها بیانگر آن بود که مدل‌های برازش شده، شرایط لازم و کافی برای داشتن یک مدل پایدار را دارا می‌باشند.

برای بازبینی مدل‌های تخمینی، از معیارهای مربوطه نظیر RMSE، MAE، MAPE و بویژه معیار جدید TIC برای ارزیابی خطای عملکردی مدل‌ها در پیش‌بینی تقاضای خارج از محدوده مدلسازی (تقاضای آتی) استفاده شد. همچنین نسبت سهم خطاها برای روشن شدن این مطلب که خطای پیش‌بینی، به علت بخش سیستماتیک است یا غیر سیستماتیک، آزمون‌های مربوطه انجام پذیرفت که نتایج بدست آمده مشخص نمود که بخش غیر سیستماتیک بیشترین دلیل در ایجاد خطای پیش‌بینی می‌باشد. اما تنها و به طور مجزا معکوس پذیری و ساکن بودن جزءهای MA و AR برای اطمینان‌بخش بودن عملیات پیش‌بینی انجام پذیرفت که نتایج این آزمون نیز تأییدی در جهت قدرت بالا و دقت مدل‌ها در امر پیش‌بینی بود.

در پایان، ارزیابی عملکرد مدل‌ها نشان داد که مدل‌های برازش شده آخری، از الگوی فصلی پیروی کرده و حداقل ۹۲٪ دقت در پیش‌بینی را دارا بودند و قابلیت اطمینان مدل‌ها در اندازه بسیار مناسب خود قرار داشتند که منجر به پیش‌بینی‌هایی با بیشترین دقت شد.

می‌توان ادعا کرد که میانگین و نوسانات پیش‌بینی مدل‌ها بسیار نزدیک به مقادیر واقعی خود می‌باشند. اما از آنجا که باید مدل تخمینی ساکن باشد، وارون ریشه‌های مدل، مورد حساب قرار می‌گیرد. شرط لازم و کافی برای ساکن بودن AR و معکوس‌پذیر بودن MA، این است که معکوس ریشه‌های معادله $\phi(z)=0$ و $\theta(z)=0$ به ترتیب برای AR و MA، درون دایره واحد قرار گیرند [۱۸]. شکل ۶ نشان می‌دهد که ریشه‌های معکوس AR و MA برای هر سه مدل، درون دایره واحد قرار دارند. لذا نتیجه می‌شود که مدل‌های حاضر، مدل‌هایی ساکن و معکوس‌پذیر بوده که از قابلیت پیش‌بینی مطلوب برخوردار می‌باشند.

جدول (۶): میزان خطای پیش‌بینی مدل‌های (۱)، (۲) و (۳)

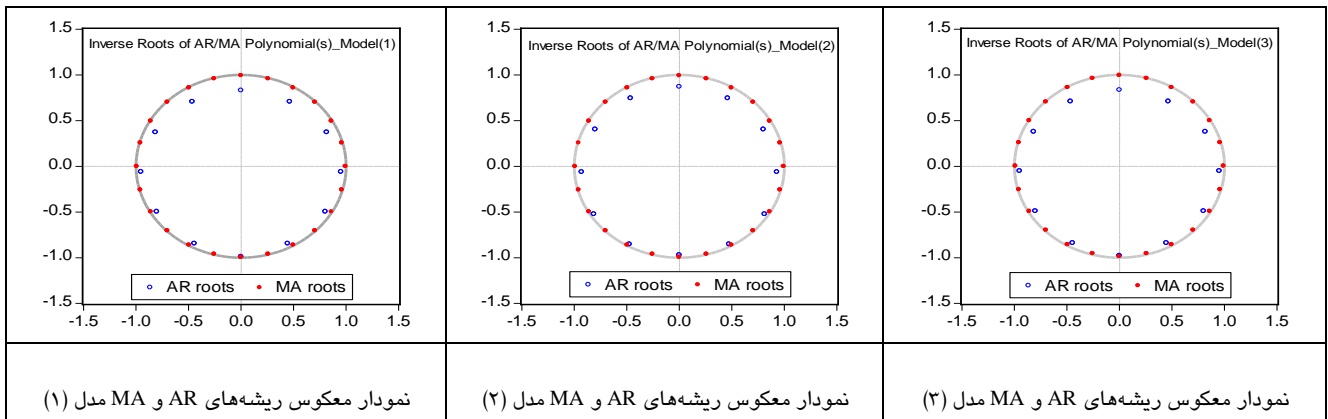
مدل	RMSE	MAE	MAPE	TIC
۱	۲۰۰	۱۵۵	۷.۴	۰.۰۴۸
۲	۲۰۴	۱۵۵	۷.۴	۰.۰۴۹
۳	۱۸۸	۱۵۳	۷.۳	۰.۰۴۵

جدول (۷): نسبت سهم‌ها در خطای پیش‌بینی

مدل	Bias	Variance	Covariance
۱	۰.۰۵	۰.۲۱	۰.۷۴
۲	۰.۰۷	۰.۲	۰.۷۳
۳	۰.۰۷	۰.۱۶	۰.۷۷

۵- نتیجه‌گیری

هدفی که این تحقیق در جهت دستیابی به آن صورت گرفته، پیش‌بینی تقاضای مسافر در شبکه حمل و نقل ریلی کشور می‌باشد. طبق بررسی نتایج تحقیقات پیشین، بیشتر روش‌هایی که در این راستا از روش رگرسیونی استفاده کرده‌اند، بر مبنای داده‌های اقتصادی - اجتماعی پایه‌ریزی شده بودند. اما ایده اساسی که این تحقیق به دنبال آن است، استخراج خواص زمانی الگوی تقاضا و وارد کردن نقش این الگو در پیش‌بینی تقاضای مسافر (بویژه در سیستم حمل و نقل ریلی) بوده است. استفاده از مدل‌های سری زمانی به دلیل نیاز به متغیرهای کمتر نسبت به مدل‌های اقتصادسنجی بسیار مفید می‌باشد چرا که به منظور پیش‌بینی تقاضا بر اساس یک مدل رگرسیونی، متغیرهای توضیحی ابتدا می‌باید پیش‌بینی شوند که این امر در برخی موارد دشوارتر از پیش‌بینی خود تقاضا می‌باشد.



