


An Integrated Optimization of Spare Parts Inventory Using Machine-learning-based Demand Forecasting, Taking into Account Safety Stock and Dual Lead-time Supply

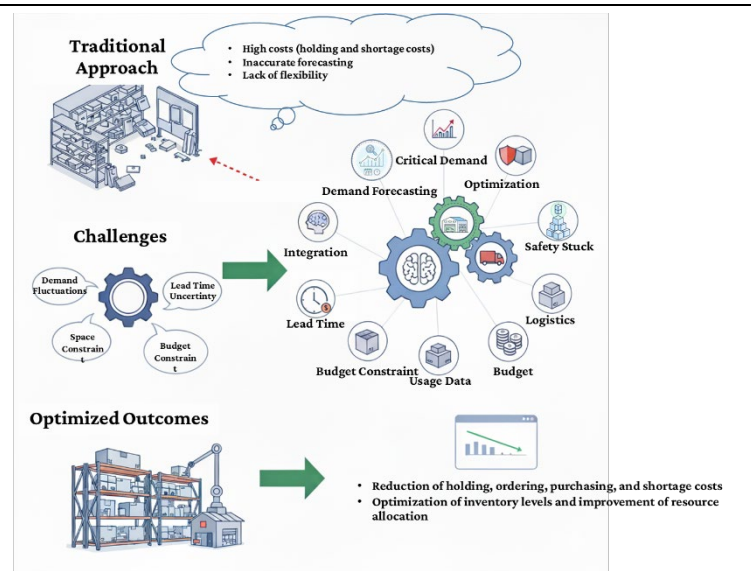
Omid Veisi 

Assistant Professor, Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering and Flight, Imam Ali University (AS), Tehran, Iran

HIGHLIGHTS

- Developing an integrated framework combining machine learning-based demand forecasting (SARIMA) with mathematical optimization, considering dual lead times, budget constraints, and warehouse capacity.
- Achieving a 19.3% reduction in total system costs by replacing traditional policies with a hybrid sourcing strategy and intelligent management of safety stocks.

GRAPHICAL ABSTRACT



ARTICLE INFO

Article history:

Article Type: Research paper

Received: 11 October 2025

Revised: 4 January 2026

Accepted: 28 January 2026

Available online: 28 January 2026

*Correspondence: omid_vte@yahoo.com

How to cite this article:

Veisi, O. (2026). An integrated optimization of spare parts inventory using machine-learning-based demand forecasting, taking into account safety stock and dual lead-time supply. *System Engineering and Productivity*, 6 (3), 225-262.

Keywords:

Spare Parts Inventory Management
Demand Forecasting
Machine Learning
Inventory Optimization
Dual Delivery Lead Time

ABSTRACT

One of the persistent challenges in industry is achieving a balance between uninterrupted production and minimizing inventory-holding costs—an objective that traditional inventory management methods often fail to meet due to their weaknesses in forecasting irregular demand and overlooking operational constraints. In this study, we attempt to provide an integrated solution to this problem by combining accurate demand forecasting with mathematical modeling. A key strength of the proposed model is its flexibility in selecting the procurement method; that is, the system can choose the optimal option between regular purchasing and emergency purchasing based on prevailing conditions. In designing the model, real-world constraints—such as budget limits (for both critical and non-critical items) and warehouse capacity—are precisely incorporated, and the safety stock level dynamically adjusts according to demand fluctuations. The results obtained from implementing the model on data from 60 items indicate that moving away from one-dimensional policies and adopting a hybrid strategy leads to cost reduction and improved system stability, even under financial and space limitations.

1. Introduction

Effective spare parts management is a cornerstone of operational efficiency in capital-intensive industries where equipment availability is critical. The primary challenge lies in balancing two conflicting objectives, which are ensuring high machine availability to prevent costly downtime and minimizing inventory holding costs to avoid capital stagnation. Traditional inventory models, such as Economic Order Quantity (EOQ), often fail in this domain because they assume constant demand and ignore the irregular, intermittent consumption patterns typical of spare parts (Tapia-Ubeda et al., 2020). Furthermore, these classical models rarely account for real-world constraints such as strict warehouse capacity limits and budgetary ceilings (Zhang et al., 2021).

Recent advancements have seen a shift toward using Machine Learning (ML) for more accurate demand prediction in dynamic environments. However, superior forecasting alone is insufficient and must be integrated with robust inventory control policies. While some studies have explored dual sourcing using normal versus emergency supply channels, few have simultaneously addressed the complex interplay of dual lead times, dynamic safety stocks, and differentiated budget constraints for critical versus non-critical items (Mouschoutzi & Ponis, 2022). This study bridges this gap by proposing an integrated framework. It combines ML-based forecasting with a Mixed-Integer Linear Programming (MILP) model. The objective is to minimize total system costs while adhering to practical constraints, offering a flexible strategy that switches between normal and emergency ordering based on economic and operational needs.

2. Methodology

The proposed framework operates in two sequential phases consisting of demand forecasting and mathematical optimization.

The study utilized historical monthly demand data for 60 spare parts from a heavy machinery company, covering the period from January 2019 to July 2025. The dataset was split into training and testing sets. Four forecasting algorithms were evaluated, including Seasonal Auto-Regressive Integrated Moving Average (SARIMA), ARIMA, Simple Exponential Smoothing (SES), and Long Short-Term Memory (LSTM) networks. A grid search approach was employed to optimize model parameters based on the Akaike Information Criterion (AIC). The prediction error (Mean Squared Error) from the best-performing model was used to calculate the dynamic safety stock for the optimization phase. This approach aligns with recent trends in using hybrid ML models to handle non-linear patterns in spare parts demand (Zhu et al., 2023).

The predicted demand serves as a deterministic input for the optimization model. The problem is formulated as a MILP model with the objective of

minimizing total costs, including holding, normal ordering, emergency purchasing, shortage penalties, and setup costs. The model incorporates several distinct features. First, it employs a dual sourcing strategy where the system can choose between a "Normal" mode with lower costs but longer lead times and an "Emergency" mode with higher costs but shorter lead times, a concept similar to models managing supply disruptions (Ameri et al., 2021). Second, items are categorized as critical or non-critical. Critical items have a flexible budget constraint allowing a deviation to prevent downtime, while non-critical items face a hard budget cap. Finally, the model enforces inventory balance, strictly observes total warehouse capacity, and calculates safety stock based on the standard lead time to buffer against volatility (Teixeira et al., 2024).

3. Results and Discussion

3.1. Forecasting Performance

The comparative analysis revealed that the SARIMA model significantly outperformed other algorithms. It achieved the lowest Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 0.06, compared to 0.13 for ARIMA and 0.26 for LSTM. The LSTM model underperformed due to the relatively small size of the dataset, which is a common limitation for deep learning models in spare parts contexts compared to parametric models like SARIMA (Hyndman & Athanasopoulos, 2018). Consequently, SARIMA outputs were selected to feed the optimization model.

3.2. Optimization Outcomes

The integrated model was solved using the CBC solver. A comparison against a baseline single-sourcing policy relying only on normal delivery demonstrated a 19.3% reduction in total costs. The model effectively utilized the dual-sourcing strategy by prioritizing normal orders for base demand to minimize costs while strategically switching to emergency orders when inventory levels approached the safety stock threshold or when warehouse space was tight.

3.3. Sensitivity Analysis

The sensitivity analysis revealed complex relationships between parameters and costs. Regarding service level, the relationship between service level and cost was found to be non-linear. The optimal cost balance was identified at a 95% service level. Increasing the target to 99.9% caused a sharp rise in costs due to excessive safety stock requirements without proportional operational benefits. In terms of warehouse capacity, the analysis challenged the paradigm that more space is always better. The lowest total cost was achieved at a constrained capacity of 275,000 units, which forced the system into a "Just-In-Time" behavior.

Intermediate capacities paradoxically increased costs by encouraging bulk orders that could not be efficiently sustained. Finally, concerning shortage penalties, a critical threshold was identified. When penalties were lower than procurement costs, the model rationally chose to incur shortages. Penalties around 500 monetary units established an equilibrium where the model ensured supply without overspending on precautions.

4. Conclusions

This research demonstrates that integrating machine learning with mathematical optimization provides a robust solution for the complex problem of spare parts inventory management. By moving away from static, single-dimensional policies, the proposed model allows for dynamic decision-making that adapts to financial and physical constraints. The study highlights two major managerial implications. First, the flexibility of dual sourcing acts as a strategic buffer, allowing companies to reduce standing inventory while maintaining service levels. Second, blindly increasing service level targets or warehouse space can be economically detrimental as there are optimal points where efficiency is maximized. Future research should extend this model by incorporating stochastic lead times and exploring multi-echelon network structures to further enhance supply chain resilience.

Funding

This research received no external funding.

Author contributions

Omid Veisi: Conceptual research model, Literature review and theoretical background, Data analysis, Statistical analysis draft, Drafting the manuscript, Preliminary review of the report, Research methodology development, Text revision.

Conflicts of interest

There are no conflicts of interest associated with this research.

Acknowledgments

We are grateful to all colleagues who provided insights and expertise that greatly assisted this research. We also thank the anonymous reviewers for their valuable suggestions to improve the paper.

References

Ameri, E., Ebadi, S. T., & Teimoury, E. (2021). Presenting an inventory management model for critical spare parts considering supplier disruption conditions under uncertainty. *Proceedings of the 18th International Conference on Industrial Engineering, Iran* (In Persian). <https://civilica.com/doc/1354248/>

Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and practice*. OTexts.

Mouschoutzi, M., & Ponis, S. T. (2022). A comprehensive literature review on spare parts logistics management in the maritime industry. *The Asian Journal of Shipping and Logistics*, 38(2), 71–83. <https://doi.org/10.1016/j.ajsl.2021.12.003>

Tapia-Ubeda, F. J., Miranda, P. A., Roda, I., Macchi, M., & Durán, O. (2020). Modelling and solving spare parts supply chain network design problems. *International Journal of Production Research*, 58(17), 5299–5319. <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1720924>

Teixeira, C., Lopes, I., & Figueiredo, M. (2024). Spare parts stock management: Classification and policy assignment. *FME Transactions*, 52(2), 257–270. <https://doi.org/10.5937/fme2402257T>

Zhang, S., Huang, K., & Yuan, Y. (2021). Spare parts inventory management: A literature review. *Sustainability*, 13(5), 2460. <https://doi.org/10.3390/su13052460>

Zhu, Q., Yang, L., & Liu, Y. (2023). Research on vehicle spare parts demand forecast based on XGBoost-LightGBM. In *Proceedings of the 2023 5th International Conference on Pattern Recognition and Intelligent Systems* (pp. 130–134). ACM. <https://doi.org/10.1145/3609703.3609721>

بهینه‌سازی یکپارچه موجودی قطعات یدکی با استفاده از پیش‌بینی تقاضا مبتنی بر یادگیری ماشین با در نظر گرفتن موجودی اطمینان و تأمین با دو زمان تحویل

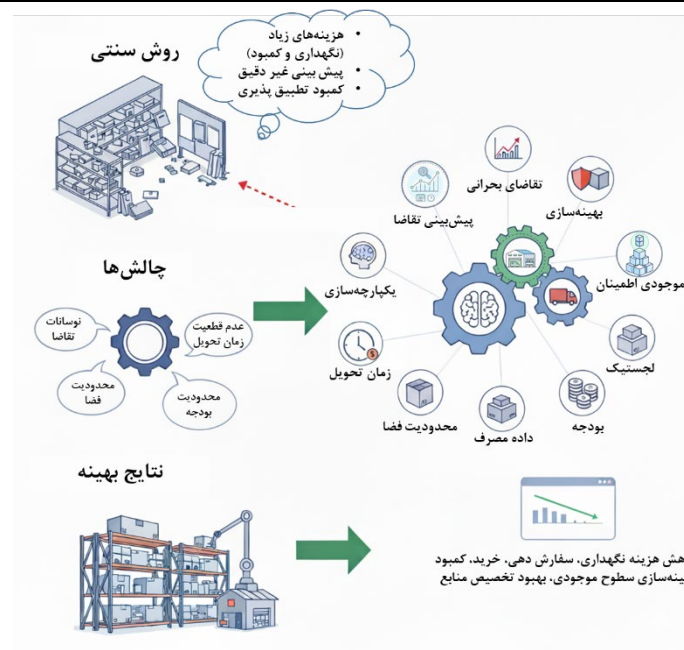
امید ویسی ^{ID}

استادیار، گروه مهندسی صنایع، دانشکده مهندسی و پرواز، دانشگاه امام علی (ع)، تهران، ایران

برجسته‌ها

- توسعه یک چارچوب یکپارچه که پیش‌بینی دقیق تقاضا توسط یادگیری ماشین را با مدل بهینه‌سازی ریاضی، تأمین با دو زمان تحویل و محدودیت‌های بودجه ترکیب می‌کند.
- جایگزینی سیاست‌های سنتی با راهبرد تأمین ترکیبی و مدیریت هوشمندانه موجودی اطمینان و سفارش‌های فوری که منجر به دستیابی به کاهش ۱۹/۳ درصدی در هزینه‌های کل سیستم شد.

چکیده گرافیکی



مشخصات مقاله

تاریخچه مقاله:

نوع مقاله: پژوهشی

دریافت: ۱۴۰۴/۰۷/۱۹

بازنگری: ۱۴۰۴/۱۰/۱۴

پذیرش: ۱۴۰۴/۱۱/۰۸

ارائه برخط: ۱۴۰۴/۱۱/۰۸

*نویسنده مسئول:

omid_vte@yahoo.com

کلیدواژه‌ها:

مدیریت موجودی قطعات یدکی

پیش‌بینی تقاضا

یادگیری ماشین

بهینه‌سازی موجودی

زمان تحویل دوگانه

چکیده

یکی از چالش‌های همیشگی در صنعت، برقراری تعادل میان تداوم تولید و کاهش هزینه‌های انبارداری است؛ هدفی که روش‌های سنتی مدیریت موجودی، به دلیل ضعف در پیش‌بینی تقاضاهای نامنظم و نادیده گرفتن محدودیت‌های اجرایی، اغلب در تحقق آن ناموفق‌اند. در این پژوهش، سعی شده با تلفیق پیش‌بینی دقیق تقاضا و مدل‌سازی ریاضی، راهکاری یکپارچه برای این مسئله ارائه شود. نقطه قوت این مدل، انعطاف‌پذیری آن در انتخاب شیوه تأمین است؛ یعنی سیستم می‌تواند بسته به شرایط، بین خرید عادی و خرید اضطراری بهترین گزینه را انتخاب کند. در طراحی این مدل، محدودیت‌های واقعی نظیر سقف بودجه (برای اقلام حیاتی و غیرحیاتی) و ظرفیت انبار دقیقاً در نظر گرفته شده‌اند و سطح موجودی اطمینان نیز متناسب با نوسانات تقاضا تغییر می‌کند. نتایج پیاده‌سازی مدل روی داده‌های ۶۰ قلم کالا نشان داد که فاصله گرفتن از سیاست‌های تک‌بعدی و استفاده از یک راهبرد ترکیبی، حتی در شرایط محدودیت مالی و فضا، منجر به کاهش هزینه‌ها و حفظ پایداری سیستم می‌شود.

۱- مقدمه

شرایط محیطی و سن تجهیزات تصویری دقیق‌تر از تقاضای آتی ترسیم کنند تا کسب‌وکارها بتوانند به‌صورت پیش‌دستانه سطوح موجودی خود را تنظیم نمایند. با این حال، مدیریت قطعات یدکی تنها به پیش‌بینی محدود نمی‌شود و نیازمند بهینه‌سازی سیاست‌های کنترل موجودی نیز می‌باشد. مدل‌های کلاسیک تحقیق در عملیات، مانند مقدار سفارش اقتصادی و نقطه سفارش مجدد، با فرض نرخ تقاضای ثابت عمل می‌کنند و قادر به پوشش دادن عدم قطعیت یا ماهیت دینامیک مصرف نیستند. راهکار مؤثر برای غلبه بر این محدودیت‌ها، ادغام پیش‌بینی‌های مبتنی بر هوش مصنوعی با مدل‌های پیشرفته تحقیق در عملیات است که امکان تصمیم‌گیری پویا و پاسخگو را در مدیریت قطعات یدکی فراهم می‌آورد (Yu et al., 2020; Dereci & Tuzkaya, 2024).

هدف اصلی این پژوهش، ارائه مدلی نوآورانه است که قدرت تکنیک‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی تقاضا را با دقت مدل‌های تحقیق در عملیات در بهینه‌سازی موجودی تلفیق می‌کند. در این سیستم یکپارچه، تلاش بر آن است تا ضمن پیش‌بینی تقاضای آینده با دقت بالا، سیاست‌های کنترل موجودی به‌گونه‌ای بهینه شوند که هزینه‌ها حداقل شده و تداوم عملیاتی تضمین گردد. این رویکرد با در نظر گرفتن متغیرهای عملیاتی کلیدی نظیر زمان تأمین دوگانه، موجودی اطمینان و محدودیت‌های بودجه، راهبرد بهینه‌ای را برای سفارش‌گذاری و مدیریت موجودی ارائه می‌دهد.

