The Scientific Periodical of Research and Management Development

info@juac.ir

J94225-2405-1020 (R1)

Analysis of the effect of the pandemic on the time series forecast in the demand for the product manufactured by Shoniz Company in Iran

Ali Mirzaei[1], Leily Hojaghani[*2]

Abstract:

The emergence of any type of pandemic causes disruption of the economic activity of various businesses and leads to problems in the supply and demand of these industries. In this research, we will analyze the impact of the corona pandemic on the sales of the Shoneys company's product using a time series analysis, using the data of the total monthly sales of a chocolate product from June 2019 to March 2011. In order to predict the future demand of the product, two methods of ARIMA modeling and Monte Carlo simulation have been used. Finally, by comparing the amount of MAPE prediction error obtained from two methods, it was concluded that the prediction using the Monte Carlo simulation method in Crystal Ball software has high accuracy. According to the findings of this study, it is suggested that the managers of Shouniz company, in view of the increase in demand for the product, a long-term strategic plan for the supply of raw materials and the allocation of skilled manpower, increasing the efficiency of the production line, providing transportation facilities, etc. consider.

Keywords: **d**emand forecasting, pandemic, time series, Monte Carlo simulation.

[1] MSC candidate, department of Industrial engineering, faculty of Engineering, Tabriz Branch, Islamic Azad University, Tabriz, Iran - Alimirzaee.1375@yahoo.com

[2] Assistant Professor, department of Industrial engineering, faculty of Engineering, Tabriz Branch, Islamic Azad University, Tabriz, Iran - lhojagani@iaut.ac.ir

The Scientific Periodical of Research and Management Development

info@juac.ir

J94225-2405-1020 (R1)

تحلیل اثر همه‌گیری کووید-۱۹ بر پیش‌بینی سری‌زمانی تقاضای محصول (مطالعه موردی: شرکت شونیز)

علی میرزایی[۱]، لیلی هوجقانی*[۲]

چکیده:

بوجود آمدن هر نوع پاندمی سبب برهم خوردن فعالیت اقتصادی مشاغل مختلف شده و منجر به ایجاد مشکلاتی در عرضه و تقاضای این صنایع می‌گردد. در این تحقیق، با تحلیل سری‌زمانی به بررسی تأثیر پاندمی کرونا در میزان فروش محصول شرکت شونیز می‌پردازیم که از داده‌های کل فروش ماهانه یک محصول شکلاتی از خرداد ۱۳۹۹ تا اسفند ۱۴۰۱ استفاده شده است. برای پیش‌بینی میزان تقاضای آینده محصول، از دو روش مدلسازی ARIMA و شبیه‌سازی Monte Carlo استفاده شده است که نتایج هر دو روش حاکی از ادامه روند افزایشی تولید، همراه با نوساناتی خواهد بود. در نهایت با مقایسه میزان خطای پیش‌بینی MAPE حاصل از دو روش، نتیجه گرفته شد که پیش‌بینی با استفاده از روش شبیه‌سازی مونت کارلو در نرم‌افزار کریستال بال از دقت بالایی برخوردار است. با توجه به یافته‌های این مطالعه، پیشنهاد می‌شود مدیران شرکت شونیز با توجه به افزایش تقاضا برای محصول، یک برنامه راهبردی بلندمدت جهت تأمین مواد اولیه و تخصیص نیروی انسانی ماهر، افزایش راندمان خط تولید، فراهم کردن امکانات حمل و نقل و ... را مد نظر قرار دهند.

کلیدواژه‌ها: پاندمی، پیش‌بینی تقاضا، سری‌های‌زمانی، شبیه‌سازی Monte Carlo

[۱] دانشجوی کارشناسی ارشدگروه مهندسی صنایع، دانشکده فنی مهندسی، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران – Alimirzaee.1375@yahoo.com

[۲] استادیار گروه مهندسی صنایع، دانشکده فنی مهندسی، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران – lhojagani@iaut.ac.ir

۱- مقدمه

پیش‌بینی یک عنصر کلیدی در تصمیم‌گیری‌های مدیریتی و به عنوان وسیله‌ای در جهت تسهیل برنامه‌ریزی و تصمیم‌گیری شناخته شده است که بایستی برای موثرتر نمودن عملکرد سازمان در نظر گرفته شود. برآورد تقاضای آینده کالاها و خدمات که «پیش‌بینی فروش» نامیده می‌شود، نقطه شروع همه پیش‌بینی‌ها در مدیریت تولید و فروش است. پیش‌بینی‌های فروش، ورودی‌های پیش‌بینی منابع تولید و استراتژی تجاری هستند. پیش‌بینی فروش مدیران را قادر می‌سازد تا اطمینان حاصل کنند که تولید محصول به میزان قابل‌توجهی از تقاضای پیش‌بینی‌شده فراتر نمی‌رود و سازمان با مازاد مواجه نمی‌شود. به گفته دیتیانا[1] (۲۰۱۱)، هر شرکتی برای دستیابی به چشم‌انداز و مأموریت خود، همواره در فعالیت‌های خود با آینده روبرو است. برای دستیابی به تصمیمات بهینه در مورد فعالیت‌های تجاری شرکت، به روش‌های مناسب، سیستماتیک و پاسخگو نیاز است. یکی از ابزارهای مورد نیاز، روش پیش‌بینی است. پیش‌بینی در برنامه‌ریزی مهم است و به عنوان ورودی بسیاری از تصمیمات تجاری دیگر عمل می‌کند. چنین تصمیماتی با استفاده از پیش‌بینی صحیح، بهتر خواهند بود (شهاب‌الدین[2]، ۲۰۰۹). با توجه به مطالعات پایه پنت و استاربوک[3] (۱۹۹۰)، ساندرز و مانرود[4] (۲۰۰۳) و اگنل و هانسون[5] (۲۰۱۳)، روش‌های پیش‌بینی کمی در مقایسه با پیش‌بینی‌های قضاوتی یا کیفی، ازدقت بالاتری برخوردار هستند. در مطالعاتی که در این زمینه انجام شده است، برخی از مطالعات حاکی از آن است که پیش‌بینی، به دلیل وقوع رویدادهای غیرمنتظره، نتایج خیلی دقیقی به‌دست نمی‌دهد. اما در صورتی که تمامی عوامل تاثیرگذار مهم، در نظر گرفته شده باشند و مدل رابطه این عوامل به خوبی مشخص شود، نتایج پیش‌بینی به شرایط واقعی نزدیک خواهد بود، بنابراین باید در انتخاب روش‌ها دقت کرد (عزیزه و همکاران[6]، ۲۰۲۱). تکنیک‌های پیش‌بینی به شرکت‌های تولیدی کمک می‌کنند تا به اهداف خود دست یابند و هزینه‌های عملیاتی را بهینه کنند، تقاضای مشتری را برآورده کنند و عدم تطابق بین عرضه و تقاضا را به حداقل برسانند. پیش‌بینی فروش کوتاه‌مدت و بلندمدت، موثرترین استراتژی برای کاهش عدم‌قطعیت تقاضا در بخش خرده‌فروشی یا تولید است (چو و ژنگ[7]، ۲۰۰۳؛ راموس و همکاران[8]، ۲۰۱۵؛ مونیکا و همکاران[9]، ۲۰۲۱).