شکل (۶): نمودار معکوس ریشه‌های AR و MA حاصل از مدل‌های سه‌گانه

۶- مراجع

- Lim, C., McAleer, M., "Time series forecasts of international travel demand for Australia". *Tourism Management*, Vol. 23, 2002, pp. 389-396. [۱۰]
- Williams, B. N., Hoel, L. A., "Modeling and forecasting vehicular traffic flow as seasonal ARIMA process: Theoretical basis and empirical result", *Journal of Transportation Engineering*, Vol. 129, 2003, 664-672. [۱۱]
- Gil-Alana, L. A., "Modeling international monthly arrivals using seasonal univariate long-memory processes", *Tourism Management*, Vol. 26, 2005, pp. 867-878. [۱۲]
- Chen, K., Wang, C., "Support vector regression with genetic algorithms in forecasting tourism demand", *Tourism Management*, Vol. 28, 2007, pp. 515-526. [۱۳]
- Wong, K. F., Song, H., Witt, S. F., Wu, D., "Tourism forecasting: To combine or not to combine", *Tourism Management*, Vol. 28, No.4, 2007, pp. 1068-1078. [۱۴]
- گجراتی، دامودار؛ ابریشمی، حمید؛ *مبانی اقتصادسنجی* (جلد دوم)، انتشارات دانشگاه تهران، تهران، چاپ چهارم، ۱۳۸۵. [۱۵]
- EViews 5 User's Guide*, Quantitative Micro Software, LLC, Printed in the United States of America, 2004. [۱۶]
- Lewis, C. D., *Industrial and Business Forecasting Method*, Butterworth, London, (1982). [۱۷]
- ابریشمی، حمید؛ مهرآرا، محسن؛ *اقتصادسنجی کاربردی*، انتشارات دانشگاه تهران، تهران، چاپ اول، ۱۳۸۱. [۱۸]
- Kimes, S. E., "Restaurant revenue management: could it work?", *Journal of Revenue and Pricing Management*, Vol. 4, No. 1, 2005, pp. 95-97. [۱]
- Dail, U. A., Yoriyasu, S., "Simultaneous demand model for passenger travel-A case study of Indonesia", *proceeding of the eastern Asia society for transportation studies*, Vol. 4, 2003, pp. 869-884. [۲]
- Varagouli, E. G., Sios, T. E., Xeidakis, G. S., "Fitting a multiple regression line to travel demand forecasting of xanthi, northern Greece", *mathematical and computer modeling*, Vol. 42, 2005, pp. 817-836. [۳]
- Song, H., Witt, S. F., "Forecasting international tourist flows to Macau". *Tourism Management*, Vol. 27, 2006, pp. 214-224. [۴]
- Botzorlis, G. N., Profillidis, V. A., "Econometric models for forecast of passenger demand in Greece", *journal of statistics management system*, Vol. 9, No.1, 2006, pp. 37-54. [۵]
- Chen, N., "Modelling demand for rail transport with dynamic econometric approaches", *international review of business research papers*, Vol.3, No.2, 2007, pp. 85-96. [۶]
- Athanasopoulos, G., Hyndman, R., "Modeling and forecasting Australia domestic tourism", *Tourism Management*, Vol. 29, 2008, pp. 19-31. [۷]
- Tsai, T. H., Lee, C. K., Wei, C. H., "Neural network based temporal feature models for short-term railway passenger demand forecasting", *Expert System with Applications*, 2008. [۸]
- Tavana, H., Mahamassani, H. S., "Estimation an application of dynamic speed-density relation by using transfer function models", *Transportation Research Record*, 1710, 2000, 47-57. [۹]

- ^۱ Minute-base
- ^۲ Daily-base
- ^۳ Revenue Management
- ^۴ Open Sky Policy
- ^۵ Kimes
- ^۶ Y.Sugie & D.U.Arsi
- ^۷ Varagouli , Sios & Xediakis
- ^۸ Song and Witt
- ^۹ Vassilios A.Profillidis & G.Botzoris
- ^{۱۰} Chen.Na
- ^{۱۱} Athanasopoulos and Hyndman
- ^{۱۲} Tsung-Hsien, T., Chi-Kang, L., Chien-Hung, W
- ^{۱۳} Simultaneous Demand Model
- ^{۱۴} Xanthi
- ^{۱۵} Innovation State Space Models
- ^{۱۶} Exponential Smoothing
- ^{۱۷} Tavana & Mahamassani
- ^{۱۸} Williams & Hoel
- ^{۱۹} Naïve
- ^{۲۰} Identification
- ^{۲۱} Estimation
- ^{۲۲} Diagnostic Checking
- ^{۲۳} Box-Cox
- ^{۲۴} Augmented Dicky-Fuller Unit Root Test
- ^{۲۵} Mackinnon Critical Values
- ^{۲۶} Ljung – Box (LB)
- ^{۲۷} Jarque-Bera
- ^{۲۸} Skewness
- ^{۲۹} Kurtosis
- ^{۳۰} Lewis
- ^{۳۱} Benchmark