مدیریت قطعات یدکی به دلیل ماهیت چندوجهی مسائل آن، وظیفه‌ای ذاتاً پیچیده محسوب می‌شود. این دشواری عمدتاً ناشی از غیرقابل پیش‌بینی بودن تقاضا، هزینه‌های سنگین مرتبط با انبارداری و ضرورت ایجاد تعادلی ظریف جهت اجتناب از دوگانه پرهزینه کمبود و انباشت مازاد است (Zhang et al., 2021; Teixeira et al., 2024).

تقاضا برای این قطعات اغلب تحت تأثیر عوامل متغیری مانند خرابی‌های ناگهانی ماشین‌آلات و برنامه‌های نگهداری قرار دارد و رفتاری نوسانی از خود نشان می‌دهد. علاوه بر این، وجود تقاضای متناوب برای برخی قطعات در کنار زمان‌های تحویل طولانی، پیش‌بینی دقیق نیازهای آتی را با استفاده از روش‌های مرسوم بسیار دشوار می‌سازد (Wang et al., 2021; Demke et al., 2023).

مدیریت کارآمد قطعات یدکی، رکن اساسی در تضمین کارایی عملیاتی و استمرار فعالیت ماشین‌آلات و تجهیزات در صنایع مختلف است. بخش‌های حیاتی نظیر تولید، حمل‌ونقل، هوافضا و انرژی وابستگی شدیدی به در دسترس بودن قطعات یدکی دارند و هرگونه ناتوانی در مدیریت مؤثر این اقلام، می‌تواند به توقف‌های عملیاتی، افزایش هزینه‌های نگهداری و در نهایت از دست رفتن درآمد منجر شود. علاوه بر این، ناکارآمدی در راهبردهای موجودی، اعم از انباشت بیش از حد سرمایه یا مواجهه با کمبود قطعه، پتانسیل تحمیل خسارات مالی قابل توجهی را به سازمان‌ها دارد (Zhang et al., 2021; Moshiri & Rashidi Komijan, 2023). از این رو، بهینه‌سازی مدیریت قطعات یدکی برای شرکت‌هایی که به دنبال حفظ عملیات خود با هزینه‌ای مقرون‌به‌صرفه و پایدار هستند، به یک ضرورت اجتناب‌ناپذیر بدل شده است (Emadi et al., 2024; Teixeira et al., 2024).

فرایند مدیریت قطعات یدکی شامل تعیین سطوح بهینه موجودی، برنامه‌ریزی تأمین و اطمینان از دسترسی به قطعات در زمان نیاز است. به طور سنتی، این فرایند بر مدل‌های آماری پایه و قوانین سرانگشتی متکی بوده است. این رویکردها اگرچه در شرایط باثبات راهگشا هستند، اما اغلب از درک پیچیدگی و عدم قطعیت ذاتی در مصرف قطعات یدکی ناتوان‌اند. واقعیت این است که تقاضا برای قطعات یدکی تحت تأثیر عواملی چون خرابی‌های تصادفی، نوسانات فصلی و شرایط متغیر عملیاتی، رفتاری به شدت نوسانی دارد و روش‌های سنتی در مواجهه با این پویایی، معمولاً نتایج غیربهینه‌ای ارائه می‌دهند (Tapia-Ubeda et al., 2020). این پیچیدگی در زنجیره‌های تأمین گسترده، مانند صنعت دریایی که با چالش‌هایی نظیر نقاط تأمین پراکنده جهانی و پنجره‌های زمانی محدود مواجه است، دوچندان می‌شود (Mouschoutzi & Ponis, 2022).

ظهور هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، فرصتی را برای گذار از سیستم‌های ایستا به فرایندهای پویا و داده‌محور فراهم کرده است. مدل‌های یادگیری ماشین با بهره‌گیری از تکنیک‌های پیش‌بینی پیشرفته، قادرند با تحلیل متغیرهای متعدد از داده‌های تاریخی مصرف گرفته تا

عدم قطعیت‌های محیطی، در شرایط پویا پاسخگو نخواهند بود.

پژوهش حاضر با هدف پر کردن این خلأ عملیاتی و علمی، مدلی یکپارچه را توسعه داده است که خروجی‌های دقیق حاصل از یادگیری ماشین را به‌عنوان ورودی به یک مدل بهینه‌سازی ریاضی تغذیه می‌کند. این رویکرد ترکیبی با عبور از محدودیت‌های مدل‌های سنتی، امکان تصمیم‌گیری پویا را فراهم آورده و مؤلفه‌های حیاتی نظیر زمان تأمین دوگانه (عادی و فوری)، محاسبه دقیق موجودی اطمینان و هزینه‌های متنوع سیستم را در یک چارچوب واحد لحاظ می‌کند. مدل پیشنهادی با در نظر گرفتن محدودیت‌های واقعی بودجه و فضای انبار، به دنبال آن است تا راهبردهای سفارش‌دهی را به‌گونه‌ای تنظیم کند که ضمن رعایت قیود عملیاتی، مجموع هزینه‌های سازمان را به حداقل رسانده و سطح خدمت مطلوب را تضمین نماید.

۲- مرور ادبیات

مدیریت موجودی قطعات یدکی به دلیل ماهیت خاص تقاضا و اهمیت حیاتی آن در استمرار عملیات، همواره کانون توجه پژوهشگران بوده است. مرور ادبیات موجود نشان‌دهنده گذار تدریجی از مدل‌های آماری کلاسیک به سمت رویکردهای هوشمند و یکپارچه است. این بخش، روند تحول پژوهش‌ها در سه محور اصلی شامل پیش‌بینی تقاضا، مدل‌های کنترل موجودی و رویکردهای ترکیبی بررسی می‌کند. در نهایت، جایگاه و نوآوری پژوهش حاضر نسبت به مطالعات پیشین تبیین می‌شود.

۲-۱- پیش‌بینی تقاضای قطعات یدکی

پیش‌بینی تقاضای قطعات یدکی یک وظیفه حیاتی و درعین‌حال پیچیده برای صنایعی است که برای عملیات خود به ماشین‌آلات و تجهیزات وابسته هستند. پیش‌بینی‌های دقیق برای اطمینان از در دسترس بودن قطعات یدکی حیاتی و درعین‌حال به‌حداقل رساندن هزینه‌های مرتبط با ذخیره‌سازی بیش از حد یا کمتر از حد نیاز ضروری است. در سال‌های اخیر، یادگیری ماشین و هوش مصنوعی در بهبود دقت این پیش‌بینی‌ها امید زیادی را نشان داده‌اند. روش‌های آماری سنتی، هرچند که

یکی از دغدغه‌های بنیادین در این حوزه، برقراری تعادل میان ذخیره‌سازی بیش از حد و کمبود موجودی است. انباشت مازاد قطعات منجر به افزایش هزینه‌های نگهداری، استفاده ناکارآمد از سرمایه و ریسک منسوخ‌شدن کالا می‌شود، درحالی‌که در نقطه مقابل، کمبود موجودی می‌تواند توقف‌های عملیاتی، تأخیرها و هزینه‌های گزاف تأمین اضطراری را به همراه داشته باشد. از این رو، تعیین مقادیر بهینه سفارش و نقاط سفارش مجدد به‌گونه‌ای که هم‌زمان مشکل کمبود و هزینه‌های نگهداری را به حداقل برساند، اهمیتی حیاتی دارد (Ramírez et al., 2024; Riskianto et al., 2021).

تغییرپذیری زمان تأمین قطعات نیز بر پیچیدگی فرایند می‌افزاید؛ اگرچه می‌توان با صرف هزینه بیشتر و تسریع سفارش‌ها زمان تحویل را کاهش داد، اما تصمیم‌گیری در خصوص موازنه میان هزینه اضافی تسریع و ریسک کمبود موجودی نیازمند دقت بالایی است. همچنین در بسیاری از موارد که قطعات به‌صورت عمده سفارش داده می‌شوند، مدیریت این حجم از سفارش در عین حفظ سطح بهینه موجودی چالشی دیگر محسوب می‌شود (Demke et al., 2023; Bhattacharyya et al., 2023). در نهایت، محدودیت‌های بودجه و کمبود فضای انبار موانعی جدی برای نگهداری موجودی‌های بزرگ ایجاد می‌کنند که این امر لزوم برنامه‌ریزی دقیق و بهینه‌سازی منابع را برای پاسخگویی به تقاضا، ضمن رعایت این محدودیت‌ها، دوچندان می‌سازد (Gupta et al., 2024; Mongkolkittaveepol et al., 2023).

برای گذر از این چالش‌های چندوجهی و ارتقای سطح تصمیم‌گیری، همگرایی میان هوش مصنوعی و مدل‌های ریاضی پیشرفته راهکاری اثربخش پیش روی مدیران قرار داده است. برخلاف روش‌های آماری مرسوم که اغلب در مواجهه با نوسانات شدید و رفتارهای نامنظم تقاضا کارایی لازم را ندارند، الگوریتم‌های یادگیری ماشین قادرند الگوهای پیچیده و غیرخطی نهفته در داده‌های تاریخی را شناسایی کرده و پیش‌بینی‌های دقیق‌تری ارائه دهند. با این حال، افزایش دقت پیش‌بینی به‌تنهایی برای مدیریت مؤثر کافی نیست و باید با سیاست‌های کنترل موجودی کارآمد تکمیل گردد. مدل‌های کلاسیک مدیریت موجودی نظیر مقدار سفارش اقتصادی، اگرچه بنیادین هستند، اما به دلیل فرض نرخ تقاضای ثابت و نادیده‌گرفتن

بر لزوم در نظر گرفتن برهم کنش شکست قطعات و قابلیت اطمینان در مدل‌های پیش‌بینی تأکید ورزیده‌اند.

۲-۲- تکامل مدل‌های کنترل موجودی و بهینه‌سازی

اگرچه پیش‌بینی دقیق شرط لازم است، اما کافی نیست و گام بعدی تعیین سیاست‌های بهینه سفارش‌دهی است. مدل‌های سنتی مانند مقدار سفارش اقتصادی و نقطه سفارش مجدد، علی‌رغم قدمت و سادگی، به دلیل فرض تقاضای ثابت اغلب پاسخگوی محیط‌های پویا نیستند (Malekpour Kalbadi Nejad & Bagheri Nejad, 2023). برای رفع این نقیصه، پژوهش‌هایی نظیر مطالعه دامابانتهی و سوکمونو (Damayanti & Sukmono, 2024)، تلاش کرده‌اند تا با ترکیب مقدار سفارش اقتصادی و سیاست‌های بازبینی مداوم، انعطاف‌پذیری سیستم را در برابر نوسانات افزایش دهند. در رویکردی دیگر، ریزکی و دورا (Rizki and Dora, 2024) با ادغام تحلیل ABC و بازبینی مداوم، موفق به کاهش ۲۸ درصدی موجودی مازاد شدند. علاوه بر ادغام مدل‌های موجودی با جنبه‌های عملیاتی (مانند نگهداری و تعمیرات)، پژوهشگران به ادغام این مدل‌ها با متغیرهای بازاریابی و اقتصادی، مانند قیمت‌گذاری و تبلیغات، نیز پرداخته‌اند. حسن‌زاده و همکاران (Hassanzsdeh et al., 2013) در تحقیق خود یک مدل یکپارچه برای کالاهای فاسدشدنی ارائه کردند که به طور هم‌زمان تصمیمات کنترل موجودی، قیمت‌گذاری و تبلیغات را بهینه می‌کند. آن‌ها این رابطه را در قالب یک بازی استکلبرگ (تأمین‌کننده به‌عنوان رهبر و خرده‌فروش به‌عنوان پیرو) تحت سیاست مدیریت موجودی توسط فروشنده مدل‌سازی کردند. هدف آن‌ها یافتن مقادیر بهینه‌ای بود که سود هر دو طرف زنجیره تأمین را بیشینه سازد.

۲-۳- مدل‌های تصادفی و مدیریت عدم قطعیت

باتوجه به ماهیت غیرقطعی پارامترها در دنیای واقعی، استفاده از مدل‌های تصادفی و استوار گسترش یافته است. لیو و همکاران (Liu et al, 2024) با تمرکز بر قطعات کم‌مصرف، مدلی مبتنی بر محدودیت‌های احتمالی ارائه دادند که تصمیمات موجودی را با وجود پیش‌بینی‌های

به طور گسترده‌ای استفاده می‌شوند، اغلب در مدیریت الگوهای تقاضای نامنظم و متناوب که ویژگی قطعات یدکی هستند، ناکام می‌مانند. در مقابل، یادگیری ماشین قادر است حجم زیادی از داده‌ها را پردازش کرده و الگوهای پیچیده و غیرخطی را شناسایی کند که مدل‌های سنتی قادر به شبیه‌سازی آن‌ها نیستند. در این راستا، رویکردهای ترکیبی توجه ویژه‌ای را به خود جلب کرده‌اند. به‌عنوان مثال، ژو و همکاران (Zhu et al., 2023) با تلفیق الگوریتم‌های تقویت گرادیان مدلی ارائه کردند که با کاهش خطای میانگین درصدی مطلق، برتری محسوس نسبت به مدل‌های منفرد داشت. اندرسون و سیمینوس (Andersson & Siminos, 2023) نیز با به‌کارگیری الگوریتم جنگل تصادفی و لحاظ کردن متغیرهایی نظیر تاریخچه نگهداری، توانستند دقت پیش‌بینی را به حدود ۷۰ درصد برسانند که بهبود قابل توجهی نسبت به روش‌های سنتی محسوب می‌شود. در کاربردهای نظامی که با پیچیدگی‌های لجستیکی بیشتری مواجه‌اند، کیم و همکاران (Kim et al., 2023) نشان دادند که مدل‌های هوش مصنوعی در پیش‌بینی مصرف قطعات تانک‌های-K عملکردی به‌مراتب بهتر از روش‌های کلاسیک دارند.

یکی از چالش‌های خاص در این حوزه، عدم تعادل داده‌ها ناشی از تقاضای پراکنده است. برای غلبه بر این مشکل، کناکا و همکاران (Kenaka et al., 2025) از ترکیب تکنیک‌های بیش نمونه‌گیری با یادگیری عمیق استفاده کردند که منجر به کاهش ۴۷ درصدی خطای مربع میانگین شد. کیم و همکاران (Kim et al., 2023) نیز با تأکید بر اهمیت پیش‌پردازش، نشان دادند که ترکیب یادگیری عمیق با روش‌های مقیاس‌گذاری داده‌ها می‌تواند دقت پیش‌بینی را تا ۸۶/۹ درصد افزایش دهد. پژوهشگران داخلی نیز همگام با این روند جهانی، به مقایسه روش‌های نوین پرداخته‌اند. برای مثال، عباس‌پور و همکاران در سال ۲۰۲۰ (Abbaspour et al., 2020) برتری روش جنگل تصادفی نسبت به رگرسیون بردار پشتیبان را در تقاضاهای متناوب نشان دادند. همچنین، فشارکی و اصفهانی (Fesharaki & Esfahani, 2024) با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و لحاظ کردن متغیرهایی چون نوع خرابی، به پیش‌بینی‌های دقیق‌تری در صنعت چاپ دست یافتند. تیموری و فراهانی (Teimoury & Farahani, 2009) نیز با نگاهی سیستمی،

مودونوری (Mudunuri, 2024) نیز به نقش هوش مصنوعی در بهینه‌سازی جریان انبار و استفاده از فضا در زمان واقعی اشاره کرده است.

۲-۵- شکاف‌های تحقیقاتی

جدول ۱ به مقایسه مطالعات پیشین با پژوهش حاضر می‌پردازد. در این جدول، ویژگی‌های اول تا هفتم مدل به ترتیب به صورت زیر است:

- یکپارچگی پیش‌بینی و بهینه‌سازی به عنوان ویژگی ۱
- پیش‌بینی مبتنی بر هوش مصنوعی، یادگیری ماشین به عنوان ویژگی ۲
- تأمین با دو زمان تحویل (عادی/فوری) به عنوان ویژگی ۳
- بهینه‌سازی موجودی اطمینان به عنوان ویژگی ۴
- محدودیت ظرفیت انبار به عنوان ویژگی ۵
- محدودیت بودجه به عنوان ویژگی ۶
- تفکیک بودجه (اقلام حیاتی/غیرحیاتی) به عنوان ویژگی ۷

با وجود پیشرفت‌های قابل توجه، بررسی ادبیات موضوع نشان‌دهنده خلأهای آشکاری است. اکثر مطالعات پیشین یا صرفاً بر بهبود دقت پیش‌بینی تمرکز داشته‌اند و یا مدل‌های بهینه‌سازی پیچیده‌ای را بدون بهره‌گیری از پیش‌بینی‌های مدرن توسعه داده‌اند. حتی پژوهش‌هایی که به درستی مفاهیمی همچون تأمین اضطراری را مدل‌سازی کرده‌اند، غالباً از در نظر گرفتن محدودیت‌های هم‌زمان و سخت‌گیرانه بودجه و ظرفیت انبار غفلت ورزیده‌اند. پژوهش حاضر تلاش می‌کند تا با ارائه یک چارچوب یکپارچه، این شکاف‌ها را پوشش دهد.