---

[1] Deitiana

[2] Shahabuddin

[3] Pant and Starbuck

[4] Sanders and Manrodt

[5] Egnell and Hansson

[6] Azizah et al.

[7] Chu & Zhang

[8] Ramos et al.

[9] Mounika et al.

همه‌گیری کووید-۱۹ به دلیل اختلال در زنجیره تأمین به‌ویژه صنایع غذایی، تأثیر منفی قابل توجهی بر تقاضا و درآمد شرکت‌ها در سطح جهان داشته است. با در نظر گرفتن این امر که محصولات غذایی تولیدی دارای تاریخ انقضای کوتاهی می‌باشند و کاهش تقاضا به دلیل پاندمی کرونا می‌تواند موجب زیان مالی گسترده به تولیدکننده شود، بنابراین، تحلیل سری زمانی پیش‌بینی برای میزان تقاضای محصول شرکت‌ها ضرورت دارد تا مشخص گردد که همه‌گیری در میزان فروش محصول تأثیر دارد یا خیر. ایوانوف[1] (۲۰۲۱) در مطالعه خود به کم بودن تعداد مطالعات در مورد تأثیر همه‌گیری کووید-۱۹ بر زنجیره‌های تأمین در آلمان و استراتژی‌های سازگاری مربوطه اذعان کرده است. نویسنده با یک رویکرد مطالعه موردی چندگانه و یک تکنیک کمی در قالب یک مدل تعمیم‌یافته، به تحلیل مرور ادبیات در زمینه ارزیابی تأثیر همه‌گیری کووید-۱۹ بر زنجیره‌های تأمین پرداخته است. نتیجه این مطالعه به یک مدل جامع منجر شد که اثربخشی استراتژی‌های سازگاری مختلف را اندازه‌گیری کرده و بینش‌های مدیریتی ارزشمندی را ارائه می‌دهد. الحیدری و همکاران[2] (۲۰۲۳)، تأثیر همه‌گیری کووید-۱۹ بر تقاضا و پیش بینی تقاضا را در یک شرکت عمده‌فروشی مبلمان با توسعه مدل شبکه عصبی[3] و روش حافظه طولانی کوتاه‌مدت (LSTM)[4] بررسی کردند. نتایج نشان داد که همه‌گیری کووید-۱۹ به‌طور قابل توجهی بر پیش‌بینی تقاضا تأثیر گذاشته است و مدل توسعه‌یافته می‌تواند به کسب‌وکار کمک کند تا برنامه‌ریزی موجودی و تولید را برای ایجاد یک زنجیره تأمین انعطاف‌پذیرتر بهبود بخشد. برخی از مطالعات داخلی نیز به پیش‌بینی میزان تقاضا و فروش محصولات پرداخته‌اند (ناصری راد و همکاران، ۱۳۹۳؛ افندیزاده و همکاران، ۱۳۹۰)، با این‌حال هیچ مطالعه‌ای به تجزیه و تحلیل اثر همه‌گیری کووید-۱۹ بر پیش‌بینی تقاضای محصول تولیدی شرکت‌ها نپرداخته است.

شرکت صنعتی داداش‌برادر (شونیز)، یک شرکت تولید محصولات شکلاتی می‌باشد. این شرکت در سال ۱۳۸۸ محصول جدیدی با نام شونیز طلایی (Gold Shoniz) معرفی کرده است که هم به بازار داخلی ایران و هم به بازارهای خارجی، عرضه و صادر می‌شود. نحوه توزیع محصول توسط خود شرکت به‌صورت مویرگی انجام می‌شود. برای این‌که مقدار تولید و فروش پیش‌بینی‌شده، بیشتر از حد یا ناکافی نباشد، پیش‌بینی تقاضا برای شرکت شونیز از اهمیت بالایی برخوردار است. شرکت بر اساس پیش‌بینی تقاضا، می‌تواند برتری‌هایی در برنامه‌ریزی مالی، خرید و نصب تجهیزات جدید، استخدام پرسنل، خرید مواد اولیه مناسب، برنامه‌ریزی فروش و نحوه توزیع داشته باشد. بنابراین، هدف از این مطالعه، تمرکز بر تجزیه‌وتحلیل اثر همه‌گیری بر پیش‌بینی سری‌های زمانی تقاضای محصول تولیدی این شرکت می‌باشد.

---

[1] Ivanov

[2] Al-Haidari et al.

[3] Neural Network

[4] Long Short-Term Memory

این مطالعه از تکنیک تحلیل سری زمانی برای تعیین کمیت تأثیر همه‌گیری کووید-۱۹ بر میزان تقاضا استفاده کرده و تقاضای مورد انتظار در آینده را پیش‌بینی می‌کند. تکنیک‌های تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی، امکان تعیین کمیت دقیق تأثیر همه‌گیری بر تقاضا را فراهم کرده و توسعه پیش‌بینی/طرح‌ریزی فروش مطمئن در آینده را تسهیل می‌کند. در این مطالعه ابتدا از مدل میانگین متحرک خودرگرسیو انباشته (ARIMA)[1] برای کمی‌سازی تأثیر همه‌گیری بر پیش‌بینی سری‌زمانی تقاضا استفاده می‌شود. این مدل به‌طور گسترده برای پیش‌بینی داده‌های اقتصادی از جمله تقاضا و فروش به‌کار می‌رود (سرلک و همکاران، ۱۳۹۵). با این‌حال، نتایج این فرآیندها، مانند سایر مدل‌های پیش‌بینی سنتی، شامل ارائه یک تخمین نقطه‌ای (پیش‌بینی قطعی) فقط با دقت بهتر است. در اغلب سناریوهای دنیای واقعی به دلیل پیچیدگی سیستم مورد بررسی، ارزیابی رفتار سیستم با استفاده از روش‌های تحلیلی ممکن نیست. در چنین شرایطی یک رویکرد جایگزین برای مدل‌سازی چنین سیستمی از طریق ایجاد یک شبیه‌سازی است. به‌طور خلاصه، روش‌های شبیه‌سازی یک رویکرد جایگزین برای مطالعه رفتار سیستم از طریق ایجاد یک تکرار مصنوعی یا تقلید از سیستم دنیای واقعی ارائه می‌کنند. با شبیه‌سازی‌های مونت‌کارلو[2] که تخمین‌های احتمال وقوع را فراهم می‌کند، می‌توان پیش‌بینی را با موفقیت بهبود بخشید (آندرو و همکاران[3]، ۲۰۰۱). لذا هدف از این مطالعه، تجزیه‌وتحلیل اثر همه‌گیری بر پیش‌بینی سری زمانی تقاضای محصول تولیدی شرکت شونیز با استفاده از روش‌های سری زمانی و شبیه‌سازی مونت کارلو و مقایسه نتایج حاصل از این روش‌ها می‌باشد.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- تحلیل سری زمانی

تحلیل سری زمانی، در دهه‌های اخیر بسیاری از محققین را به سوی خود جذب کرده است. هدف اصلی در تحلیل سری زمانی در مورد یک پدیده، ایجاد یک مدل آماری برای داده‌های وابسته به زمان براساس اطلاعات گذشته آن پدیده است. با این کار امکان پیش‌بینی در مورد آینده پدیده مورد بحث میسر می‌شود. از جمله پرکاربردترین روش‌های پیش‌بینی رگرسیونی، فرآیندهای S/ARIMA[4] هستند که توانایی پیش‌بینی دقیقی از داده‌های سری زمانی را دارند و در بسیاری از حوزه‌های کاربردی مانند اقتصاد، مالی، مهندسی صنایع و ... مورد استفاده قرار می‌گیرند (کهنسال و پرمه، ۱۳۹۱).