غیردقیق و فضای محدود انبار بهینه می‌کند. الهاداف و همکاران (Elhadaf et al, 2024) نیز با بهره‌گیری از الگوریتم ژنتیک و فرایندهای مارکوف، سیستمی پویا برای مدیریت موجودی در شرایط تقاضای تصادفی توسعه دادند. در زمینه مدیریت ریسک تأمین، عامری و همکاران (Ameri et al., 2021) مدلی را پیشنهاد دادند که شباهت مفهومی زیادی به مسئله مورد بررسی در این پژوهش دارد؛ مدل آن‌ها با در نظر گرفتن اختلالات تأمین‌کننده، از دو گزینه تأمین اصلی و اضطراری بهره می‌برد.

مسائل مرتبط با لجستیک و حمل‌ونقل نیز بخش مهمی از ادبیات این حوزه را تشکیل می‌دهند. همچنین ویسی و همکاران (Veisy et al., 2019) با رویکردی فازی، مسئله مکان‌یابی و توزیع در لجستیک نظامی را مدل‌سازی کردند تا زمان تأمین و هزینه‌ها را در شرایط عدم قطعیت کاهش دهند. کنگ (Kang, 2025) نیز با معرفی رویکرد بهینه‌سازی استوار تطبیقی، نشان داد که می‌توان در سیستم‌های چندآیتمی به نرخ پر کردن بالاتری دست‌یافت.

۲-۴- همگرایی هوش مصنوعی و تحقیق در عملیات

جدیدترین جریان پژوهشی، ادغام قابلیت‌های یادگیری ماشین با مدل‌های تحقیق در عملیات است. مطالعاتی نظیر پژوهش کاربردی و عملیاتی فام و کیسمولر (Pham & Kiesmüller, 2024) نشان داده‌اند که یادگیری تقویتی عمیق می‌تواند تصمیم‌گیری در سیستم‌های پیچیده مسیریابی و انبارداری را بهبود بخشد. کریشنان و خاستگیر (Krishnan & Khastgir, 2024) نیز کاربرد هوش مصنوعی را در یکپارچه‌سازی پیش‌بینی تقاضا و مدیریت موجودی سخت‌افزارهای شبکه به اثبات رساندند.

جدول ۱. مقایسه مطالعات پیشین با پژوهش حاضر

Table 1. Comparison of previous studies with the present study

مرجع	ویژگی ۱	ویژگی ۲	ویژگی ۳	ویژگی ۴	ویژگی ۵	ویژگی ۶	ویژگی ۷
(Veisy et al., 2019)	✓	×	×	✓	×	×	×
(Ameri et al., 2021)	✓	×	✓	✓	×	×	×
(Zhu et al., 2023)	×	✓	×	×	×	×	×
(Kim et al., 2023)	×	✓	×	×	×	×	×
(Liu et al., 2024)	✓	×	×	✓	✓	×	×
(Elhadaf et al., 2024)	✓	×	×	✓	×	×	×
پژوهش فعلی	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓

مدیریت هم‌زمان این قیود متناقض، ضرورت طراحی یک مدل بهینه‌سازی یکپارچه را ایجاب می‌کند.

برای پاسخ به این نیاز، چارچوبی طراحی شده است که در آن ابتدا تقاضای قطعات با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین پیش‌بینی شده و نتایج آن به‌عنوان ورودی‌های قطعی جهت برنامه‌ریزی دقیق‌تر به مدل بهینه‌سازی تغذیه می‌شود. منطق تصمیم‌گیری در این مدل بر پایه تفکیک قطعات به دو گروه حیاتی و غیرحیاتی استوار است. اقلام حیاتی که نبود آن‌ها موجب توقف جدی عملیات می‌شود، در اولویت تأمین قرار دارند و مدل مجاز است برای تضمین دسترسی به آن‌ها، از انعطاف‌پذیری‌های تعریف‌شده در بودجه استفاده کند. در مقابل، اقلام غیرحیاتی باید دقیقاً در چارچوب سقف بودجه تخصیص‌یافته مدیریت شوند.

نوآوری کلیدی مدل پیشنهادی در تعریف راهبرد تأمین با دو زمان تحویل نهفته است. براین‌اساس، هر قطعه می‌تواند از طریق فرایند عادی و یا با زمان تأمین کوتاه‌تر اما با هزینه بالاتر (سفارش فوری) خریداری شود. این ویژگی به سیستم اجازه می‌دهد تا به‌صورت هوشمندانه هزینه اضافی تأمین سریع را در برابر ریسک کمبود و هزینه‌های نگهداری موجودی اطمینان موازنه کند. در این ساختار، سطح موجودی اطمینان بر اساس میزان تغییرپذیری تقاضا و زمان تحویل عادی محاسبه می‌شود تا به‌عنوان یک بافر محافظتی در برابر نوسانات عمل کند، اما مدل این اختیار را دارد که در مواقع لزوم به‌جای انباشت این بافر، از گزینه سفارش فوری استفاده نماید. درنهایت، هدف این مدل کمینه‌سازی مجموع هزینه‌های سیستم شامل نگهداری، سفارش‌دهی، خرید، جریمه کمبود و هزینه سربار سفارش‌های فوری است، مشروط بر اینکه تمام محدودیت‌های ظرفیت انبار و بودجه رعایت گردند. نمادهای به‌کاررفته در مدل در جدول ۲ شرح داده شده‌اند.

۳-۱- مفروضات کلیدی مدل

به‌منظور فرمول‌بندی ریاضی مسئله و حفظ قابلیت حل‌پذیری مدل در ابعاد کاربردی، مفروضات زیر در نظر گرفته شده‌اند که در ادامه به‌صورت موردی آورده شده است.

نوآوری اصلی این مطالعه، ترکیب پیش‌بینی تقاضای مبتنی بر یادگیری ماشین با یک مدل بهینه‌سازی ریاضی است. این مدل به‌طور هم‌زمان هفت ویژگی کلیدی شامل یکپارچگی پیش‌بینی و بهینه‌سازی، تفکیک اقلام به حیاتی و غیرحیاتی، راهبرد تأمین با دو زمان تحویل، بهینه‌سازی پویای موجودی اطمینان و رعایت محدودیت‌های توأمان بودجه و فضای انبار را پوشش می‌دهد.

۳- شرح مسئله

مدیریت اثربخش قطعات یدکی در صنایع سرمایه‌بر، فرایندی حساس و تعیین‌کننده برای تضمین تداوم عملیات ماشین‌آلات و تجهیزات است. چالش بنیادین در این حوزه، یافتن نقطه تعادل بهینه میان دو وضعیت نامطلوب است: از یک سو کمبود موجودی که می‌تواند منجر به توقف‌های پرهزینه و کاهش بهره‌وری شود و از سوی دیگر انباشت بیش از حد قطعات که موجب رکود سرمایه و اشغال فضای انبار می‌گردد. مدل‌های سنتی مدیریت موجودی که عمدتاً بر پیش‌بینی‌های آماری ساده استوارند، اغلب از درک پیچیدگی‌های این محیط پویا، نظیر نوسانات شدید تقاضا و محدودیت‌های سخت‌گیرانه فیزیکی و مالی ناتوان هستند.

انگیزه اصلی توسعه مدل حاضر، مشاهده مستقیم چالش‌های عملیاتی در انبار مرکزی یک شرکت بزرگ فعال در حوزه ماشین‌آلات سنگین بوده است. بررسی‌ها نشان داد که مدیران این مجموعه به‌طور مداوم با تعارض‌های عملیاتی چندجانبه‌ای دست‌وپنجه نرم می‌کردند. نخست، تعارض میان بودجه و سطح خدمت؛ جایی که فشارهای مالی برای کاهش هزینه‌های خرید (به‌ویژه برای اقلام غیرحیاتی) در تضاد آشکار با نیاز عملیاتی به دسترسی فوری به قطعات حیاتی قرار می‌گرفت. دوم، تضاد میان ظرفیت انبار و راهبرد سفارش‌دهی؛ به‌طوری‌که مدل‌های سفارش اقتصادی کلاسیک، مقادیر خریدی را پیشنهاد می‌دادند که فراتر از گنجایش فیزیکی انبار بود. سومین چالش، انتخاب دشوار میان پذیرش هزینه سنگین توقف عملیات (ناشی از زمان تأمین طولانی) یا پرداخت هزینه‌های گزاف برای خریدهای اضطراری بود. ناتوانی ابزارهای موجود در

جدول ۲. نمادها و توضیحات آن‌ها

Table 2. Symbols and their explanations

دسته	نماد	توضیحات
مجموعه‌ها و شاخص‌ها	I	مجموعه تمام اقلام، با شاخص i
	T	مجموعه تمام دوره‌های زمانی، با شاخص t
پارامترها	$\hat{D}_{i,t}$	تقاضای پیش‌بینی شده برای قلم i در دوره t
	$\sigma_{i,t}$	انحراف معیار خطای پیش‌بینی برای قلم i در دوره t
	L_i^N	زمان تأمین عادی (به دوره) برای قلم i
	L_i^S	زمان تأمین کوتاه (فوری) (به دوره) برای قلم i
	$S_{i,0}$	سطح موجودی اولیه برای قلم i
	h_i	هزینه نگهداری هر واحد از قلم i در هر دوره
	c_i	هزینه خرید استاندارد هر واحد از قلم i
	c_i^P	هزینه پرمیوم هر واحد برای سفارش فوری قلم i
	f_i	هزینه ثابت ثبت سفارش برای قلم i
	p_i	هزینه جریمه هر واحد کمبود برای قلم i
	v_i	حجم انبار موردنیاز برای هر واحد از قلم i
	W_t	ظرفیت کل انبار موجود در دوره t
	$B_{\text{non-critical}}$	کل بودجه موجود برای اقلام غیرحیاتی
	B_{critical}	کل بودجه موجود برای اقلام حیاتی
	α	کسری مجاز از تجاوز بودجه برای اقلام حیاتی
	z	مقدار Z برای محاسبه موجودی اطمینان.
	$SS_{i,t}$	سطح موجودی اطمینان محاسبه شده برای قلم i در دوره t
	δ_i	پارامتر باینری که نشان می‌دهد قلم حیاتی است (۱) یا نیست (۰)
	M	یک عدد مثبت به اندازه کافی بزرگ
	متغیرهای تصمیم	$Q_{i,t}^N$
$Q_{i,t}^S$		مقدار سفارش قلم i با زمان تأمین کوتاه در دوره t
$S_{i,t}$		سطح موجودی قلم i در پایان دوره t
$K_{i,t}$		کمبود (تقاضای برآورده نشده) قلم i در پایان دوره t
$Y_{i,t}$		متغیر باینری: ۱ اگر سفارشی برای قلم i در دوره t ثبت شود، در غیر این صورت ۰

است؛ به این معنی که الگوی خرابی یا مصرف یک قطعه، همبستگی متقابلی با سایر قطعات ندارد.

(۲) **معماری تأمین و راهبرد موجودی:** سیستم تأمین در این پژوهش بر پایه یک ساختار دوگانه و انعطاف‌پذیر طراحی شده است. مدل برای تأمین هر قطعه مختار است میان دو گزینه تصمیم‌گیری کند: استفاده از کانال تأمین عادی که دارای زمان تحویل استاندارد (L_i^N) و هزینه کمتر است، یا بهره‌گیری از کانال اضطراری که کالا را در زمان کوتاه‌تر (L_i^S)

(۱) **رویکرد مواجهه با داده‌ها و عدم قطعیت:** در این مدل‌سازی، اگرچه تقاضای واقعی ماهیتی تصادفی دارد، اما تصمیم‌گیری بر مبنای یک رویکرد قطعی-احتمالاتی انجام می‌پذیرد. بدین معنا که خروجی‌های پیش‌بینی تقاضا ($\hat{D}_{i,t}$) به‌عنوان پارامترهای قطعی وارد معادلات جریان موجودی می‌شوند، اما هم‌زمان، عدم قطعیت ذاتی و خطای پیش‌بینی از طریق پارامتر انحراف معیار ($\sigma_{i,t}$) در محاسبات موجودی اطمینان لحاظ می‌گردد. همچنین، ساختار تقاضا برای اقلام مختلف، مستقل فرض شده

جریمه‌های ناشی از کمبود کالا را به‌عنوان یک عامل بازدارنده در نظر می‌گیرد.
مدل تابع محدودیت‌های زیر است:

$$S_{it} - K_{it} = S_{i,t-1} + Q_{i,t-L_i^N}^N + Q_{i,t-L_i^S}^S - \bar{D}_{it} \quad \forall i \in I, \forall t \in T \quad (2)$$

پویایی حرکت کالا در زنجیره تأمین توسط رابطه (۲) تبیین می‌شود. بر اساس این قانون پایستاری، وضعیت موجودی در انتهای هر دوره، برابری از موجودی منتقل‌شده از دوره قبل، ورودی‌های جدید سفارش‌دهی و خروجی ناشی از تقاضا است. نکته کلیدی در این رابطه، پذیرش مقادیر منفی است که به مدل اجازه می‌دهد کسری موجودی را در قالب متغیر کمبود ثبت و مدیریت نماید.

توجه به این نکته ضروری است که معادله (۲) جریان موجودی را بر اساس تقاضای پیش‌بینی‌شده ($\bar{D}_{i,t}$) که یک مقدار قطعی است، مدل‌سازی می‌کند. این یک رویکرد استاندارد در مدل‌های بهینه‌سازی قطعی است که برای حفظ قابلیت حل مسائل در مقیاس بزرگ به کار می‌رود. عدم قطعیت تقاضا که از طریق انحراف معیار خطای پیش‌بینی ($\sigma_{i,t}$) شناسایی شده، مستقیماً در این معادله جریان لحاظ نمی‌شود، بلکه اثر آن از طریق محاسبه پارامتر موجودی اطمینان ($SS_{i,t}$) مدیریت می‌گردد. این موجودی اطمینان سپس به‌عنوان یک بافر محافظتی، در تابع هدف (معادله (۱))، بخش هزینه نگهداری و محدودیت ظرفیت انبار (معادله (۵)) در نظر گرفته می‌شود.

$$Q_{it}^N + Q_{it}^S \leq M \cdot Y_{it} \quad \forall i \in I, \forall t \in T \quad (3)$$

$$Q_{it}^N + Q_{it}^S \geq Y_{it} \quad \forall i \in I, \forall t \in T \quad (4)$$

برای برقراری پیوند سیستمی میان تصمیم به خرید و هزینه‌های ثابت مرتبط با آن، از نامساوی‌های (۳) و (۴) استفاده شده است. این قیود منطقی تضمین می‌کنند که متغیرهای مقدار سفارش $Q_{i,t}^N$ و $Q_{i,t}^S$ تنها زمانی مجاز به پذیرش مقادیر مثبت هستند که متغیر باینری تصمیم فعال شده باشد؛ بدین ترتیب از تحمیل هزینه ثابت در دوره‌های بدون سفارش جلوگیری می‌شود. علاوه بر این، ساختار مذکور بستر لازم برای اتخاذ راهبردهای

اما با هزینه بالاتر تأمین می‌کند. نکته حائز اهمیت در راهبرد موجودی این است که سطح ذخیره اطمینان ($SS_{i,t}$) با رویکردی محافظه‌کارانه و بر مبنای زمان تحویل عادی محاسبه می‌شود تا سیستم در برابر طولانی‌ترین زمان تأمین مصون شود. با این حال، سیاست سفارش‌دهی کاملاً ترکیبی است و مدل اجازه دارد در یک دوره زمانی واحد، برای ایجاد تعادل میان سرعت و هزینه، به‌صورت هم‌زمان از هر دو روش تأمین استفاده نماید.

۳- مدیریت محدودیت‌های منابع: مرزهای

عملیاتی مدل توسط قیود فیزیکی و مالی تعریف می‌شوند. از منظر فیزیکی، ظرفیت انبار (W_t) به‌عنوان یک محدودیت سخت و اشتراکی در نظر گرفته شده که مجموع حجم تمام اقلام در هر دوره نباید از آن تجاوز کند. اما از منظر مالی، مدل رفتاری اولویت‌محور دارد؛ درحالی‌که بودجه اقلام غیرحیاتی سقفی غیرقابل‌عبور دارد، برای اقلام حیاتی یک ساختار بودجه‌ای منعطف تعریف شده است. این ویژگی به سیستم اجازه می‌دهد تا در شرایط بحرانی، با پذیرش انحراف مشخصی (α) از سقف بودجه، تداوم عملیات را تضمین کند.