۲-۲- مدل‌های پیش‌بینی S/ARIMA

[1] Autoregressive Integrated Moving Average

[2] Monte Carlo Simulation

[3] Andrieu et al.

[4] Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average

مدل میانگین متحرک خودرگرسیو انباشته (ARIMA) یک مدل گسترده‌تر از میانگین متحرک خودرگرسیو (ARMA) است که از انعطاف‌پذیری بالایی در امر پیش‌بینی برخوردار بوده و در زمینه سری‌های زمانی به‌طور گسترده‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرد. فرم خطی مدل ARIMA به‌صورت رابطه (۱) می‌باشد (میلز[1]، ۱۹۹۰).

$$y_t = f(t) + \sum_{i=1}^{p} \phi_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^{q} \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \qquad (۱)$$

در رابطه فوق $y_t = \Delta^d x_t = (1-d)^d x_t$ و $f(t)$ روند زمانی را در صورت وجوددر y_t برآورد می‌کند. در اکثر متغیرهای اقتصادی، معمولاً $d = 1$ بوده و بنابراین $f(t) = \mu$ و یا $d = 0$ و در نتیجه $f(t) = \alpha + \delta t$ خواهد بود.

در فرآیند ARIMA (p,d,q)، p، d و q به ترتیب بیانگر مرتبه‌های خودرگرسیو، تفاضل‌گیری و میانگین متحرک می‌باشند. درصورتی‌که d برابر با صفر شود، فرآیند ARIMA به فرآیند ARMA تبدیل می‌شود.

مدل میانگین متحرک خودرگرسیو انباشته فصلی (SARIMA) نیز اقتباسی از مدل پرکاربرد ARIMA است که شامل یک جزء فصلی نیز می‌شود. بر این اساس، مدل SARIMA به‌صورت SARIMA (p,d,q)(P,D,Q)m نمایش داده می‌شود که در آن، m تعداد مراحل زمانی و (P,D,Q) مرتبه‌های اتورگرسیو، تفاضل‌گیری و میانگین متحرک فصلی می‌باشند. فرم خطی این مدل را می‌توان به صورت رابطه (۲) بیان کرد (میلز، ۱۹۹۰).

$$\varphi_p(B)\phi_P(B^s)\Delta^d\Delta_s^D y_t = c + \theta_q(B)\Xi_Q(B^s)\varepsilon_t \qquad (۲)$$

در رابطه فوق، ϕ_P و Ξ_Q به ترتیب چندجمله‌ای‌های فصلی اتورگرسیو و میانگین متحرک از مرتبه P و Q هستند.

۳-۲- مدل‌سازی سری‌های زمانی

معمولاً برای تخمین الگوهای ARIMA، از متدولوژی باکس-جنکیز[2] استفاده می‌شود که مبتنی بر یک روش تکرار چهار مرحله‌ای است که مستلزم شناسایی مدل با استفاده از توابع خودهمبستگی (ACF)[3] و توابع خودهمبستگی جزئی (PACF)[4] است. تخمین پارامترها با استفاده از برآوردگر

[1] Mills
[2] Box-Jenkins algorithm
[3] Autocorrelation Function
[4] Partial Autocorrelation Function

حداکثر درستنمایی (MLE)[1] بوده و به دنبال آن تست تشخیصی مدل انجام می‌شود. پیش‌بینی، به عنوان بخشی از فرآیند تشخیصی، برای بررسی عملکرد مدل و به عنوان محصول نهایی بهترین مدل انجام می‌شود.

انتخاب مدل بهینه با استفاده از متدولوژی باکس-جنکینز به‌صورت سنتی جهت تعیین (p,d,q)، کاری پرزحمت و وقت‌گیر است، اما ابزار ARIMA خودکار (Automatic ARIMA Forecasting) نرم‌افزار Eviews، متدولوژی باکس-جنکینز را به‌صورت تکراری انجام داده و بهترین مدل را به‌طور خودکار بر اساس کمترین مقادیر معیارهای اطلاعات AIC یا BIC، انتخاب می‌کند. لذا در این مطالعه از ابزار ARIMA خودکار برای تعیین مناسب‌ترین مدل استفاده شده است.

۴-۲- آزمون کفایت مدل

پیش‌بینی‌های دقیق می‌تواند خطاهای پیش‌بینی را تا حد زیادی کاهش دهد و برای ارزیابی کیفیت مدل‌های برازش‌شده، از مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)[2] و میانگین قدر مطلق درصد خطا (MAPE)[3] استفاده می‌شود. استفاده از هر دو آزمون RMSE و MAPE، امکان ارزیابی جامع دقت پیش‌بینی را فراهم می‌کند که به شناسایی و کاهش خطاها کمک کرده و اطمینان از قابلیت اطمینان نتایج پیش‌بینی‌شده را تضمین می‌کند. RMSE و MAPE به‌صورت روابط (۵) و (۶) محاسبه می‌شوند.

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(Y_t - \hat{Y}_t)^2} \qquad (۵)$$

$$\mathrm{MAPE} = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|Y_t - \hat{Y}_t\right| \times 100 \qquad (۶)$$

در روابط فوق، میزان فروش اصلی با Y_t و میزان فروش پیش‌بینی‌شده با $\hat{Y}_t$ نشان داده شده است. دوره پیش‌بینی‌شده در کل n ماه را شامل می‌شود.

۵-۲- شبیه‌سازی مونت‌کارلو

شبیه‌سازی یعنی ایجاد محیطی ساختگی و استفاده از یک مدل نظری و تئوری، برای تخمین رفتار یک فرآیند، سازمان یا سیستمی که در جهان واقعی وجود دارد. محیط ساختگی یا مصنوعی، فضای معادل حقیقی یا مجازی است که در آن تحلیل‌گر تلاش می‌کند تا فرآیند واقع در جهان حقیقی

[1] Maximum Likelihood Estimator

[2] Root Mean Square Error

[3] Mean Absolute Percentage Error

را الگوبندی کند. به‌طورکلی، هدف از شبیه‌سازی، بررسی و پیش‌بینی رفتار و ویژگی‌های یک سیستم یا فرآیند در طول زمان است. یکی از متداول‌ترین روش‌های شبیه‌سازی، روش شبیه‌سازی مونت‌کارلو است. روش مونت‌کارلو، نخستین بار در دهه ۱۹۴۰ و در بحبوحه جنگ جهانی دوم و در جریان پروژه ساخت اولین بمب اتم در آزمایشگاه ملی لس‌آلاموس[1] توسط جان ون نیومن[2] و استنیسلاو اولام[3] ایجاد شد.

شبیه‌سازی مونت کارلو یک تکنیک ریاضی-کامپیوتری است که طیف وسیعی از نتایج ممکن و احتمالاتی که ممکن است در هر انتخاب با آن رو به رو شویم را نمایان می‌سازد. اصل عملکرد آن آماری است، که از طریق یک دنباله تصادفی از اعداد، یک شبیه‌سازی رویداد ایجاد می‌شود که در آن میانگین رفتار متغیرها، راه‌حل تخمینی ایده‌آل است. در طی شبیه‌سازی مونت‌کارلو، ارزش‌ها به‌طور تصادفی و با توجه به توزیع احتمالی ورودی‌ها، نمونه‌گیری می‌شوند. در واقع روش‌های مونت‌کارلو به‌منظور به‌دست آوردن نتایجی عددی بر نمونه‌برداری‌های مکرر تکیه می‌کنند. با استفاده از روش شبیه‌سازی مونت‌کارلو، یک دیدگاه جامع‌تری ازآنچه که می‌تواند اتفاق بیفتد، ارائه می‌شود (والتر و بارکما[4]، ۲۰۱۵). مراحل فرآیند شبیه‌سازی مونت کارلو به شرح زیر می‌باشد (سکولوسکی[5]، ۲۰۱۰).

مرحله ۱) تعریف توزیع‌های ممکن برای هر متغیر تصادفی ورودی: نیاز به شناسایی توزیع احتمال فرآیند دارد که ممکن است مستقیماً آشکار باشد یا نیاز به مشاهدات تجربی فرآیند تحت بررسی داشته باشد.

مرحله ۲) تولید خروجی به صورت تصادفی از آن توزیع‌ها: برای این منظور، یک مولد اعداد تصادفی مناسب برای مدل‌سازی توزیع احتمال مشاهده‌شده نیاز است. مولدهای اعداد تصادفی به‌طور کلی در اکثر بسته‌های نرم‌افزاری آماری و مایکروسافت اکسل موجود هستند.

مرحله ۳) انجام محاسبات قطعی با استفاده از مجموعه خروجی‌ها: متغیر یا متغیرهای خروجی مورد نظر از اعداد تصادفی تولید شده، محاسبه می‌شوند.

مرحله ۴) تجمیع نتایج محاسبات انفرادی در یک نتیجه نهایی: فرآیند تجمیع به شبیه‌سازی خاصی وابسته است، اما می‌تواند به اندازه محاسبه میانگین نتایج شبیه‌سازی‌شده ساده باشد.

در این مطالعه، شبیه‌سازی مونت‌کارلو به‌وسیله برنامه کریستال بال (Oracle Crystal Ball) انجام می‌گیرد. این برنامه، یک نرم‌افزار پیشرو، مبتنی بر صفحه گسترده، برای مدل‌سازی پیش‌بینی،

---

[1] Los Alamos National Laboratory

[2] John von Neumann

[3] Stanislaw M. Ulam

[4] Walter & Barkema

[5] Sokolowski

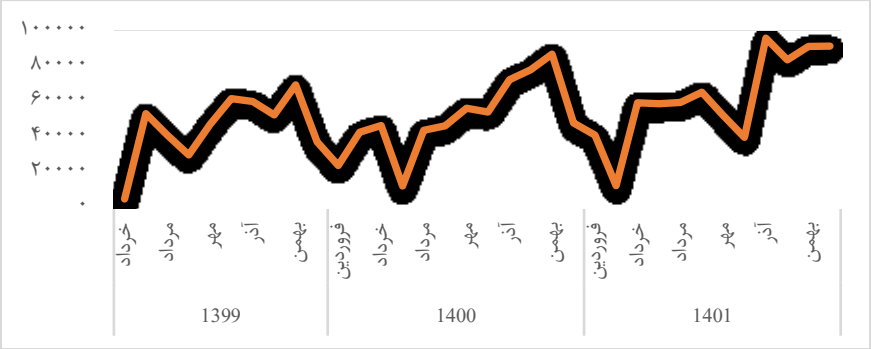
شبیه‌سازی و بهینه‌سازی است. این نرم‌افزار بینش بی‌نظیری را در مورد عوامل حیاتی مؤثر بر ریسک ارائه می‌دهد. نرم افزار کریستال بال (نسخه استاندارد)، ساده‌ترین راه برای انجام شبیه‌سازی مونت‌کارلو در صفحات گسترده است. کریستال‌بال به‌طور خودکار، هزاران مورد مختلف «چه می‌شد» را محاسبه می‌کند و ورودی‌ها و نتایج هر محاسبه را به عنوان سناریوهای جداگانه ذخیره می‌کند. تجزیه و تحلیل این سناریوها طیفی از نتایج ممکن و احتمال وقوع آنها را نشان می‌دهد که بر این اساس می‌توان تصمیم‌گیری کرد که کدام ورودی بیشترین تأثیر را بر مدل دارد و باید تلاش‌ها در کجا متمرکز شوند.

۳- نتایج و بحث

در این بخش ابتدا آمار توصیفی سری زمانی مورد بحث قرار گرفته و در ادامه میزان تقاضای آینده محصول با استفاده از دو روش مدلسازی S/ARIMA و روش شبیه‌سازی مونت کارلو پیش‌بینی می‌شود.

۳-۱- آمار توصیفی

در این مطالعه از داده‌های کل فروش ماهانه محصول شونیز طلایی از خرداد ۱۳۹۹ تا اسفند ۱۴۰۱[1] استفاده شده است که از طریق مصاحبه و روش اسنادی از مدیریت تولید شرکت شونیز به‌دست آمده است. سری زمانی کل فروش در شکل ۱ آورده شده است.



شکل ۱. میزان فروش ماهانه شونیزطلایی

آمار توصیفی برای کل فروش ماهیانه (تقاضا) محصول شونیزطلایی (Y_t) در جدول ۱ نشان داده شده است.

جدول ۱. آمار توصیفی میزان فروش ماهیانه (تقاضا) محصول شونیزطلایی (Y_t)

[1] به دلیل در دسترس نبودن داده‌های جدید، نمونه آماری این مطالعه از خرداد ۱۳۹۹ تا اسفند ۱۴۰۱ انتخاب شده است.