۳-۲- مدل ریاضی

در ادامه به‌تفصیل به مدل ریاضی مسئله پرداخته شده است.

$$\text{minimize } Z = \sum_{t \in T} \sum_{i \in I} \left[h_i \left(\frac{S_{it}}{2} + SS_{it} \right) + c_i(Q_{it}^N + Q_{it}^S) + c_i^P Q_{it}^S + f_i Y_{it} + p_i K_{it} \right] \quad (1)$$

هسته اقتصادی مدل در رابطه (۱) فرمول‌بندی شده است؛ جایی که هدف غایی سیستم، یعنی کمینه‌سازی مجموع هزینه‌های عملیاتی در طول افق برنامه‌ریزی، دنبال می‌شود. ساختار این تابع به‌گونه‌ای طراحی شده که موازنه‌های دقیق میان مؤلفه‌های متضاد برقرار سازد: از یک سو هزینه‌های نگهداری و خرید (اعم از عادی و فوری) و سربار سفارش‌دهی را محاسبه می‌کند و از سوی دیگر،

۴- پیش‌بینی تقاضا در مدیریت قطعات یدکی

در مدیریت قطعات یدکی، پیش‌بینی دقیق تقاضا پیش‌شرط اصلی برای تعیین سطح بهینه موجودی است تا بتوان هم‌زمان از کمبود قطعه و انباشت سرمایه جلوگیری کرد. با توجه به اینکه سازمان‌ها همواره با نوسانات شدید و پیش‌بینی‌نشده تقاضا مواجه هستند که اغلب ناشی از خرابی‌های ناگهانی تجهیزات، تغییرات فصلی یا اختلالات بازار است که در نتیجه آن، دسترسی به برآوردهای قابل‌اتکا برای حفظ تداوم عملیات و کنترل هزینه‌ها اهمیتی حیاتی می‌یابد. در این چارچوب، پیش‌بینی تقاضا نه یک حدس و گمان، بلکه فرآیندی علمی است که با تکیه بر داده‌های تاریخی و مدل‌های کمی، نیازهای آتی سیستم را برآورد می‌کند.

چالش اصلی در این حوزه، ماهیت نامنظم و متناوب مصرف قطعات یدکی است که آن را از سایر کالاها متمایز می‌سازد. تقاضا برای بسیاری از قطعات، به‌ویژه اقلام حیاتی، به‌صورت پیوسته رخ نمی‌دهد، بلکه ترکیبی از دوره‌های سکون و جهش‌های ناگهانی است که می‌تواند منجر به توقف‌های عملیاتی سنگین شود؛ بنابراین، به‌کارگیری روش‌هایی که قادر به مدیریت این بی‌نظمی‌ها باشند، امری ضروری است. روش‌های تحلیل سری زمانی که با واکاوی داده‌های گذشته، الگوهای نظیر روند و فصلی بودن را استخراج می‌کنند، از ابزارهای پرکاربرد در این زمینه محسوب می‌شوند.

ادبیات پژوهش نشان می‌دهد که تکامل این مدل‌ها مسیری رو به رشد داشته است. کوراواروالا و ماتسوو (Kurawarwala & Matsuo, 1998) اثر بخشی پیش‌بینی تقاضا را با تمرکز بر الگوهای فصلی و استفاده از مدل میانگین متحرک خودرگرسیون^۱ (ARIMA) بررسی کردند و توانستند تأثیر تغییرات فصلی بر دقت پیش‌بینی را نشان دهند. در ادامه، میلر و ویلیامز (Miller & Williams, 2003) برای ارتقای دقت نتایج، عوامل فصلی حاصل از مدل‌های ضربی را با روش‌های پیش‌بینی ادغام کردند. این مطالعات زمینه‌ساز توسعه مدل‌های پیشرفته‌تری شد که توسط هیندمن (Hyndman, 2004) بسط یافتند؛ وی مدل میانگین

ترکیبی (سفارش هم‌زمان عادی و فوری) را فراهم می‌آورد.

$$\sum_{i \in I} v_i (S_{it} + SS_{it}) \leq W_t \quad \forall t \in T \quad (5)$$

رابطه (۵) گلوگاه‌های فیزیکی انبار را به مدل دیکته می‌کند. طبق این قید، مجموع انباشت فیزیکی کالاها که شامل موجودی چرخه‌ای و ذخیره اطمینان می‌شود، در هیچ مقطع زمانی نباید از سقف ظرفیت تعریف‌شده (W_t) تجاوز کند. ماهیت پویا این محدودیت باعث می‌شود که تصمیمات انباشت کالا در یک دوره، مستقیماً فضای قابل‌دسترس و قدرت مانور سیستم در دوره‌های آتی را تحت‌الشعاع قرار دهد.

$$\sum_{t \in T} \sum_{i \in I | \delta_i = 0} (c_i (Q_{it}^N + Q_{it}^S) + c_i^P Q_{it}^S + f_i Y_{it}) \leq B_{non} \quad (6)$$

تخصیص منابع مالی در این مدل از طریق روابط (۶) و (۷) و با رویکردی تفکیکی اعمال می‌شود. رابطه (۶) انضباط مالی سخت‌گیرانه‌ای را برای اقلام غیرحیاتی ترسیم می‌کند تا هزینه‌های تأمین دقیقاً در چارچوب بودجه مصوب باقی بمانند.

$$\sum_{t \in T} \sum_{i \in I | \delta_i = 1} (c_i (Q_{it}^N + Q_{it}^S) + c_i^P Q_{it}^S + f_i Y_{it}) \leq B_{crit} (1 + \alpha) \quad (7)$$

در مقابل، رابطه (۷) با در نظر گرفتن حساسیت عملیاتی اقلام حیاتی، یک حاشیه انعطاف‌پذیر α را تعریف کرده است تا تداوم تأمین این قطعات حتی در شرایط فشار نقدینگی تضمین گردد.

مکانیزم دفاعی سیستم در برابر عدم قطعیت، در رابطه (۸) تعریف شده است. در اینجا، سطح موجودی اطمینان با فرض محافظه‌کارانه‌ی پوشش نوسانات در طول زمان تحویل عادی تعیین می‌شود. این راهبرد به مدل اجازه می‌دهد تا هزینه فرصت نگهداری این سپر ایمنی را در برابر هزینه جایگزین آن (استفاده از حمل‌ونقل سریع) ارزیابی کرده و بهینه‌ترین تصمیم را اتخاذ کند.

$$Q_{it}^N, Q_{it}^S, S_{it}, K_{it} \geq 0 \text{ and Integer} \quad \forall i \in I, \forall t \in T \quad (9)$$

$$Y_{it} \in \{0,1\}$$

در نهایت، رابطه (۹) چارچوب تعریف متغیرها را مشخص می‌سازد؛ به‌طوری‌که مقادیر سفارش و موجودی در دامنه اعداد حقیقی غیرمنفی و وضعیت سفارش‌دهی در فضای باینری محدود می‌شوند.

^۱ Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

خطای میانگین مربعات^۵ (MSE) و خطای میانگین درصدی مطلق (MAPE^۶) برای هر ترکیب محاسبه شد و در نهایت مدلی که کمترین مقدار AIC را داشت، به عنوان مدل بهینه برای پیش‌بینی تقاضای هر قلم برگزیده شد. دلیل تأکید بر معیار AIC این است که این شاخص ذاتاً مدل‌هایی با پیچیدگی غیر ضروری را جریمه می‌کند و با انتخاب مدلی که کمترین AIC را دارد، ریسک بیش‌برازش آماری به حداقل می‌رسد.

برای اطمینان از تعمیم‌پذیری نتایج و جلوگیری از بیش‌برازش، مجموعه داده‌ها به دو بخش مجزا تقسیم شد: داده‌های آموزش (تا آوریل ۲۰۲۴) و داده‌های آزمون (از ماه می ۲۰۲۴ به بعد). فرایند یادگیری مدل‌ها صرفاً بر روی داده‌های آموزش انجام گرفت و عملکرد نهایی آن‌ها بر روی داده‌های دیده‌نشده بخش آزمون سنجیده شد. همچنین راهبرد پیش‌پردازش داده‌ها متناسب با نیاز هر مدل اعمال گردید؛ برای مدل‌های آماری مانند SARIMA که نهایتاً بهترین عملکرد را داشتند، نیازی به نرمال‌سازی نبود؛ زیرا این مدل‌ها نوسانات را از طریق فرایند تفاضل‌گیری مدیریت می‌کنند؛ اما برای مقایسه با شبکه عصبی حافظه طولانی کوتاه‌مدت^۷ (LSTM) که به مقیاس اعداد حساس است، داده‌ها با استفاده از مقیاس‌بندی حداقل-حداکثر^۸ به بازه صفر تا یک مقیاس‌بندی شدند.

مهم‌ترین خروجی این مرحله که پل ارتباطی میان بخش پیش‌بینی و مدل بهینه‌سازی محسوب می‌شود، تخمین پارامتر عدم قطعیت یا همان انحراف معیار خطای پیش‌بینی $(\sigma_{i,t})$ است. این پارامتر مستقیماً در محاسبه سطح موجودی اطمینان نقش دارد. این مقدار از نتایج ارزیابی دقت مدل پیش‌بینی (ارائه‌شده در بخش ۵) استخراج گردید. $\sigma_{i,t}$ برابر با ریشه دوم خطای میانگین مربعات (MSE) مربوط به مدل برنده (SARIMA) برای هر کالا (i) در نظر گرفته شده است. فرمول محاسبه آن به شرح زیر است

$$\sigma_{i,t} = \sqrt{MSE_i}$$

برای مثال، برای قلم ۱، مقدار MSE برابر با ۶۶۳۱ بوده است؛ بنابراین، انحراف معیار خطای پیش‌بینی

متحرک خودرگرسیون یکپارچه فصلی^۱ (SARIMA) را به کار گرفت تا تعامل پیچیده میان روند و فصلی بودن را بهتر مدل‌سازی کند. امروزه مدل SARIMA به دلیل توانایی بالا در تفسیر هم‌زمان تغییرات فصلی و روندهای ذاتی داده‌ها، به عنوان یکی از معتبرترین روش‌ها در پیش‌بینی تقاضا شناخته می‌شود (Ravuri & Vasundra, 2023). در پژوهش حاضر نیز با تمرکز بر بهبود دقت نسبت به روش‌های سنتی، از تکنیک‌های یادگیری ماشین و مدل‌های سری زمانی برای پیش‌بینی تقاضای قطعات در دوره‌های آتی استفاده شده است.

۴-۱- فرایند پیش‌پردازش و انتخاب مدل

پیش از ورود به جزئیات مدل‌سازی آماری، تبیین شفاف فرایند آماده‌سازی داده‌ها و راهبرد انتخاب مدل برای پاسخگویی به چالش‌های روش‌شناختی نظیر داده‌های گمشده و خطر بیش‌برازش ضروری است. داده‌های مورد استفاده در این پژوهش شامل تاریخچه تقاضای ماهانه برای ۶۰ قلم کالای منتخب از انبار مرکزی یک شرکت بزرگ تأمین‌کننده قطعات ماشین‌آلات سنگین است که به عنوان نمونه‌ای معرف از کل موجودی انبار در نظر گرفته شده‌اند. برای هر یک از این اقلام، ۷۹ مشاهده ماهانه در بازه زمانی ژانویه ۲۰۱۹ تا ژوئیه ۲۰۲۵ از سیستم برنامه‌ریزی منابع سازمانی^۲ (ERP) شرکت استخراج گردید. بررسی‌های اولیه کیفیت داده‌ها نشان داد که خوشبختانه هیچ مقدار گمشده‌ای در این بازه ثبت نشده است و از این رو نیازی به اعمال روش‌های درون‌یابی یا جایگزینی داده‌ها نبود.

در گام بعدی و به منظور تنظیم دقیق پارامترهای مدل فصلی ARIMA، از رویکرد جستجوی شبکه‌ای^۳ بهره گرفته شد. فضای جستجو برای پارامترهای غیرفصلی به صورت $p, d, q \in \{0, 1\}$ و برای پارامترهای فصلی با دوره تناوب ۱۲ ماهه $(s = 12)$ به صورت $P, D, Q \in \{0, 1\}$ تعریف گردید تا تمامی ترکیب‌های ممکن ارزیابی شوند. برای انتخاب بهترین مدل، معیارهای آماری مختلفی شامل مقدار معیار اطلاعات آکایکه (AIC^۴),

^۵ Mean Squared Error

^۶ Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

^۷ Long Short-Term Memory (LSTM)

^۸ Min-Max Scaler

^۱ Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average

^۲ Enterprise Resource Planning (ERP)

^۳ Grid search

^۴ Akaike Information Criterion (AIC)

بدون روند مشخص، گزینه‌ای محبوب در پیش‌بینی محسوب می‌شود. در سوی دیگر طیف فناوری، شبکه‌های عصبی حافظه کوتاه بلندمدت (LSTM) قرار دارند. طبق پژوهشی (Hochreiter & Schmidhuber, 1997)، این مدل‌ها با برخورداری از سلول‌های حافظه، توانایی منحصربه‌فردی در یادگیری وابستگی‌های زمانی طولانی‌مدت دارند که آن‌ها را برای شبیه‌سازی الگوهای پیچیده تقاضا بسیار مناسب می‌سازد.

یکی از تصمیمات کلیدی در این بخش، عدم استفاده از روش کراستون بود (Croston, 1972). این روش را به طور خاص برای پیش‌بینی تقاضاهای متناوب که دارای دوره‌های متعدد بدون مصرف (تقاضای صفر) هستند، توسعه داد. با این حال، بررسی داده‌های این پژوهش نشان داد که در تمامی دوره‌های زمانی، تقاضا برای قطعات مثبت بوده است؛ بنابراین، همان‌طور که آرونکومار و همکاران در سال ۲۰۲۱ (ArunKumar et al., 2021) پیشنهاد کرده‌اند، استفاده از مدل‌هایی نظیر SARIMA نوسانات پیوسته را بهتر مدیریت می‌کنند، ارجحیت داشت. همچنین طبق نظر هیندمان و آتاناسوپولوس (Hyndman & Athanasopoulos, 2018)، مدل هموارسازی نمایی ساده نیز می‌تواند عملکرد قابل‌قبولی ارائه دهد. پس از انتخاب مدل‌ها و تعیین پارامترهای بهینه از طریق جستجوی شبکه‌ای، ارزیابی دقت پیش‌بینی‌ها با استفاده از شاخص‌های آماری انجام شد. نخستین معیار، خطای میانگین مربعات (MSE) است که مطابق رابطه (۱۰) محاسبه می‌شود:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N e_i^2}{N} \quad (10)$$

در معادله (۹)، N تعداد نقاط داده در مجموعه داده‌ها و e_i خطای پیش‌بینی برای نقطه داده i است. ایند خطا مطابق با معادله (۱۱) به معنی اختلاف بین مقدار واقعی و مقدار پیش‌بینی شده برای نقطه داده i می‌باشد:

$$e_i = \hat{y}_i - y_i \quad (11)$$

در معادله (۱۱)، \hat{y}_i مقدار پیش‌بینی شده و y_i مقدار واقعی است. استفاده از توان دوم در محاسبه خطای میانگین مربعات (MSE) باعث می‌شود که مدل‌ها بابت داشتن خطاهای بزرگ به شدت جریمه شوند که این ویژگی در مدیریت موجودی برای اجتناب از انحرافات شدید بسیار حائز اهمیت است. علاوه بر این، برای درک ملموس‌تر

مورد استفاده برای این قلم در مدل بهینه‌سازی برابر است با:

$$\sigma_{1,t} = \sqrt{6631} = 81.43$$

این مقدار به‌عنوان بهترین برآورد آماری از میزان عدم قطعیت (خطا) در پیش‌بینی‌های تقاضا، مبنای محاسبه موجودی اطمینان در مدل بهینه‌سازی قرار گرفت.