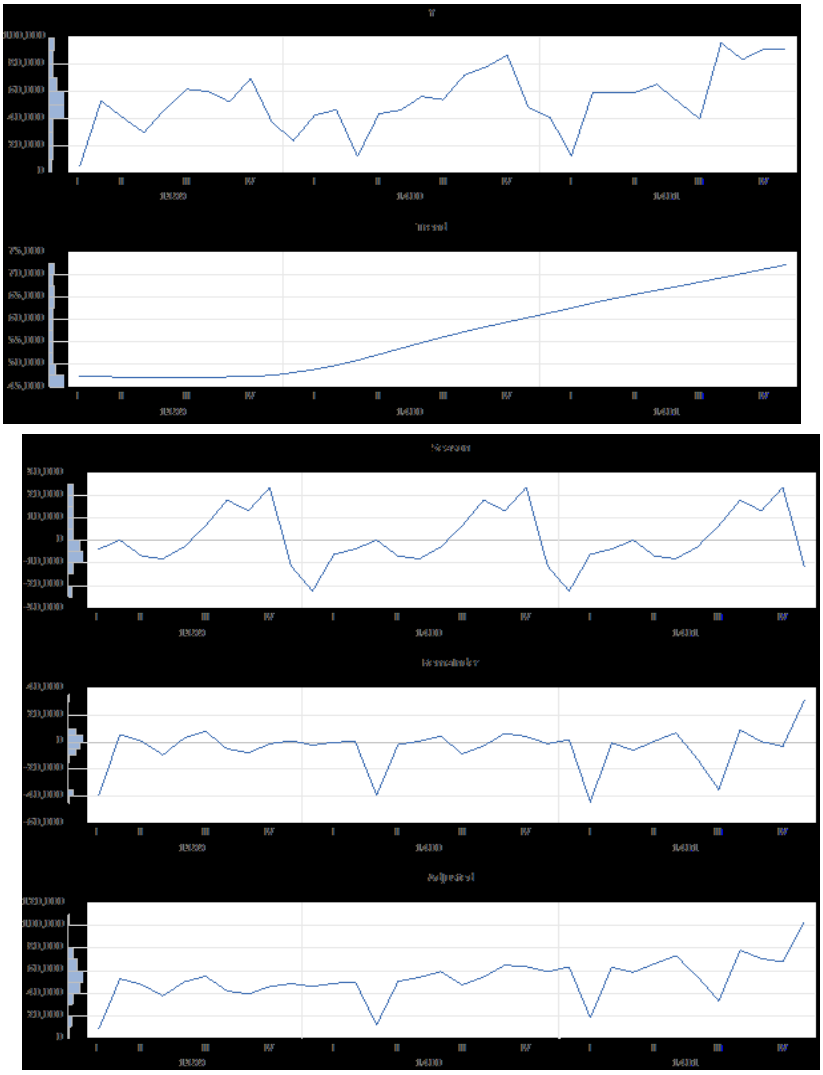
شرح		مینیمم	ماکزیمم	میانگین	انحراف معیار	چولگی	کشیدگی	آماره جارگ-برا (Jarque-Bera)
فروش (Y_t)	ماهانه	۴۵۵۲	۶۹۰۶۷	۵۳۴۰۸,۲۶	۲۲۵۴۴,۱	-۰,۰۷۹	۲,۷۹	۰,۰۹۸۷

منبع: یافته‌های تحقیق

جدول ۱ نشان می‌دهد که میانگین میزان فروش ماهیانه محصول شونیز طلایی شرکت شونیز در دوره مورد بررسی، برابر با ۵۳۴۰۸ کیلوگرم می‌باشد. همچنین میزان حداقل و حداکثر فروش محصول به ترتیب برابر با ۴۵۵۲ و ۶۹۰۶۷ کیلوگرم می‌باشد. چولگی (Skewness) معیاری از تقارن یا عدم تقارن تابع توزیع می‌باشد. برای یک توزیع کاملاً متقارن، چولگی صفر و برای یک توزیع نامتقارن با کشیدگی به سمت مقادیر بالاتر، چولگی مثبت و برای توزیع نامتقارن با کشیدگی به سمت مقادیر کوچکتر، مقدار چولگی منفی است. کشیدگی (kurtosis) معیاری از بلندی منحنی در نقطه ماکزیمم است و مقدار کشیدگی برای توزیع نرمال برابر ۳ می‌باشد. کشیدگی مثبت یعنی قله توزیع موردنظر از توزیع نرمال بالاتر و کشیدگی منفی نشانه پایین‌تر بودن قله از توزیع نرمال است. با توجه به میزان چولگی و کشیدگی سری، می‌توان گفت به چولگی و کشیدگی توزیع نرمال نزدیک است. آماره جارگ-برا نیز که فرضیه صفر توزیع نرمال را آزمون می‌کند، به لحاظ آماری بی‌معنی می‌باشد، بنابراین دلیلی برای رد فرضیه صفر وجود ندارد و این سری دارای توزیع نرمال است.

۱-۳- نتایج پیش‌بینی تقاضای محصول با استفاده از مدلسازی S/ARIMA

برای تعیین ویژگی‌های کلیدی موجود در سری زمانی، داده‌های فروش به اجزای سری زمانی (روند، فصل و اجزای تصادفی) تجزیه شده است (شکل ۲). نمودار تجزیه سری زمانی فروش محصول شونیز طلایی نشان می‌دهد، این سری دارای الگوی فصلی و با وجود نوسانات شدید ماهانه، در مجموع دارای روند صعودی می‌باشد که نشان می‌دهد یک مدل S/ARIMA برای تجزیه و تحلیل داده‌ها مناسب است. نمودار حاکی از آن است که میزان فروش محصول در سال قبل از شیوع همه‌گیری، علیرغم نوسانات شدید ماهانه، از روند افزایشی برخوردار بوده، و با شیوع همه‌گیری، با توجه به اعمال محدودیت‌های کرونایی، کاهش یافته است. اما در ادامه و با کاهش پیک‌های این بیماری در سال ۱۴۰۱، علیرغم نوسانات شدید، مجدداً روند افزایشی در پیش گرفته است.



شکل ۲. تجزیه سری زمانی فروش محصول (Y)

قبل از برازش مدل S/ARIMA، بایستی ایستایی[1] سری موردنظر آزمون گردد. اگر سری‌های زمانی ایستا نباشند، ممکن است مشکلی به نام رگرسیون کاذب بروز کند. ایستایی سری زمانی فروش محصول به کمک آزمون‌های دیکی-فولر تعمیم‌یافته (ADF)[2]، فیلیپس- پرون (PP)[3] و آزمون

[1] Stationarity

[2] Augmented Dickey-Fuller

[3] Philips-Perron

کیاتوسکی، فیلیپس، اسمیت و شین (KPSS)[1] بررسی شده که نتایج آن در جدول ۲ ارائه شده است. در رابطه با آزمون‌های ADF و PP فرضیه صفر، وجود ریشه واحد است، درحالی‌که فرضیه صفر آزمون KPSS، ایستایی می‌باشد. بر اساس نتایج هر سه آزمون، سری مورد بررسی در سطح اطمینان ۹۵٪ ایستا می‌باشد، اما در سطح اطمینان ۹۹٪ ایستا نبوده و دارای ریشه واحد است که تفاضل مرتبه اول آن ایستا می‌باشد. لازم به ذکر است آزمون‌های ریشه واحد فصلی و شکست ساختاری نیز بر روی داده‌ها انجام شده است که به دلیل رد فرضیه صفر، گزارش نشده‌اند.

جدول ۲. نتایج آزمون‌های ریشه واحد سری زمانی فروش محصول شونیز

شرح	ADF			PP			KPSS		
	٪۱	٪۵	٪۱۰	٪۱	٪۵	٪۱۰	٪۱	٪۵	٪۱۰
مقادیر بحرانی	-۴,۲۶	-۳,۵۵	-۳,۲۱	-۴,۲۶۲	-۳,۵۵۲	-۳,۲۰۹	۰,۲۱۶	۰,۱۴۶	۰,۱۱۹
آماره آزمون	-۴,۱۳**			-۴,۱۳**			۰,۰۷۱		
سطح احتمال (Prob.)	۰,۰۱۳۷			۰,۰۱۳۷			-		

** نشانگر معنیداری در سطح اطمینان ۹۵٪

پس از بررسی ایستایی سری و اطمینان از مانا بودن آن در سطح اطمینان ۹۵ درصد، به تشخیص الگوی سری زمانی پرداخته می‌شود. در این مطالعه از ابزار ARIMA خودکار نرم‌افزار Eviews 12 برای تعیین مناسب‌ترین مدل بر اساس حداقل معیار اطلاعات آکائیک (AIC)[2] استفاده شده است. لازم به ذکر است که اگرچه مناسب‌ترین مدل ARIMA معمولاً با استفاده از معیارهای اطلاعات انتخاب می‌شود، اما با این حال، حداقل مقدار معیارهای اطلاعات شرایط کافی برای انتخاب مدل بهینه نیستند. روش مورد استفاده در این کار به این صورت است که ابتدا اولین مدل پیشنهادی توسط نرم‌افزار با حداقل مقدار AIC تخمین زده می‌شود و سپس یک آزمون معنی‌داری پارامتر و یک تست تصادفی باقیمانده بر روی نتیجه تخمین انجام می‌شود. در صورت موفقیت در این آزمون‌ها، می‌توان مدل را به عنوان مدل بهینه در نظر گرفت. در غیراین‌صورت، دومین مدل پیشنهادی، انتخاب شده و آزمون‌های آماری مربوطه انجام می‌شود و به همین ترتیب این فرآیند تکرار می‌شود، تا زمانی که مدل بهینه انتخاب شود. در شکل ۳، بهترین مدل‌ها بر اساس معیار اطلاعات AIC، به ترتیب توسط نرم‌افزار ارائه شده است که در نهایت پس از انجام آزمون‌های آماری، مدل $SARIMA(1,0,0)(1,0,0)_{12}$ به عنوان مدل بهینه انتخاب شده است.

[1] Kwiatkowski Philips Schmidt Shin

[2] Akaike Information Criterion

Model	LogL	AIC*	BIC	HQ
(1,0)(0,0)	-384.691514	22.805383	22.940062	22.851313
(1,0)(0,1)	-384.333594	22.843153	23.022724	22.904392
(1,0)(1,0)	-384.404735	22.847337	23.026909	22.908577
(1,1)(0,0)	-384.606216	22.859189	23.038761	22.920428
(0,1)(0,1)	-384.639054	22.861121	23.040693	22.922360
(0,1)(0,0)	-385.659504	22.862324	22.997003	22.908253
(0,1)(1,0)	-384.793561	22.870209	23.049781	22.931449
(0,0)(0,1)	-385.852597	22.873682	23.008361	22.919612
(1,1)(0,1)	-384.244197	22.896717	23.121182	22.973266
(1,0)(1,1)	-384.267169	22.898069	23.122534	22.974618
(1,1)(1,0)	-384.309653	22.900568	23.125033	22.977117
(0,0)(1,0)	-386.362033	22.903649	23.038328	22.949578
(0,1)(1,1)	-384.593382	22.917258	23.141723	22.993807
(0,0)(1,1)	-385.830227	22.931190	23.110762	22.992429
(1,1)(1,1)	-384.200836	22.952990	23.222348	23.044849
(0,0)(0,0)	-388.526157	22.972127	23.061913	23.002746

شکل ۳. انتخاب مدل بهینه بر اساس معیار اطلاعات AIC

پس از تعیین مدل $SARIMA(1,0,0)(1,0,0)_{12}$ به عنوان مطلوب‌ترین مدل پیش‌بینی سری‌زمانی، الگوی رگرسیونی این مدل تخمین زده شده است که نتایج آن در جدول ۳ درج شده است.

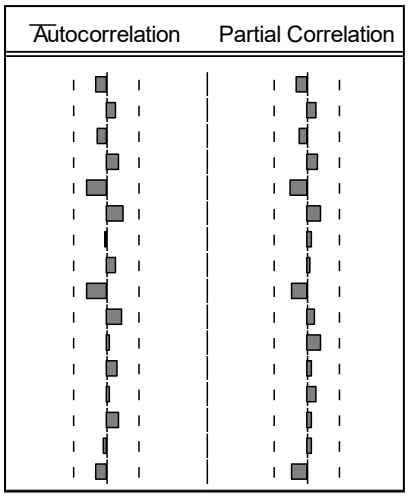
جدول ۳. نتایج تخمین مدل $SARIMA(1,0,0)(1,0,0)_{12}$

متغیر	ضریب	آماره t	احتمال
مقدار ثابت C	۵۲۹۳۴/۳۹	۷/۳۸	۰/۰۰۰۰
AR(1)	۰/۳۵۷۸۰۳	۱/۹۶۵	۰/۰۵۸۷
SAR(1)	۰/۴۹۰۸۱۴	۲/۴۳۳	۰/۰۲۱۱
SIGMASQ	۰/۰۰۰۰۰۰۳	۴/۱۲۹	۰/۰۰۰۳
ضریب تعیین (R^2): ۰/۳۸	آماره دوربین واتسون: ۲/۰۰		سطح معنی‌داری آماره F: ۰/۰۰۲۲

منبع: یافته‌های تحقیق

بر اساس نتایج مندرج در جدول ۳، چون پارامترهای مدل بهینه منتخب، حداقل در سطح اطمینان ۹۰ درصد معنادار می‌باشند، بنابراین می‌توان از آن برای پیشی‌بینی سری‌زمانی استفاده نمود.

برای اطمینان از کفایت مدلِ برازش‌شده، باقیمانده‌های مدل با استفاده از آزمون تشخیصی نوفه سفید بررسی شده‌اند (شکل ۴) که نمودارهای ACF و PACF باقیمانده‌ها، حاکی از عدم وجود خودهمبستگی بین باقیمانده‌ها می‌باشد. برای آزمون نرمال بودن باقیمانده‌ها از آزمون نرمالیتی جارگ-برا استفاده شده است که با توجه به مقدار (۰,۱۳۵) و ارزش احتمال آن (۰,۹۳۴)، فرضیه صفر نرمال بودن باقیمانده‌ها را نمی‌توان رد کرد. همچنین مقدار احتمال آزمون ضریب لاگرانژ (۰,۸۸۵۳) نشان می‌دهد باقیمانده‌ها دارای واریانس همسان می‌باشند.



شکل ۴. نمودار خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی باقیمانده‌های مدل

این مدل برای پیش‌بینی میزان تقاضای ۵ ماه آینده مورد استفاده قرار گرفته است که نتایج حاصل از آن در جدول ۴ نمایش داده شده است.

جدول ۴. پیش‌بینی میزان تقاضای محصول شونیز در ۵ ماه نخست سال ۱۴۰۲

ماه	مقدار تقاضای پیش‌بینی‌شده
فروردین	۸۲۳۲۵,۸۵
اردیبهشت	۸۶۸۴۵,۲۸
خرداد	۶۳۱۷۴,۳۰
تیر	۷۱۲۱۴,۲۸
مرداد	۷۸۰۸۸,۵۹
خطای پیش‌بینی (RMSE)	۱۷۸۴۵,۷۴
خطای پیش‌بینی (MAPE)	٪۲۷,۳۱

نتایج جدول ۴ نشان می‌دهد مقدار تقاضای پیش‌بینی‌شده محصول شونیز طلایی در ۵ ماه نخست سال، روند گذشته را در پیش گرفته و دچار نوسانات زیادی می‌شود. با این حال، پیش‌بینی میزان تقاضای آینده برای شرکت سودآور است، زیرا شرکت می‌تواند استراتژی‌های فروش آینده را طوری برنامه‌ریزی کند که بتواند از فرصت‌ها به خوبی استفاده کند.