۴-۲- مدل ARIMA

مدل ARIMA یک روش برای برازش داده‌های سری زمانی است تا نقاط آینده در سری بهتر درک یا پیش‌بینی شوند (Fattah et al., 2018). پارامتردهی مدل‌های ARIMA شامل سه عدد متمایز (p, d, q) است. به این ترتیب، مدل‌های ARIMA به صورت $ARIMA(p, d, q)$ نوشته می‌شوند. در مجموعه داده‌ها، این سه پارامتر به فصلی بودن، روند و نویز مربوط می‌شوند. p مؤلفه خودرگرسیو مدل است. تأثیر مقادیر قبلی با گنجاندن آن‌ها در مدل در نظر گرفته می‌شود. d نمایانگر مؤلفه یکپارچه مدل است. این پارامتر مواردی را به مدل اضافه می‌کند که میزان تفاضل‌گیری (یعنی کم کردن نقاط زمانی گذشته از مقدار فعلی) را که باید به سری زمانی اعمال شود، نشان می‌دهد. q به مؤلفه میانگین متحرک مدل مربوط است. به این ترتیب، خطای مدل به‌عنوان ترکیب خطای قبلی در هر نقطه زمانی از گذشته محاسبه می‌شود. برای مقابله با اثرات فصلی، از ARIMA فصلی استفاده می‌شود که به صورت $ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)S$ نمایش داده می‌شود. همان‌طور که قبلاً گفته شد، (q, d, p) پارامترهای غیر فصلی هستند، در حالی که (Q, D, P) مشابه (q, d, p) هستند؛ اما برای مؤلفه فصلی سری زمانی اعمال شده‌اند. S نمایانگر دوره زمانی سری است (۴ برای دوره‌های فصلی، ۱۲ برای دوره‌های سالانه و غیره).

۴-۳- مدل‌های پیش‌بینی دیگر

در کنار مدل‌های پیچیده، هموارسازی نمایی ساده نیز به‌عنوان یک معیار مقایسه‌ای مورد استفاده قرار گرفت. استراتاگوا و استراتاگوا در سال ۲۰۱۱ (Ostertagová & Ostertag, 2011) بیان می‌کنند که این روش به دلیل سادگی محاسباتی و کارایی در داده‌های

روندهای زیربنایی و نویزهای تصادفی داده‌ها دارد. این ویژگی به‌ویژه در شبیه‌سازی الگوهای نوسانی و پراکنده که ماهیت تقاضای قطعات یدکی است، اثربخشی خود را نشان داده است. همچنین، باتوجه‌به اینکه داده‌های این پژوهش هیچ دوره‌ای با تقاضای صفر نداشتند، عملاً استفاده از مدل‌های مبتنی بر روش‌های خاص تقاضای صفر مانند کراستون برای این مجموعه‌داده ضروری نبود و مدل SARIMA کفایت لازم را فراهم کرد. در سمت دیگر طیف، مدل یادگیری عمیق LSTM بدترین نتایج را در میان الگوریتم‌ها به دست آورد. دلایل متعددی برای این عملکرد ضعیف در مقایسه با مدل‌های ساده‌تر (مانند ARIMA و SES) وجود دارد، اما تحلیل نشان می‌دهد که عامل اصلی، ناکافی بودن حجم داده‌ها است. معماری‌های یادگیری عمیق نظیر LSTM برای کشف الگوهای پنهان و روابط پیچیده، نیازمند تغذیه با حجم عظیمی از داده‌های تاریخی هستند. در شرایطی که مجموعه‌داده نسبتاً کوچک باشد (مانند سری زمانی محدود این پژوهش)، این مدل‌ها نمی‌توانند الگوهای معناداری را استخراج کنند و در نتیجه، در مقایسه با مدل‌های پارامتریک و ساده‌تری که با داده‌های کمتر سازگارند، عملکرد ضعیف‌تری از خود نشان می‌دهند.

۵- حل مدل

۵-۱- اعتبارسنجی عملکرد مدل در مقیاس کوچک

به‌منظور شفاف‌سازی منطق تصمیم‌گیری درونی الگوریتم و ردیابی دقیق مکانیزم‌های تطبیق موجودی و انتخاب روش سفارش‌دهی فارغ از پیچیدگی‌های ابعادی مسئله اصلی، یک مطالعه موردی کنترل‌شده در مقیاس کوچک طراحی و اجرا گردید. در این سناریو، مدل برای ۱۰ قلم کالا در یک افق زمانی ۸ ماهه حل شده است تا رفتار سیستم در مواجهه با تغییرات تقاضا و محدودیت‌ها به‌صورت میکروسکوپی واکاوی شود. مقادیر ورودی مدل به‌طور کامل در جدول ۵ شرح داده شده‌اند. همچنین مقادیر پیش‌بینی تقاضا برای این اقلام و در طی ۸ دوره در جدول ۶ گزارش شده است. خروجی‌های تفصیلی حاصل از این حل بهینه‌سازی، عیناً در جدول ۷ منعکس شده است.

میزان خطا فارغ از مقیاس داده‌ها، از معیار خطای میانگین درصدی مطلق (MAPE) استفاده شد که در معادله (۱۲) نمایش داده شده است:

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^N \left| \frac{e_i}{y_i} \right|}{N} \quad (12)$$

این شاخص با بیان میانگین قدرمطلق خطاها به‌صورت درصدی از مقادیر واقعی، امکان مقایسه عملکرد مدل‌ها را در مقیاس‌های مختلف فراهم می‌کند و معیار شفاف‌تری از دقت نسبی پیش‌بینی‌ها ارائه می‌دهد.

۴-۴- نتایج مدل‌های یادگیری ماشین

پیاده‌سازی مدل‌های پیش‌بینی در محیط برنامه‌نویسی پایتون انجام شد که بستری استاندارد برای تحلیل سری‌های زمانی محسوب می‌شود. برای ساخت و ارزیابی مدل‌ها، داده‌های تقاضای ماهانه در بازه زمانی ژانویه ۲۰۱۹ تا ژوئیه ۲۰۲۵ جمع‌آوری گردید. به‌منظور اطمینان از صحت عملکرد مدل‌ها در مواجهه با داده‌های آینده، مجموعه‌داده با یک مرزبندی مشخص به دو بخش تقسیم شد: داده‌های بازه ژانویه ۲۰۱۹ تا آوریل ۲۰۲۴ به‌عنوان مجموعه آموزش جهت یادگیری الگوها، و داده‌های ماه‌های باقی‌مانده به‌عنوان مجموعه‌آزمون جهت اعتبارسنجی نهایی مورداستفاده قرار گرفتند.

برای شناسایی ساختار بهینه مدل فصلی (SARIMA)، از رویکرد جستجوی شبکه‌ای استفاده شد تا بهترین ترکیب پارامترها بر اساس کمترین مقدار معیار AIC انتخاب شود. جدول ۳ نمایی از این فرایند دقیق را برای قلم شماره ۱ نشان می‌دهد. در میان انبوه ترکیب‌های بررسی‌شده، مدل با ساختار $ARIMA(1,1,1) \times (0,1,1)_{12}$ توانست با دستیابی به مقدار AIC برابر با $487/28$ ، بهترین برازش را از خود نشان دهد. این فرایند برای تمامی ۶۰ قلم کالا تکرار شد. تحلیل عملکرد و برتری مدل SARIMA پس از تنظیم پارامترها، مقایسه نهایی میان چهار روش (SARIMA, ARIMA, SES و LSTM) انجام شد. نتایج تجمیعی که در جدول ۴ ارائه شده است، نشان‌دهنده برتری قاطع مدل SARIMA با کمترین میزان خطا (MSE و MAPE) است. این برتری عملکردی را می‌توان مستقیماً به ساختار ذاتی این مدل نسبت داد؛ SARIMA توانایی منحصربه‌فردی در مدل‌سازی هم‌زمان اجزای فصلی،

جدول ۳. نمونه‌ای از نتایج جستجوی شبکه‌ای برای مدل ARIMA فصلی در پیش‌بینی تقاضای قلم ۱

Table 3. Example of grid search results for the seasonal ARIMA model in forecasting demand for item 1

AIC	MSE	MAPE	(P, D, Q) s	(p, d, q)
۹۳۱/۸۲۱۶	۴۱۸۰۰۱	۱	(۰, ۰, ۰) ۱۲	(۰, ۰, ۰)
۷۳۵/۳۷۲۵	۲۰۱۵۵۴	۰/۶۲	(۰, ۰, ۱) ۱۲	(۰, ۰, ۰)
۶۸۴/۰۱۹۴	۶۲۴۴۶	۰/۳۱	(۰, ۱, ۰) ۱۲	(۰, ۰, ۰)
۵۲۲/۰۷۲	۵۴۳۳۲	۰/۲۹	(۰, ۱, ۱) ۱۲	(۰, ۰, ۰)
...
۴۸۷/۲۸۴۸	۶۶۳۱	۰/۰۶	(۰, ۱, ۱) ۱۲	(۱, ۱, ۱)
۵۳۰/۰۶۶۵	۶۵۲۹۰	۰/۳۳	(۱, ۱, ۰) ۱۲	(۰, ۰, ۱)
۵۳۲/۳۵۵۶	۶۶۰۳۶	۰/۳۴	(۱, ۱, ۰) ۱۲	(۰, ۰, ۰)

جدول ۴. مقادیر MSE و MAPE الگوریتم‌های بهینه پیش‌بینی

Table 4. MSE and MAPE values of optimal prediction algorithms

MSE	MAPE	الگوریتم پیش‌بینی
۶۶۳۱	۰/۰۶	SARIMA
۱۲۱۸۷	۰/۱۳	ARIMA
۱۲۹۴۱	۰/۱۳	SES
۴۰۵۴۹	۰/۲۶	LSTM

جدول ۵. مقادیر پارامترهای ورودی مدل در ابعاد کوچک

Table 5. Values of model input parameters in small dimensions

پارامتر	توضیحات	مقدار / نحوه محاسبه
N	تعداد اقلام	۱۰ قلم (قلم ۱ تا ۱۰)
T	افق زمانی	۸ دوره زمانی (دوره ۰ تا ۷)
f_i	هزینه ثابت سفارش‌دهی	<ul style="list-style-type: none"> قلم ۱: ۵۱۹۲ قلم ۲: ۵۲۵۸ قلم ۳: ۵۴۱۳ قلم ۴: ۵۰۵۸ قلم ۵: ۴۵۸۹ قلم ۶: ۵۱۰۴ قلم ۷: ۴۹۳۲ قلم ۸: ۴۵۳۲ قلم ۹: ۴۵۳۰ قلم ۱۰: ۴۵۹۵
c_i	هزینه متغیر خرید	<ul style="list-style-type: none"> قلم ۱، ۴، ۹: ۶ واحد قلم ۵: ۵ واحد سایر اقلام: ۴ واحد
h_i	هزینه نگهداری هر واحد	<ul style="list-style-type: none"> قلم ۱: ۵ قلم ۲: ۲ قلم ۳: ۱ قلم ۴: ۳ قلم ۵: ۵ قلم ۶: ۱ قلم ۷: ۶ قلم ۸: ۳ قلم ۹: ۵ قلم ۱۰: ۸
p_i	جریمه کمبود	<ul style="list-style-type: none"> قلم ۱: ۵۱۳ قلم ۲: ۴۵۲ قلم ۳: ۴۷۷ قلم ۴: ۴۷۲ قلم ۵: ۵۲۳ قلم ۶: ۵۱۷ قلم ۷: ۵۳۹ قلم ۸: ۴۵۸ قلم ۹: ۴۹۲ قلم ۱۰: ۴۵۲

ادامه جدول ۵.

Table 5 continued.

پارامتر	توضیحات	مقدار/ نحوه محاسبه
v_i	فضای مورد نیاز هر واحد	<ul style="list-style-type: none"> قلم ۱، ۶: ۱/۰ قلم ۲، ۷: ۱/۵ قلم ۳، ۸: ۲/۰ قلم ۴، ۹: ۲/۵ قلم ۵، ۱۰: ۳/۰
L_i^N	زمان تحویل عادی	<ul style="list-style-type: none"> قلم ۱، ۵، ۹: ۳ دوره قلم ۲، ۶، ۱۰: ۴ دوره قلم ۳، ۷: ۵ دوره قلم ۴، ۸: ۶ دوره
L_i^S	زمان تحویل سریع	۱ دوره (ثابت برای همه اقلام)
c_i^P	اضافه هزینه سفارش سریع	۲ واحد پولی به ازای هر قلم
$\sigma_{i,t}$	انحراف معیار تقاضا	<ul style="list-style-type: none"> قلم ۱: ۸۱ قلم ۲: ۷۱ قلم ۳: ۹۸ قلم ۴: ۲۵ قلم ۵: ۶۸
Z	ضریب اطمینان	۱/۶۴۵ (معادل سطح خدمت ۹۵٪)
W_t	ظرفیت انبار	۷۰,۰۰۰ واحد در هر دوره
$B_{critical}$	بودجه اقلام حیاتی	۱۵۰,۰۰۰ واحد پولی با ضریب انعطاف پذیری $\alpha = 0.1$
$B_{non-critical}$	بودجه اقلام غیرحیاتی	۸۰,۰۰۰ واحد پولی
$SS_{i,0}$	موجودی اولیه	<ul style="list-style-type: none"> قلم ۱: ۱۲۵۷ قلم ۲: ۱۷۱۹ قلم ۳: ۲۲۴۰ قلم ۴: ۲۷۰۶ قلم ۵: ۱۳۱۱
δ_i	وضعیت حیاتی بودن	<ul style="list-style-type: none"> حیاتی (۱): قلم ۲، ۴، ۶، ۸، ۱۰ غیرحیاتی (۰): قلم ۱، ۳، ۵، ۷، ۹

جدول ۶. تقاضای پیش‌بینی شده اقلام

Table 6. Forecasted demand for items

قلم	تقاضای پیش‌بینی شده در دوره						
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷
۱	۴۱۹	۴۱۹	۴۱۹	۴۲۱	۴۲۳	۴۲۵	۴۳۰
۲	۴۳۵	۴۲۴	۴۲۱	۴۳۹	۴۳۶	۴۲۵	۴۴۶
۳	۴۳۲	۴۵۰	۴۵۳	۴۹۳	۴۱۲	۳۷۷	۴۱۶
۴	۴۵۱	۴۵۱	۴۵۱	۴۵۱	۴۵۱	۴۵۱	۴۵۱
۵	۴۲۷	۴۳۷	۴۳۷	۴۳۷	۴۳۷	۴۳۷	۴۳۷
۶	۴۴۵	۴۵۱	۴۵۲	۴۵۲	۴۵۲	۴۵۲	۴۵۲
۷	۴۹۹	۴۹۹	۴۹۹	۴۹۹	۴۹۹	۴۹۹	۴۹۹
۸	۴۶۲	۴۶۲	۴۶۲	۴۶۲	۴۶۲	۴۶۲	۴۶۲
۹	۴۶۲	۴۶۲	۴۶۲	۴۶۲	۴۶۲	۴۶۲	۴۶۲
۱۰	۴۷۱	۴۷۲	۴۷۲	۴۷۲	۴۷۲	۴۷۲	۴۷۲

جدول ۷. نتایج کامل حل مدل در مقیاس کوچک

Table 7. Complete results of solving the model at a small scale

زمان	قلم	مقدار سفارش عادی	موجودی پایان دوره	موجودی اطمینان	استفاده از سفارش سریع	مقدار سفارش سریع
۱	۲	۱۷۷۰	۱۲۸۴	۲۳۴	خیر	۰
۱	۳	۱۲۵۱	۱۸۰۸	۳۶۰	خیر	۰
۱	۴	۹۰۲	۲۲۵۵	۱۰۱	خیر	۰
۱	۶	۱۸۰۸	۱۳۵۵	۱۱۵	خیر	۰
۱	۷	۱۴۹۷	۱۹۹۶	۴۵۲	خیر	۰
۱	۸	۹۲۴	۲۳۱۰	۲۳۴	خیر	۰
۲	۱۰	۹۴۴	۹۴۴	۱۱۲	خیر	۰
۳	۱	۱۲۸۵	۰	۲۳۱	بله	۸۴۴
۳	۵	۱۳۱۱	۰	۱۹۴	بله	۸۷۴
۳	۹	۱۳۸۶	۰	۱۱۴	بله	۹۲۴
۴	۱۰	۴۷۲	۰	۱۱۲	بله	۴۷۲

موجودی نهایی دقیقاً برابر با همان مقدار (۹۴۴ واحد) حفظ شده است.

دوم، در دوره‌های زمانی ۳ و ۴، شاهد تغییر فاز ناگهانی سیستم به سمت رویکرد تولید به‌موقع هستیم. داده‌های جدول ۷ نشان می‌دهند که در دوره ۳ برای اقلام ۱، ۵ و ۹، و همچنین در دوره ۴ برای قلم ۱۰، وضعیت استفاده از زمان تحویل کوتاه به بله تغییر یافته است. برای مثال، در دوره ۳ برای قلم ۹، مقدار ۹۲۴ واحد سفارش سریع ثبت شده است. نکته بسیار حائز اهمیت در این بخش از جدول، ستون موجودی پایان دوره است که برای تمامی این موارد (اقلام ۱، ۵، ۹ در دوره ۳ و قلم ۱۰ در دوره ۴) دقیقاً عدد صفر را نشان می‌دهد. این اعداد اثبات می‌کنند که مدل در مواجهه با نوسانات و محدودیت‌های انتهای افق برنامه‌ریزی، با محاسبات دقیق اقتصادی به این نتیجه رسیده است که پرداخت هزینه بالاتر برای سفارش سریع، ارزان‌تر از نگهداری کالا در انبار است. لذا کالا را دقیقاً به اندازه نیاز و در لحظه مصرف تأمین کرده و موجودی مازاد را به صفر رسانده است. این تغییر استراتژی از انباشت در دوره‌های ابتدایی به تأمین سریع و موجودی صفر در دوره‌های پایانی، گواهی بر کارایی الگوریتم در ایجاد توازن پویا میان مولفه‌های متناقض هزینه در طول زمان است.

مقدار تابع هدف در این حل برابر با ۲۹۴۱۷۳ شده است. لازم به ذکر است برخی پارامترها نظیر بودجه و ظرفیت انبار کمتر از مطالعه موردی در نظر گرفته شده‌اند تا مدل با چالش مواجه شود و عملکرد آن مشخص گردد. واکاوی داده‌های عددی ارائه‌شده در جدول ۷، دو الگوی رفتاری متمایز و هوشمندانه را آشکار می‌سازد که نشان‌دهنده انعطاف‌پذیری مدل در مدیریت هزینه‌هاست:

• نخست، در دوره زمانی ۱، استراتژی غالب سیستم بر استفاده از سفارش‌های عادی و انباشت موجودی استوار است. همان‌طور که در جدول مشاهده می‌شود، برای اقلامی نظیر ۲، ۳، ۴، ۶، ۷ و ۸، ستون استفاده از زمان تحویل کوتاه وضعیت خیر را نشان می‌دهد و مقادیر سفارش سریع صفر است. برای نمونه، در مورد قلم ۴، مدل اقدام به ثبت سفارش عادی ۹۰۲ واحدی نموده که منجر به موجودی پایان دوره ۲۲۵۵ واحد شده است. این میزان موجودی، به مراتب فراتر از موجودی اطمینان (۱۰۱ واحد) است. این رفتار بیانگر آن است که مدل در ابتدای دوره، با بهره‌گیری از صرفه‌جویی ناشی از مقیاس، ترجیح داده است تا با تحمل هزینه نگهداری، موجودی چرخه‌ای لازم برای دوره‌های آتی را تأمین کند و از تکرار هزینه‌های ثابت سفارش بپرهیزد. این الگو حتی در دوره ۲ برای قلم ۱۰ نیز تکرار شده است، جایی که سفارش عادی ۹۴۴ واحدی ثبت شده و

همزمانی باعث می‌شود که محموله جدید درست در آغاز دوره ۴ و پیش از وقوع کمبود در دسترس قرار گیرد. تحلیل فوق اثبات می‌کند که پایداری عملیاتی مدل و عدم وقوع کمبود، تصادفی نبوده و ناشی از توانایی الگوریتم در حل معادله زمان-هزینه است. مدل توانسته است با سوئیچ کردن دینامیک میان انباشت استراتژیک (برای قلم ۴) و تأمین ضربتی (برای قلم ۹)، تعهدات سطح خدمت را بدون تحمیل هزینه مازاد موجودی ایفا نماید.

به منظور شفاف‌سازی هرچه بیشتر فرایند تصمیم‌گیری مدل در مواجهه با عدم قطعیت، نحوه محاسبه مقدار موجودی اطمینان برای قلم ۱ در دوره سوم به صورت گام‌به‌گام تشریح می‌شود. همان‌طور که پیش‌تر در معادله (۸) تبیین گردید، سطح موجودی اطمینان تابعی از انحراف معیار خطای پیش‌بینی، سطح خدمت هدف و زمان تحویل عادی است که از رابطه $SS_{it} = Z \times \sigma_{i,t} \times \sqrt{L_i^N}$ پیروی می‌کند. در این مطالعه موردی، پارامترهای محاسباتی برای قلم ۱ بر اساس یافته‌های بخش چهارم به شرح زیر استخراج شده‌اند:

- انحراف معیار خطای تقاضا $(\sigma_{1,3})$: مقدار $۸۱/۴۳$ واحد (برآورد شده توسط مدل یادگیری ماشین).
 - ضریب اطمینان (Z) : مقدار $۱/۶۴۵$ متناظر با سطح خدمت هدف ۹۵ درصد.
 - زمان تحویل عادی (L_i^N) : برابر با ۳ دوره زمانی. با جای‌گذاری این مقادیر در رابطه فوق، مقدار دقیق موجودی اطمینان به صورت زیر محاسبه می‌گردد:
- $$SS_{1,3} = 1.645 \times 81.43 \times \sqrt{3} \cong 231.9 \rightarrow 213$$
- عدد حاصل (۲۳۱ واحد)، دقیقاً با خروجی گزارش‌شده در جداول محاسباتی همخوانی دارد و نشان می‌دهد که مدل چگونه با ترکیب پارامترهای آماری و لجستیکی، یک سپر ایمنی پویا در برابر نوسانات احتمالی تقاضا در طول زمان تحویل ایجاد می‌کند. همچنین در جهت درک پذیری بیشتر رفتار مدل، مقادیر مربوط به نتایج حل مدل در مقیاس کوچک در شکل ۱ و ۲ ارائه شده‌اند.

۵-۲- مطالعه موردی

به‌منظور اعتبارسنجی اثربخشی و قابلیت اطمینان مدل پیشنهادی در شرایط واقعی، یک مطالعه موردی جامع بر

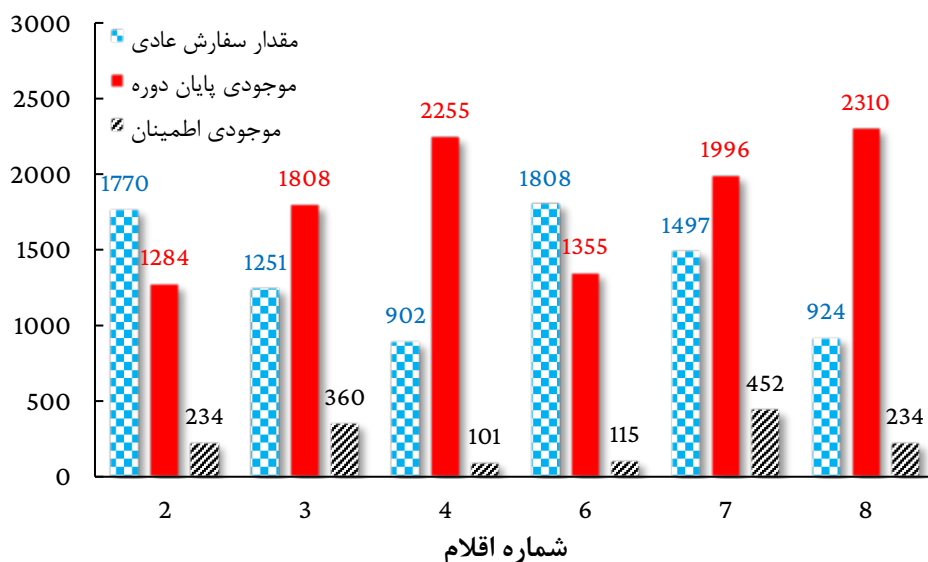
یکی از یافته‌های کلیدی در حل نمونه مقیاس کوچک، عدم رخداد کمبود در تمامی دوره‌ها، علیرغم محدودیت‌های بودجه و نوسانات تقاضا است. این پدیده که در نگاه نخست ممکن است چالش‌برانگیز به نظر رسد، حاصل محاسبات دقیق مدل در همگام‌سازی زمان سفارش‌دهی با لحظه اتمام موجودی است. برای اعتبارسنجی منطبق مدل، رفتار سیستم در دو سناریوی متفاوت به شرح زیر مورد واکاوی قرار می‌گیرد:

(الف) سناریوی برنامه‌ریزی بلندمدت (مورد کاوی قلم ۴): برای قلم ۴، پارامترهای مسئله شامل زمان تحویل عادی طولانی (۶ دوره) و موجودی اولیه $۲,۷۰۶$ واحدی است. محاسبات نشان می‌دهد که با فرض نرخ تقاضای متوسط، موجودی اولیه دقیقاً پاسخگوی نیازهای ۶ دوره نخست است. مدل با پیش‌بینی اینکه انبار در انتهای دوره ۶ خالی خواهد شد، نقطه سفارش مجدد را با هوشمندی کامل تشخیص داده و در همان دوره ۱ اقدام به ثبت سفارش عادی (۹۰۲ واحد) نموده است. منطق این تصمیم آن است که با احتساب لیدتایم ۶ دوره‌ای، این محموله دقیقاً در دوره ۷ (لحظه‌ای که موجودی اولیه به اتمام می‌رسد) وارد چرخه مصرف شده و از وقوع گسست در عرضه جلوگیری می‌کند؛ بنابراین، عدم وقوع کمبود برای این قلم، ناشی از یک سیاست پیشگیرانه و استفاده از موجودی اولیه به عنوان یک سپر زمانی است.

(ب) سناریوی واکنش سریع و مدیریت نقدینگی (مورد کاوی قلم ۹): در مقابل، رفتار مدل برای قلم ۹ (با زمان تحویل عادی ۳ دوره و موجودی اولیه $۱,۳۸۶$ واحد) نمایانگر رویکرد تولید به‌موقع است. موجودی اولیه این قلم تنها کفاف تقاضای ۳ دوره اول را می‌داد و انبار در انتهای دوره ۳ با خطر تخلیه کامل روبرو بود. مدل برای تأمین نیاز دوره ۴، دو گزینه پیش رو داشت: (۱) ثبت سفارش عادی در دوره ۱ (که منجر به بلوکه شدن بودجه در ابتدای دوره می‌شد؛ ۲) ثبت سفارش سریع در دوره ۳ (که منجر به هزینه بالاتر اما آزادسازی نقدینگی در دوره‌های ابتدایی می‌شد). نتایج نشان می‌دهد که مدل گزینه دوم را برگزیده است. همان‌طور که در داده‌ها مشهود است، موجودی قلم ۹ در انتهای دوره ۳ به صفر رسیده است؛ اما مدل دقیقاً در همین دوره اقدام به ثبت سفارش سریع (با زمان تحویل ۱ دوره) کرده است. این

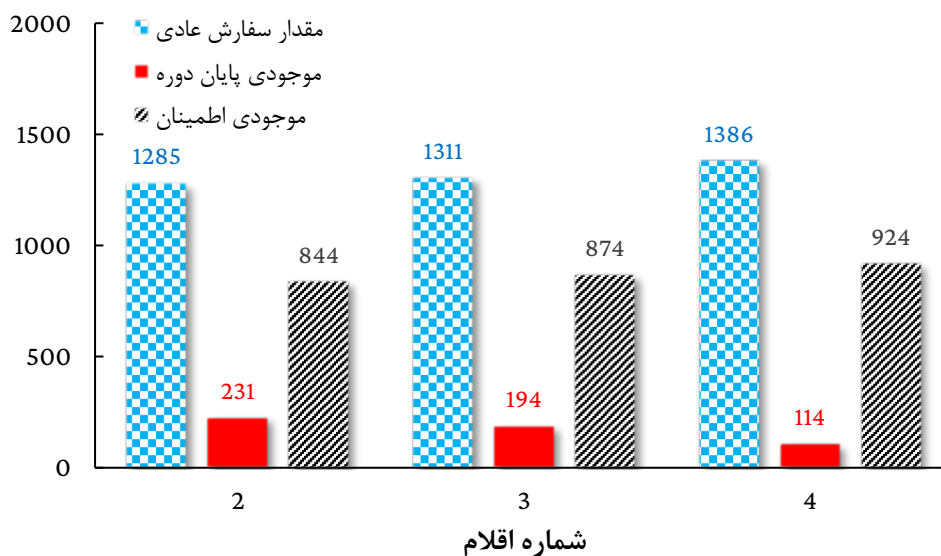
۲۰۱۹ تا ژوئیه ۲۰۲۵ از سیستم برنامه‌ریزی منابع سازمانی (ERP) استخراج گردید که به‌عنوان مبنای محاسبات بخش پیش‌بینی (بخش ۴) قرار گرفتند. تحلیل اولیه داده‌ها نشان داد که تقاضا برای تمامی اقلام در طول دوره‌های بررسی مثبت بوده و هیچ دوره بدون مصرفی مشاهده نشده است؛ ویژگی مهمی که استفاده از روش‌های خاص تقاضای صفر مانند کراستون را غیرضروری ساخت و در عوض، کفایت مدل‌های SARIMA و LSTM را برای شبیه‌سازی نوسانات تأیید کرد.

اساس داده‌های عملیاتی انبار مرکزی یک شرکت بزرگ فعال در حوزه تأمین قطعات ماشین‌آلات سنگین طراحی شد. هدف از این پیاده‌سازی، ارزیابی عملکرد مدل در مواجهه با محدودیت‌های پیچیده بودجه و ظرفیت، و همچنین سنجش توانایی آن در مدیریت نوسانات تقاضا در یک محیط صنعتی واقعی است. داده‌های مورد بررسی شامل تاریخچه تقاضای ۶۰ قلم کالای منتخب ($I=60$) است که به‌گونه‌ای گزینش شده‌اند تا نماینده تمام‌عیاری از چالش‌های موجود در انبار شرکت باشند. برای هر یک از این اقلام، ۷۹ مشاهده ماهانه در بازه زمانی ژانویه



شکل ۱. مقادیر مدل در مقیاس کوچک در دوره اول.

Figure 1. Model values in the small-scale case for the first period.



شکل ۲. مقادیر مدل در مقیاس کوچک در دوره سوم.

Figure 2. Model values in the small-scale case for the third period.

تابعی از ارزش ریالی کالا و هزینه‌های عملیاتی انبارداری در نظر گرفته شد. همچنین برای مدل‌سازی گزینه حمل سریع، هزینه فوری (c_i^P) معادل مابه‌التفاوت تعرفه حمل اکسپرس و حمل زمینی لحاظ گردید.

یکی از دقیق‌ترین بخش‌های پارامتردهی، تعیین هزینه کمبود (p_i) بود. این پارامتر برای اقلام غیرحیاتی معادل سود از دست‌رفته فروش در نظر گرفته شد، اما برای اقلام حیاتی، با رویکردی سخت‌گیرانه، معادل هزینه تخمینی یک ساعت توقف خط تولید برآورد گردید که رقمی به مراتب بزرگ‌تر است. محدودیت‌های کلیدی نظیر سقف بودجه و ظرفیت فیزیکی انبار نیز دقیقاً منطبق بر محدودیت‌های واقعی شرکت در دوره مالی مورد بررسی اعمال شدند. جهت رعایت اصول محرمانگی داده‌های شرکتی و در عین حال حفظ اعتبار علمی نتایج، مقادیر عددی حساس (شامل هزینه‌های واحد و جریمه‌ها) با یک ضریب ثابت مقیاس‌بندی شده‌اند. با این حال، نسبت‌های اقتصادی میان هزینه‌ها (مثلاً نسبت هزینه ثابت سفارش به هزینه نگهداری) کاملاً حفظ شده است. این ساختار هزینه‌ای توضیح می‌دهد که چرا مدل در برخی موارد (مطابق جدول ۹) تمایل به ثبت سفارش‌های بزرگ تجمیعی در ابتدای دوره دارد؛ زیرا از نظر اقتصادی، سرشکن کردن هزینه ثابت بالای سفارش بر روی حجم زیادی از کالا، به‌صرفه‌تر از ثبت سفارش‌های مکرر و کوچک است، مشروط بر آنکه محدودیت ظرفیت انبار ($W=350,000$) نقض نشود.