۲-۳- نتایج پیش‌بینی تقاضای محصول با استفاده از شبیه‌سازی مونت کارلو

برای پیش‌بینی میزان تقاضای محصول شونیز طلایی با استفاده از شبیه‌سازی مونت‌کارلو از نرم‌افزار Crystal Ball استفاده شده است. روش‌های مختلف پیش‌بینی شامل روش‌های غیرفصلی

(شامل مدل میانگین متحرک[۱]، هموارسازی نمایی[۲]، میانگین متحرک دوگانه[۳]، هموارسازی نمایی دوگانه[۴])، فصلی (شامل فصلی جمعی[۵]، فصلی ضربی[۶]، فصلی جمعی هالت-وینتر[۷]، فصلی ضربی هالت-وینتر[۸]) و S/ARIMA با استفاده از نرم‌افزار تخمین زده شده است که بر اساس معیار آکائیک، مدل $SARIMA(1,0,0)(0,0,2)_{12}$ به عنوان مدل برتر انتخاب شده است. خطاهای پیش‌بینی ۳ مدل برتر در جدول ۵ ارائه شده است. لویز[۹] در سال ۱۹۸۲ در مطالعه خود پیشنهاد داده است که اگر خطای MAPE یک مدل از ۲۰٪ کمتر باشد، آنگاه آن مدل می‌تواند به عنوان یک پیش‌بینی خوب دسته‌بندی شود.

جدول ۵. خطاهای پیش‌بینی ۳ مدل برتر تقاضای محصول شونیز

مدل	RMSE	MAPE (%)
SARIMA $(1,0,0)\ (0,0,2)_{12}$	۱۲۱۸۳٫۸۱	۱۷٫۹۸
Single Moving Average	۲۰۴۷۹٫۶۱	۳۲٫۰۸
Double Exponential Smoothing	۲۰۹۲۷٫۲۸	۳۲٫۱۷

مطابق با اطلاعات جدول ۵، با توجه به اینکه مدل $SARIMA(1,0,0)(0,0,2)_{12}$ دارای کمترین مقدار معیارهای اطلاعات و خطای پیش‌بینی می‌باشد، به عنوان بهترین مدل انتخاب می‌شود. ضرایب مدل با استفاده از روش حداکثر درستنمایی (MLE) تخمین زده شده که نتایج آن در جدول ۶ آورده شده است. با توجه به ارزش احتمال پارامترهای برآوردشده که کمتر از ۰/۰۵ می‌باشند، بنابراین مدل از لحاظ آماری معنی‌دار است. با توجه به مقدار آماره لجانگ-باکس و آماره جارگ-برا، مدل از کفایت لازم برخوردار است و بر این اساس می‌توان از آن برای پیشی‌بینی سری‌زمانی استفاده نمود.

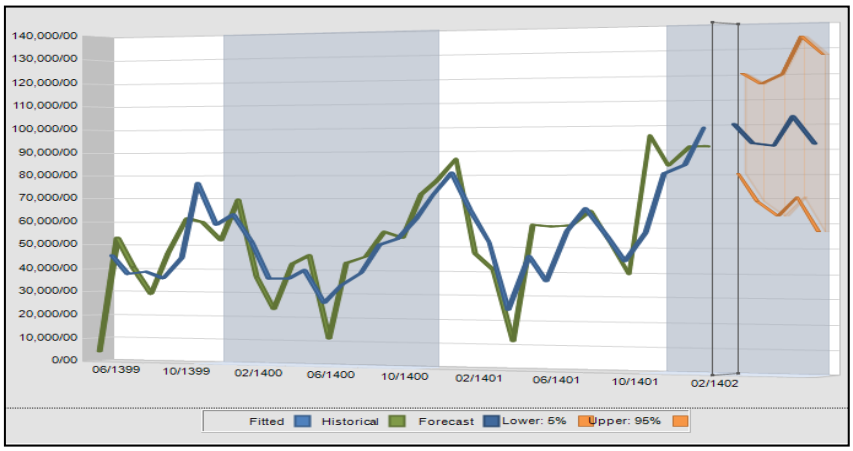
جدول ۶. نتایج تخمین مدل $SARIMA(1,0,0)(0,0,2)_{12}$

متغیر	ضریب بتا	آماره t	احتمال
AR(1)	-۰/۳۶۰۸	-۳/۶۷۸	۰/۰۰۰۳
SMA(1)	-۰/۰۲۳۳	-۰/۴۲۰	۰/۰۵۳۶
SMA(2)	۰/۷۱۸۰	۱۳/۵۰۱	۰/۰۰۰۰
ضریب تعیین (R^2): ۰/۸۲	آماره دوربین واتسون: ۲/۱۳	سطح معنی‌داری آماره F: ۰/۰۰۰۰	

[1] Single Moving Average
[2] Exponential Smoothing
[3] Double Moving Average
[4] Double Exponential Smoothing
[5] Seasonal Additive
[6] Seasonal Multiplicative
[7] Holt-Winters' Additive
[8] Holt-Winters' Multiplicative
[9] Lewis

معیار آکائیک: ۱۹/۰۰	آماره جارگ-برا: ۲/۸۷	آماره لجانگ-باکس: ۳۳/۲۱

داده‌های واقعی، مدل برازش شده و پیش‌بینی حاصل از این مدل در فاصله اطمینان ۵ درصد و ۹۵ درصد در شکل ۴ نمایش داده شده‌اند.



شکل ۴. داده‌های واقعی، مدل برازش‌شده و پیش‌بینی میزان تقاضای محصول شونیز طلایی با استفاده از شیه‌سازی

نتایج پیش‌بنی حاکی از این است که میزان تقاضا در ماه‌های آتی نیز نوسانات گذشته را تجربه می‌کند، ولی در کل دارای روند صعودی خواهد بود. میزان تقاضای پیش‌بینی‌شده محصول برای ۵ ماه آینده در جدول ۷ ارائه شده است که نتایج حاکی از افزایش تولید همراه با نوساناتی در سال ۱۴۰۲ می‌باشد. بر این اساس پس از گذشت ۲ سال از پاندمی، روند تولیدی شرکت مجدداً حالت افزایشی پیدا خواهد کرد.

جدول ۷. میزان تقاضای پیش‌بینی‌شده محصول در ۵ ماه نخست سال ۱۴۰۲

ماه	مقدار تقاضای پیش‌بینی‌شده
فروردین	۹۸۴۶۶,۳۹
اردیبهشت	۹۲۶۲۹,۶۷
خرداد	۹۱۵۱۹,۱۰
تیر	۱۰۰۱۴۲,۲۰
مرداد	۹۲۱۹۶,۲

در نهایت، بر اساس فرضیات مطرح شده در این پژوهش، نتایج حاصل از دو روش پیش‌بینی، از جنبه دقت پیش‌بینی مقایسه می‌شوند تا مناسب‌ترین تخمین برای تقاضای محصول تولیدی مشخص گردد. با توجه به اینکه خطای پیش‌بینی MAPE تأثیرپذیری از مقیاس ندارد و به‌صورت درصد بیان

می‌شود، لذا برای مقایسه دو مدل مناسب‌تر است. از آنجا که خطای پیش‌بینی حاصل از روش شبیه‌سازی کمتر از مدلسازی ARIMA می‌باشد، لذا می‌توان گفت نتایج حاصل از پیش‌بینی به روش شبیه‌سازی در نرم‌افزار کریستال بال، از دقت بالایی برخوردار می‌باشند.