افق برنامه‌ریزی در این مطالعه برای ۱۲ دوره ماهانه ($s = 12$) تنظیم شد. اقلام منتخب طیف متنوعی از قطعات را شامل می‌شوند: از یک سو اقلام حیاتی و گران‌قیمت نظیر پمپ‌های هیدرولیک و اجزای گیربکس که تقاضایی کم اما بسیار نامنظم دارند و کمبود آن‌ها جریمه‌های سنگین توقف خط را به همراه دارد؛ و از سوی دیگر اقلام غیرحیاتی و پرمصرف مانند فیلترها و واشرها که دارای تقاضای بالاتر و پیش‌بینی‌پذیرتری هستند و حساسیت اصلی در مدیریت آن‌ها بر کنترل بودجه خرید و هزینه نگهداری متمرکز است. نکته حائز اهمیت در تحلیل نتایج، توجه به تفاوت مقیاس تقاضا میان این دو گروه است. اقلام پرمصرف دارای میانگین تقاضای ماهانه در محدوده چند صد تا چند هزار واحد هستند، درحالی‌که این رقم برای اقلام حیاتی به چند ده واحد محدود می‌شود؛ بنابراین، مشاهده مقادیر سفارش در مقیاس‌های بزرگ (مانند ۲۲۷۵ یا ۳۴۷۵ واحد که در جدول نتایج گزارش شده)، ناشی از ماهیت پرمصرف این اقلام و راهبرد مدل برای پوشش تقاضای چندین دوره متوالی است و نباید به‌عنوان داده‌های پرت تفسیر شود. برای اطمینان از تطابق مدل با واقعیت‌های اقتصادی، پارامترهای هزینه مستقیماً بر اساس اسناد حسابداری و مصاحبه‌های عمیق با مدیران لجستیک شرکت استخراج و تنظیم شدند. خلاصه‌ای از مقادیر کلیدی این پارامترها در جدول ۸ ارائه شده است. هزینه ثابت سفارش (f_i) بر مبنای سربار اداری هر بار ثبت سفارش محاسبه شد و هزینه نگهداری (h_i)

جدول ۸. مقدار برخی از پارامترهای مدل

Table 8. Values of some model parameters

پارامتر	توضیحات	مقدار
I	تعداد کل قلم‌ها	۶۰
T	تعداد کل دوره‌های زمانی (ماه‌ها و غیره)	۱۲
W	ظرفیت انبار	۳۵۰,۰۰۰
c_1	هزینه خرید قلم ۱	۶
f_1	هزینه ثابت برای ثبت سفارش برای قلم ۱	۵۱۹۲
p_1	هزینه جریمه برای قلم ۱ در صورت بروز کمبود	۵۱۳
z	نمره Z برای محاسبه موجودی اطمینان	۱.۶۴۵
$\hat{D}_{1,1}$	تقاضای پیش‌بینی شده برای قلم ۱ در دوره ۱	۴۱۹
$B_{critical}$	بودجه برای قلم‌های بحرانی	۱۵,۰۰۰,۰۰۰
$B_{non-critical}$	بودجه برای قلم‌های غیر بحرانی	۸,۰۰۰,۰۰۰
α	ضریب تنظیم بودجه برای قلم‌های بحرانی	۰/۱
M	مقدار ثابت بزرگ برای پیوند دادن متغیرهای تصمیم‌گیری (تصمیم‌گیری سفارش)	۱۰۰,۰۰۰

جدول ۹. برخی از نتایج مدل

Table 9. Some model results

زمان	قلم	سفارش عادی	سفارش سریع	موجودی پایان دوره	موجودی اطمینان	سفارش سریع؟	توضیح
۱	۳	۱۳۸۶	۰	۱۸۰۸	۳۶۰	خیر	تشبیه اولیه: استفاده از سفارش عادی برای ایجاد موجودی کافی در ابتدای افق برنامه‌ریزی.
۲	۷	۱۷۴۷	۴۹۹	۱۴۹۷	۴۵۲	بله	راهبرد ترکیبی: استفاده هم‌زمان از سفارش سریع و عادی برای پاسخ به تقاضای نوسانی و حفظ سطح بالای موجودی اطمینان.
۳	۱	۰	۴۲۱	۰	۲۳۱	بله	مدیریت تولید به موقع: تکیه کامل به سفارش سریع و رساندن موجودی پایان دوره به صفر برای کاهش هزینه نگهداری.
۳	۴۸	۲۰۰۲	۱۳۳۲	۱۹۹۸	۲۱۰	بله	پیک تقاضا: حجم بالای سفارش (بیش از ۳۳۰۰ واحد) که بخشی از آن به صورت فوری تأمین شده تا از کمبود جلوگیری شود.
۷	۲۵	۱۶۳۵	۰	۰	۸۳	خیر	تخلیه موجودی: سفارش عادی دقیقاً به اندازه‌ای بوده که نیاز را رفع کند و موجودی به صفر برسد (بهینگی کامل).
۱۱	۳۶	۰	۵۹۶	۰	۱۶۱	بله	رخداد کمبود: با وجود سفارش سریع ۵۹۶ واحدی، به دلیل محدودیت بودجه/ظرفیت، ۴ واحد کمبود در این نقطه رخ داده است.

۵-۳- اجرای مدل

فرایند مدل‌سازی ریاضی در بستر زبان برنامه‌نویسی پایتون و با بهره‌گیری از کتابخانه بهینه‌سازی PuLP که ابزاری استاندارد برای تعریف مسائل برنامه‌ریزی خطی است، انجام پذیرفت. برای حل مدل نهایی، از حل‌کننده متن‌باز CBC استفاده شد. نکته حائز اهمیت در راهبرد حل این بود که با توجه به تمرکز اصلی پژوهش بر نوآوری در فرمول‌بندی مدل و نه توسعه الگوریتم‌های حل، هیچ‌گونه تنظیمات سفارشی یا مداخله‌ای در مکانیزم‌های شاخه و کران اعمال نشد و حل‌کننده با تنظیمات کاملاً پیش‌فرض به کار گرفته شد. از منظر کارایی محاسباتی، اگرچه برای جلوگیری از طولانی شدن فرایند جستجو سقف زمانی ۶۰۰ ثانیه تعیین شده بود، اما مدل عملکرد بسیار چابکی از خود نشان داد و توانست تنها در مدت ۸۲ ثانیه به راه‌حل بهینه سراسری دست یابد و آن را اثبات نماید. این همگرایی سریع در مقیاس مورد بررسی (۶۰ قلم کالا در ۱۲ دوره)، مؤید آن است که اکتشافی‌های داخلی حل‌کننده CBC برای مدیریت پیچیدگی این

دسته از مسائل عدد صحیح مختلط کفایت لازم را دارند و مدل از نظر محاسباتی خوش‌رفتار است. تحلیل اولیه نتایج و رفتار متغیرهای تصمیم (شامل مقادیر سفارش عادی/فوری، سطح موجودی و کمبودها) نشان‌دهنده شکل‌گیری یک توازن ظریف میان هزینه‌های سفارش‌دهی و هزینه‌های نگهداری است. الگوی سفارش‌دهی استخراج‌شده حاکی از آن است که گزینه سفارش سریع نه به‌عنوان یک رویه روتین، بلکه به‌عنوان یک اهرم تاکتیکی و تنها در لحظاتی که خطر کمبود فوری سیستم را تهدید می‌کند یا بودجه اجازه مانور می‌داد، فعال شده است. علاوه بر این، مدل در مواجهه با محدودیت بودجه رفتاری کاملاً هوشمندانه و اولویت‌محور اتخاذ کرد. اقلام حیاتی در صدر اولویت تخصیص منابع قرار گرفتند تا ریسک توقف عملیات به حداقل برسد. در مقابل، مدیریت اقلام غیرحیاتی با رویکردی محافظه‌کارانه‌تر انجام شد که نتیجه آن پذیرش آگاهانه کمبودهای مقطعی بود. در واقع، مدل ترجیح داد تا با پذیرش هزینه اندک کمبود در اقلام غیرحیاتی، منابع محدود (فضا و بودجه) را برای تضمین دسترسی به اقلام حیاتی آزاد نگه دارد.

۵-۴- تفسیر نتایج مطالعه موردی

اجرای مدل بهینه‌سازی بر روی داده‌های مطالعه موردی، منجر به دستیابی به یک راه‌حل بهینه سراسری با هزینه کل ۲,۷۶۵,۴۷۹,۵۰ واحد پولی گردید. این نتیجه نه تنها کارایی الگوریتم را نشان می‌دهد، بلکه امکان‌پذیری اجرای طرح را در چارچوب محدودیت‌های سخت‌گیرانه ظرفیت انبار و بودجه تأیید می‌کند. اگرچه به دلیل گستردگی ابعاد مسئله و محدودیت‌های فضای مقاله، ارائه تمامی خروجی‌های عددی امکان‌پذیر نیست، اما گزیده‌ای از نتایج کلیدی در جدول ۹ ارائه شده است تا الگوی رفتار سیستم قابل ردیابی باشد. واکاوی دقیق خروجی‌ها نشان می‌دهد که الگوی تصمیم‌گیری مدل، انطباق کاملی با ساختار هزینه‌ای تعریف‌شده دارد. به بیان دقیق‌تر، تعامل میان هزینه‌های ثابت سفارش‌دهی، هزینه‌های متغیر نگهداری و گزینه تأمین سریع، منجر به شکل‌گیری یک راهبرد سه مرحله‌ای پویا شده است.

در آغاز افق برنامه‌ریزی (دوره ۱)، زمانی که هنوز محدودیت‌های ظرفیت و بودجه به حد اشباع نرسیده‌اند، مدل رویکردی تهاجمی در انباشت موجودی اتخاذ کرده است. برای نمونه، ثبت سفارش‌های سنگین برای قلم ۳۵ (۴,۹۱۳ واحد) و قلم ۵۹ (۴,۹۱۷ واحد) در دوره ۱، با هدف ایجاد یک بافر اولیه و بهره‌برداری حداکثری از هر بار پرداخت هزینه ثابت سفارش صورت گرفته است. باید توجه داشت که سطوح بالای موجودی پایان دوره در این مقطع (مانند ۳,۶۱۱ واحد برای قلم ۶۰)، نباید به‌عنوان مزاد تفسیر شوند؛ بلکه این‌ها موجودی‌های چرخه‌ای هستند که مدل آن‌ها را برای پوشش تقاضای چندین دوره آتی ذخیره کرده است تا با سرشکن کردن هزینه ثابت، از تکرار سفارش‌دهی در دوره‌های میانی جلوگیری کند.

با پیشرفت زمان و فعال شدن محدودیت‌های فضا و بودجه، راهبرد مدل تغییر کرده و به طور فزاینده‌ای به سفارش‌های کوتاه‌مدت متکی می‌شود. مشاهده مواردی نظیر ترکیب سفارش فوری و عادی برای قلم ۵۲ (۷۵۸ واحد فوری و ۲,۸۷۵ واحد عادی) در دوره ۲، نشان‌دهنده محاسبات دقیق اقتصادی مدل است؛ جایی که پرداخت هزینه فوری برای بخشی از نیاز، ارزان‌تر از تحمل هزینه نگهداری حجم عظیمی از کالا یا پذیرش ریسک کمبود

تمام می‌شود. در واقع، سفارش‌های سریع در اینجا نقش یک سوپاپ اطمینان را ایفا می‌کنند که به سیستم اجازه می‌دهد بدون نیاز به اشغال فضای انبار، سطح خدمت را حفظ کند.

نکته ظریف و قابل‌تأمل در نتایج، مشاهده موجودی پایان دوره صفر در موارد متعدد مانند قلم ۵ در دوره ۳ یا قلم ۲۹ در دوره ۵ است. این پدیده به هیچ‌وجه به معنای شکست سیاست تأمین نیست، بلکه نشانگر یک رویکرد بهینه تولید به‌موقع است. مدل تشخیص داده است که با وجود گزینه تأمین سریع، نیازی به تحمل هزینه نگهداری موجودی اضافی در پایان دوره نیست. با این حال، فشردگی محدودیت‌ها در برخی نقاط اجتناب‌ناپذیر بوده و منجر به رخداد کمبودهای بسیار جزئی شده است؛ نظیر ۳ واحد کمبود برای قلم ۱۸ در دوره ۵ و ۸ واحد برای قلم ۴۲ در دوره ۸ که در مقیاس کل تقاضا ناچیز است.

یکی از ظرایف عملکردی مدل، نحوه استفاده از موجودی اطمینان به‌عنوان یک شاخص ریسک پویا در تعیین فوریت سفارش‌هاست. سطوح موجودی اطمینان که تابعی از نوسانات تقاضا و زمان تحویل عادی هستند، فراتر از یک ذخیره احتیاطی ساده عمل کرده و مستقیماً بر تصمیمات تأمین اثر می‌گذارند. تحلیل داده‌ها نشان می‌دهد اقلامی که دارای موجودی اطمینان بالایی هستند، حساسیت مدل را برمی‌انگیزند؛ به‌طوری‌که با نزدیک شدن موجودی پایان دوره به آستانه بافر، مدل بلافاصله واکنش نشان می‌دهد. مصداق بارز این رفتار در قلم ۷ (با موجودی اطمینان بالای ۴۵۲ واحد) مشاهده می‌شود که در دوره ۲، مدل مجبور به استفاده از ۴۹۹ واحد سفارش سریع در کنار سفارش عادی شده است. این امر نشان‌دهنده استفاده هزینه-اثربخش مدل از پارامترهای ریسک برای مقابله با عدم قطعیت‌های شدید است.

عامل تعیین‌کننده دیگر در شکل‌دهی به الگوی سفارش‌دهی، اعمال هم‌زمان محدودیت ظرفیت انبار (۳۵۰,۰۰۰ واحد) و بودجه‌های سخت‌گیرانه است که نوعی انضباط عملیاتی را به سیستم تحمیل کرده است. مدل در واکنش به این قیود، رفتار تطبیقی هوشمندانه‌ای از خود نشان می‌دهد؛ بدین‌صورت که در اوایل افق برنامه‌ریزی زمانی که هنوز ظرفیت انبار و منابع مالی اشباع نشده‌اند، اقدام به افزایش سطح موجودی می‌کند. اما با پیشرفت زمان و فعال شدن محدودیت‌ها، راهبرد

مدل به سمت فاصله‌گذاری میان سفارش‌ها و انتقال تمرکز به تأمین سریع تغییر می‌یابد. این تغییر فاز از سفارش‌های بسیار بزرگ اولیه به ترکیب سفارش‌های کوچک‌تر و چابک‌تر در دوره‌های پایانی، گویای توانایی مدل در تطبیق خود با شرایط متغیر محیط عملیاتی است. تحلیل دقیق خروجی‌های مدل نشان می‌دهد که علی‌رغم اعمال محدودیت‌های سخت‌گیرانه بر بودجه و ظرفیت انبار، سیستم عملکرد بسیار پایداری داشته و تنها در موارد نادری دچار کمبود شده است. این کمبودها نه تنها از نظر تعداد انگشت‌شمار هستند، بلکه مقادیر آن‌ها نیز بسیار ناچیز است؛ به طوری که مواردی نظیر ۳ واحد کمبود برای قلم ۲۲ در دوره ۴، یا ۴ واحد برای قلم ۳۶ در دوره ۱۱ گزارش شده است. نکته حائز اهمیت در تفسیر این یافته‌ها آن است که وقوع این کمبودها را نباید به منزله ناتوانی مدل در حفظ سطح خدمت تلقی کرد، بلکه این‌ها تصمیمات بهینه اقتصادی هستند که از دل محاسبات دقیق هزینه-فایده بیرون آمده‌اند.

منطق رفتار مدل در این نقاط بحرانی، بر پایه یک موازنه دقیق میان هزینه‌های رقیب استوار است. مدل با محاسبه تمامی سناریوهای ممکن، به این نتیجه رسیده است که پذیرش هزینه جریمه برای این مقادیر اندک، از نظر اقتصادی به صرفه‌تر از گزینه‌های جایگزین است. گزینه‌هایی که شامل ثبت یک سفارش فوری با هزینه فوری بسیار بالا می‌شدند که از هزینه جریمه فراتر می‌رفت، و یا نیازمند نگهداری موجودی اضافی از دوره‌های قبل بودند که علاوه بر تحمیل هزینه نگهداری، می‌توانستند منجر به نقض ظرفیت محدود انبار یا سقف بودجه ارقام غیرحیاتی شوند؛ بنابراین، این کمبودهای کم‌دامنه نشانگر موفقیت مدل در مدیریت سیاست دوگانه زمان تحویل است که تنها در شرایطی که توجیه اقتصادی کامل وجود داشته باشد، اجازه وقوع انحرافات کنترل شده را صادر می‌کند.

مدل به سمت فاصله‌گذاری میان سفارش‌ها و انتقال تمرکز به تأمین سریع تغییر می‌یابد. این تغییر فاز از سفارش‌های بسیار بزرگ اولیه به ترکیب سفارش‌های کوچک‌تر و چابک‌تر در دوره‌های پایانی، گویای توانایی مدل در تطبیق خود با شرایط متغیر محیط عملیاتی است. تحلیل دقیق خروجی‌های مدل نشان می‌دهد که علی‌رغم اعمال محدودیت‌های سخت‌گیرانه بر بودجه و ظرفیت انبار، سیستم عملکرد بسیار پایداری داشته و تنها در موارد نادری دچار کمبود شده است. این کمبودها نه تنها از نظر تعداد انگشت‌شمار هستند، بلکه مقادیر آن‌ها نیز بسیار ناچیز است؛ به طوری که مواردی نظیر ۳ واحد کمبود برای قلم ۲۲ در دوره ۴، یا ۴ واحد برای قلم ۳۶ در دوره ۱۱ گزارش شده است. نکته حائز اهمیت در تفسیر این یافته‌ها آن است که وقوع این کمبودها را نباید به منزله ناتوانی مدل در حفظ سطح خدمت تلقی کرد، بلکه این‌ها تصمیمات بهینه اقتصادی هستند که از دل محاسبات دقیق هزینه-فایده بیرون آمده‌اند.