۴- نتیجه‌گیری و پیشنهادها

هدف از این پژوهش، تحلیل اثر همه‌گیری COVID-19 بر پیش‌بینی سری‌زمانی تقاضای محصول تولیدی شرکت داداش برادر (شونیز) می‌باشد. چون شیوع ویروس کرونا سبب برهم خوردن فعالیت اقتصادی مشاغل مختلف به‌ویژه صنایع غذایی شده و عرضه و تقاضای این صنایع دچار مشکلاتی شده است و با توجه به این که محصولات غذایی تولیدی دارای تاریخ انقضای کمتری نسبت به سایر محصولات هستند و کاهش تقاضا به دلیل پاندمی کرونا می‌تواند موجب زیان مالی گسترده به تولیدکننده شود، بنابراین، تحلیل سری‌زمانی برای پیش‌بینی میزان فروش شرکت شونیز ضرورت دارد تا مشخص گردد که پاندمی در میزان فروش محصول شرکت شونیز تأثیر دارد یا خیر.

نمودار فروش محصول نشان می‌دهد میزان فروش محصول در سال قبل از شیوع پاندمی، علیرغم نوسانات ماهانه، از روند افزایشی برخوردار بوده، و با شیوع پاندمی، با توجه به اعمال محدودیت‌های کرونایی، کاهش چشمگیری یافته است. اما در ادامه و با کاهش پیک‌های این بیماری در سال ۱۴۰۱، علیرغم نوسانات شدید، مجدداً روند افزایشی در پیش گرفته است. در این مطالعه برای پیش‌بینی میزان تقاضای آینده محصول، از دو روش مدلسازی ARIMA و شبیه‌سازی Monte Carlo استفاده شده است که نتایج هر دو روش حاکی از ادامه روند افزایشی تولید، همراه با نوساناتی خواهد بود. در نهایت با مقایسه میزان خطای پیش‌بینی MAPE حاصل از دو روش، نتیجه گرفته شد که پیش‌بینی با استفاده از روش شبیه‌سازی مونت کارلو در نرم‌افزار کریستال بال از دقت بالایی برخوردار است. با توجه به یافته‌های این مطالعه، پیشنهاد می‌شود مدیران شرکت شونیز با توجه به افزایش تقاضا برای محصول، یک برنامه راهبردی بلندمدت جهت تأمین مواد اولیه و تخصیص نیروی انسانی ماهر، افزایش راندمان خط تولید، فراهم کردن امکانات حمل و نقل و ... را مد نظر قرار دهند.

منابع

افندی زاده زرگری، شهریار، رحیمی، امیرمسعود، طلایی، علی اصغر، و صفری، احرام. (۱۳۹۰). تحلیل تقاضای مسافر ریلی و پیش بینی آن با الگوریتم سری زمانی. مهندسی عمران امیرکبیر (امیرکبیر)، ۴۳(۱)، ۹-۱۷.

سرلک، احمد، محمدی، محمد و برزگر، محمد. (۱۳۹۵). ارزیابی مقایسه‌های دقت مدلهای سری زمانی AR,MA,ARIMA در پیشبینی شاخص سهام شرکتهای بورس اوراق بهادار تهران. پژوهش‌های جدید در مدیریت و حسابداری. ۲(۳): ۱۳۰-۱۵۴.

کهنسال، محمدرضا، پرمه، زورار، اسماعیلی پور، الهام، و قاسمی، عبدالرسول. (۱۳۹۱). پیش بینی قیمت تخم مرغ با استفاده از ARIMA، شبکه عصبی مصنوعی و هموارسازی هالت-وینترز. پژوهشنامه بازرگانی، ۱۶(۶۲)، ۴۹-۷۳.

ناصری راد، لیلا، صیدی، مسعود و محمدی، اسفندیار. (۱۳۹۳). پیش‌بینی تقاضای محصول با استفاده از سری‌های زمانی (مطالعه موردی شرکت کولاک غرب)، بیستمین همایش بین المللی مدیریت، تهران.

Al-Haidari, R., Al-Rawashdeh, S., Zeidan, A., Omambala, J., & Nagarur, N. (2023). Impact of Covid-19 Pandemic on Demand and Demand Forecasting in a Furniture Wholesale Company.

Andrieu, C., De Freitas, N., Doucet, A., & Jordan, M. I. (2003). An introduction to MCMC for machine learning. Machine learning, 50, 5-43.

Azizah, N., Riwajanti, N. I., Eltivia, N., & Efendi, A. (2021, July). Analyzing the Pandemic Effect on Time series Prediction of Demand and Sales Manufacturing Product. In 2nd Annual Management, Business and Economic Conference (AMBEC 2020) (pp. 258-262). Atlantis Press.

Chu, C. W., & Zhang, G. P. (2003). A comparative study of linear and nonlinear models for aggregate retail sales forecasting. International Journal of production economics, 86(3), 217-231.

Deitiana, T. (2011). Operational management strategy and analysis: Services and manufacturing. Media Discourse Partners.

Egnell, J., & Hansson, L. (2013). Applicability and accuracy of quantitative forecasting models applied in actual firms A case study at The Company.

Ivanov, D. (2021). Supply chain viability and the COVID-19 pandemic: a conceptual and formal generalization of four major adaptation strategies. International Journal of Production Research, 59(12), 3535-3552.

Lewis, C. D. (1982). Industrial and business forecasting methods: A practical guide to exponential smoothing and curve fitting. London; Boston: Butterworth Scientific.

Mills, T. C. (1990). Time series techniques for economists. Cambridge University Press.

Mounika, S., Sahithi, Y., Grishmi, D., Sindhu, M., & Ganesh, P. (2021). Walmart Gross Sales Forecasting Using Machine Learning. J. Adv. Res. Technol. Manag. Sci, 3, 22-27.

Pant, P. N., & Starbuck, W. H. (1990). Innocents in the forest: Forecasting and research methods. Journal of Management, 16(2), 433-460.

Ramos, P., Santos, N., & Rebelo, R. (2015). Performance of state space and ARIMA models for consumer retail sales forecasting. Robotics and computer-integrated manufacturing, 34, 151-163.

Sanders, N. R., & Manrodt, K. B. (2003). The efficacy of using judgmental versus quantitative forecasting methods in practice. Omega, 31(6), 511-522.

Shahabuddin, S. (2009). Forecasting automobile sales. Management Research News, 32(7), 670-682.

Sokolowski, J. A. (2010). Monte Carlo Simulation. Modelling and Simulation Fundamentals: Theoretical Underpinnings and Practical Domains, Wiley & Sons Inc., New Jersey, 131-145.

Walter, J. C., & Barkema, G. T. (2015). An introduction to Monte Carlo methods. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 418, 78-87.