منطق رفتار مدل در این نقاط بحرانی، بر پایه یک موازنه دقیق میان هزینه‌های رقیب استوار است. مدل با محاسبه تمامی سناریوهای ممکن، به این نتیجه رسیده است که پذیرش هزینه جریمه برای این مقادیر اندک، از نظر اقتصادی به صرفه‌تر از گزینه‌های جایگزین است. گزینه‌هایی که شامل ثبت یک سفارش فوری با هزینه فوری بسیار بالا می‌شدند که از هزینه جریمه فراتر می‌رفت، و یا نیازمند نگهداری موجودی اضافی از دوره‌های قبل بودند که علاوه بر تحمیل هزینه نگهداری، می‌توانستند منجر به نقض ظرفیت محدود انبار یا سقف بودجه ارقام غیرحیاتی شوند؛ بنابراین، این کمبودهای کم‌دامنه نشانگر موفقیت مدل در مدیریت سیاست دوگانه زمان تحویل است که تنها در شرایطی که توجیه اقتصادی کامل وجود داشته باشد، اجازه وقوع انحرافات کنترل شده را صادر می‌کند.

علاوه بر مدیریت کمبود، جنبه برجسته دیگر مدل، مکانیزم تخصیص هوشمندانه منابع مالی بر اساس درجه اهمیت قطعات است. این اولویت‌بندی فراتر از یک طبقه‌بندی توصیفی بوده و مستقیماً در ساختار ریاضی قیود بودجه نهادینه شده است. برای ارقام غیرحیاتی، معادله (۶) یک محدودیت سخت اعمال می‌کند که تخطی از سقف بودجه تخصیص‌یافته (B_{non}) را غیرممکن

۷- تحلیل حساسیت

به منظور راستی‌آزمایی استحکام مدل پیشنهادی و اطمینان از کارآمدی آن در محیط‌های عملیاتی پویا، یک تحلیل حساسیت جامع طراحی و اجرا گردید. هدف از این واکاوی، سنجش میزان کشش‌پذیری عملکرد سیستم و نوسانات تصمیمات بهینه در پاسخ به تغییرات پارامترهای کلیدی است. در این راستا، چهار عامل تعیین‌کننده شامل سطح خدمت هدف، هزینه و جریمه‌های کمبود و ظرفیت فیزیکی انبار به‌عنوان متغیرهای مستقل انتخاب شدند. انتخاب این پارامترها بر مبنای نقش‌محوری آن‌ها در برقراری موازنه میان کارایی هزینه و قابلیت اطمینان صورت‌گرفته است؛ به طوری که سطح خدمت مستقیماً حجم موجودی اطمینان موردنیاز را دیکته می‌کند، جریمه‌های کمبود آستانه تحمل اقتصادی سیستم در برابر تقاضای برآورده نشده را تعیین می‌نمایند و ظرفیت انبار به‌عنوان یک گلوگاه فیزیکی، راهبردهای تأمین و سفارش‌دهی را جهت‌دهی می‌کند. با تغییر سیستماتیک این ورودی‌ها و پایش اثرات آن‌ها بر شاخص‌های خروجی نظیر هزینه کل، تواتر کمبود و میزان اتکا به گزینه تأمین

افزایش سطح خدمت فراتر از ۹۵٪ (به سمت ۹۹٪ و ۹۹/۹٪)، اگرچه جریمه‌های کمبود حذف می‌شوند، اما هزینه کل مجدداً روندی صعودی به خود می‌گیرد (رسیدن به ۲,۹۱۹,۵۶۱ دلار در سطح ۹۹/۹٪). این افزایش هزینه ناشی از رشد نمایی مقدار موجودی اطمینان موردنیاز برای پوشش عدم قطعیت‌های انتهایی توزیع تقاضا است که هزینه‌های نگهداری را به شدت افزایش می‌دهد؛ بنابراین، سطح خدمت ۹۵٪ به‌عنوان نقطه تعادل بهینه اقتصادی در این مطالعه شناسایی می‌شود.

۷-۱-۲- اثر بر کمبودها

شکل ۴ نشان‌دهنده واکنش شدیداً حساس مدل به تغییرات ضریب Z در سطوح پایین است. در سطح خدمت ۹۰٪ ($Z = 1.282$)، مدل با ۶۵۸ واحد کمبود مواجه شده است که نشانگر ریسک بالای عملیاتی در این سطح است. با این حال، ارتقای سطح خدمت به ۹۵٪ ($Z = 1.645$)، منجر به سقوط آزاد مقدار کمبود به تنها ۱۵ واحد می‌شود. نکته حائز اهمیت آن است که در سطوح خدمت بسیار بالا (۹۷/۵٪ تا ۹۹/۹٪)، مقدار کمبود نوسانات جزئی (بین ۹ تا ۱۷ واحد) را تجربه می‌کند و به صفر مطلق نمی‌رسد. این پدیده بیانگر آن است که حتی با افزایش موجودی اطمینان، محدودیت‌های سخت‌گیرانه بودجه و ظرفیت انبار در برخی دوره‌های پیک تقاضا، همچنان مانع از پوشش ۱۰۰٪ تقاضا می‌شوند. این امر واقع‌گرایی مدل را در شرایط محدودیت منابع تأیید می‌کند.

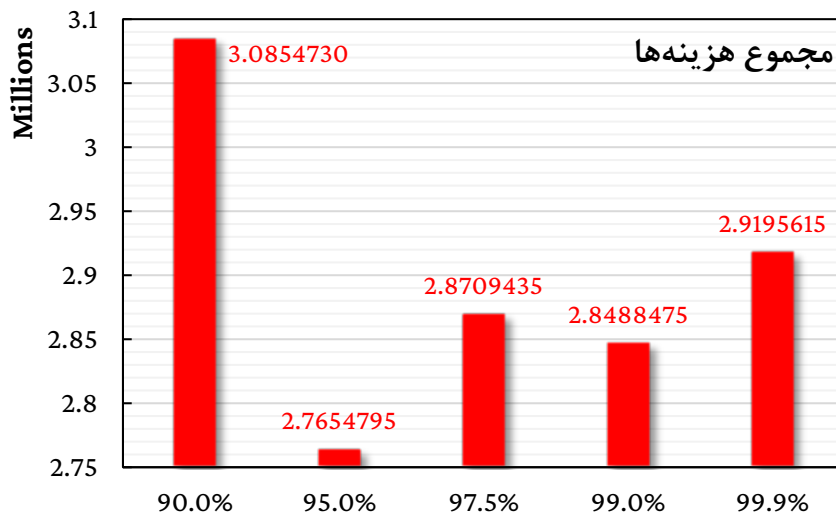
سریع، این تحلیل بینش‌های عمیقی را در خصوص نقاط بهینه و موازنه‌های نهفته در سیستم آشکار می‌سازد. دستاوردهای این بخش، راهنمایی‌های عملی روشنی را در اختیار مدیران قرار می‌دهد تا سیاست‌های عملیاتی خود را در هم‌سویی کامل با محدودیت‌های بودجه و اهداف راهبردی سطح خدمت تنظیم نمایند.

۷-۱-۱- اثر سطح خدمت بر عملکرد سیستم

نتایج نشان می‌دهد که تغییر در سطح خدمت هدف، موجبات تغییرات معناداری در سه شاخص کلیدی عملکرد یعنی هزینه کل، فراوانی کمبودها و راهبرد تأمین (وابستگی به سفارش‌های سریع) را فراهم می‌آورد. همان‌طور که در شکل‌های ۳ تا ۵ نمایش داده شده است، رفتار سیستم در پاسخ به این تغییرات نه یک روند خطی ساده، بلکه الگویی پیچیده از موازنه‌های اقتصادی است.

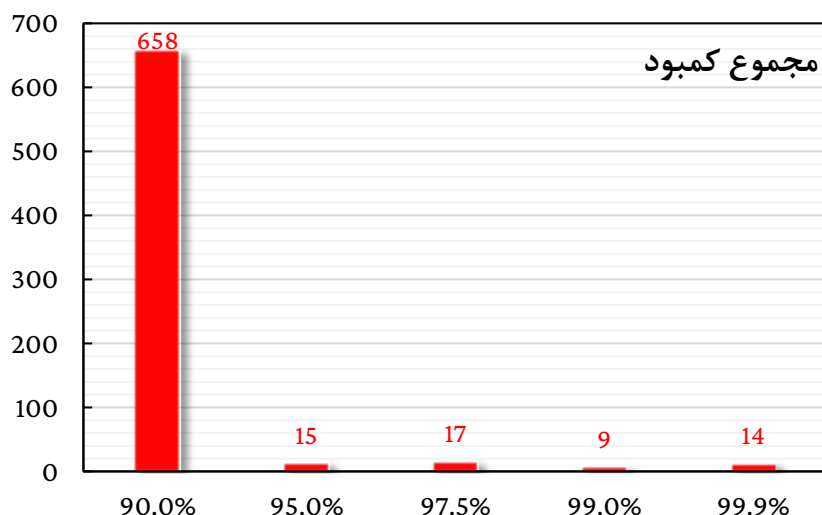
۷-۱-۱-۱- اثر بر هزینه کل

بررسی تغییرات هزینه کل در برابر سطح خدمت (شکل ۳)، وجود یک رفتار محدب و غیرخطی را در تابع هزینه آشکار می‌سازد. همان‌طور که در نتایج مشهود است، هزینه کل در سطح خدمت ۹۰٪ برابر با ۳,۰۸۵,۴۷۳ دلار است که با افزایش سطح خدمت به ۹۵٪، به نقطه کمینه سراسری خود یعنی ۲,۷۶۵,۴۷۹/۵۰ دلار کاهش می‌یابد. علت بالا بودن هزینه در سطح ۹۰٪، غلبه هزینه‌های جریمه کمبود ناشی از عدم توانایی سیستم در پاسخگویی به تقاضا (۶۵۸ واحد کمبود) است. از سوی دیگر، با



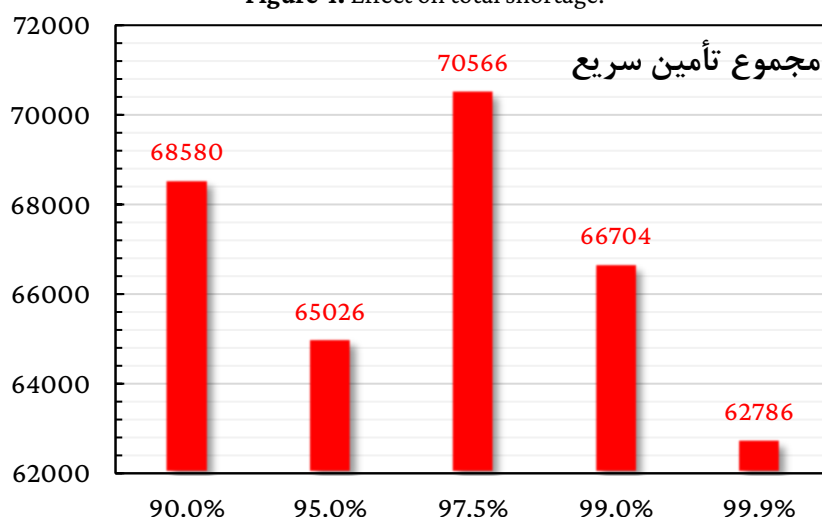
شکل ۳. اثر بر مجموع هزینه‌ها.

Figure 3. Effect on total costs.



شکل ۴. اثر بر مجموع کمبود.

Figure 4. Effect on total shortage.



شکل ۵. اثر بر مجموع تأمین سریع.

Figure 5. Effect on total expedited supplies.

موجودی اطمینان بسیار زیاد که ناشی از $Z = 3.090$ است، سیستم بافر کافی در اختیار دارد و نیاز کمتری به سفارش‌های اضطراری پیدا می‌کند و باعث کاهش سفارشات سریع به ۶۲,۷۸۶ واحد می‌شود.

۷-۱-۴- بینش‌های مدیریتی

تحلیل حساسیت انجام‌شده بر روی پارامتر سطح خدمت، بینش‌های راهبردی عمیقی را برای مدیران زنجیره تأمین فراهم می‌آورد که فراتر از اعداد و ارقام صرف بوده و می‌تواند به‌عنوان نقشه‌ای برای سیاست‌گذاری‌های کلان مورد استفاده قرار گیرد. نخستین و بنیادی‌ترین بینش حاصل از این تحلیل، رد فرضیه رایج هرچه سطح خدمت بالاتر، عملکرد بهتر است. نتایج به‌وضوح نشان می‌دهند که

۷-۱-۳- اثر بر سفارش سریع

بررسی حجم سفارشات سریع (شکل ۵) الگوی رفتاری پیچیده‌تری را نشان می‌دهد. انتظار اولیه این است که با افزایش سطح خدمت و در نتیجه افزایش موجودی اطمینان، نیاز به سفارشات سریع کاهش یابد. با این حال، نتایج نشان می‌دهد که بیشترین حجم سفارش سریع (۷۰,۵۶۶ واحد) در سطح خدمت ۹۷/۵٪ رخ داده است. این رفتار غیرخطی ناشی از مکانیزم جبرانی مدل است. در سطوح میانی (مانند ۹۷/۵٪)، مدل تلاش می‌کند تا سطح خدمت بالا را حفظ کند، اما چون موجودی اطمینان به اندازه سطح ۹۹/۹٪ عظیم نیست، مدل ناچار است برای پرهیز از کمبود، به‌صورت تهاجمی از گزینه سفارش سریع استفاده کند. در مقابل، در سطح ۹۹/۹٪، به دلیل انباشت

تحلیل بر اهمیت گذار از تصمیم‌گیری‌های شهودی به تصمیم‌گیری‌های مبتنی بر داده تأکید دارد. تعیین سطح خدمت مناسب برای هر قلم کالا یا گروه کالایی، نباید بر اساس استانداردهای سنتی یا فشارهای بازاریابی تعیین شود، بلکه نیازمند محاسبات دقیق هزینه-فایده است. مدیران باید ساختار هزینه‌های زنجیره تأمین خود را به‌گونه‌ای طراحی کنند که سیستم قادر باشد به‌صورت پویا، سطح خدمت بهینه را بر اساس نوسانات بازار و هزینه‌های لحظه‌ای تنظیم نماید. در مجموع، موفقیت در مدیریت موجودی مدرن، در گرو درک دقیق نقطه تعادلی است که در آن هزینه نهایی افزایش رضایت مشتری با سود نهایی حاصل از آن برابر گردد.

۷-۲- اثر هزینه نگهداری

هزینه نگهداری در مدیریت موجودی مفهومی فراتر از اجاره‌بهای انبار است و طیف وسیعی از مؤلفه‌های مالی شامل بیمه، استهلاک، ریسک منسوخ‌شدن و مهم‌تر از همه هزینه فرصت سرمایه را در بر می‌گیرد. برای سنجش حساسیت سیستم به این عامل حیاتی، پارامتر هزینه نگهداری به‌صورت سیستماتیک و با اعمال ضرایبی در بازه ۰/۵ تا ۱/۵ نسبت به حالت پایه تغییر داده شد. نتایج حاصله نشان می‌دهد که نوسانات این پارامتر، اثرات عمیقی هم بر ساختار هزینه کل و هم بر راهبرد پذیرش ریسک (کمبود) بر جای می‌گذارد.

۷-۲-۱- اثر بر هزینه کل

بررسی روند تغییرات هزینه کل در شکل ۶ نشان می‌دهد که رابطه میان هزینه نگهداری و هزینه کل سیستم، لزوماً یک رابطه خطی و یکنواخت نیست. در سناریوی کاهش هزینه نگهداری به نصف (ضریب ۰/۵)، هزینه کل سیستم به کمینه مقدار خود یعنی ۲,۵۱۸,۰۸۰ واحد کاهش یافته است. این امر منطقی به نظر می‌رسد، زیرا کاهش هزینه واحد نگهداری مستقیماً منجر به کاهش بخش بزرگی از تابع هدف می‌شود.

باین‌حال، یک ناهنجاری رفتاری در ضریب ۰/۷ مشاهده می‌شود؛ جایی که هزینه کل به طور ناگهانی به ۳,۰۲۹,۱۶۷ واحد جهش می‌کند که حتی از هزینه حالت پایه (ضریب ۱/۰) نیز بالاتر است. واکاوی دقیق نشان

رابطه میان سطح خدمت و سودآوری سازمان، یک رابطه خطی نیست، بلکه تابعی مقعر با یک نقطه بهینه مشخص است. مدیران باید آگاه باشند که پافشاری بر دستیابی به سطوح خدمت بسیار بالا (مانند ۰/۹۹/۹) بدون درنظرگرفتن ساختار هزینه‌ای، می‌تواند منجر به تحمیل هزینه‌های نگهداری سنگین و غیرموجهی شود که حاشیه سود سازمان را به‌شدت فرسایش می‌دهد. در این مطالعه موردی، مشخص گردید که تلاش برای ارتقای سطح خدمت از ۰/۹۵ به ۰/۹۹/۹، نه تنها ارزش افزوده اقتصادی ایجاد نمی‌کند، بلکه هزینه کل سیستم را به شکل چشمگیری افزایش می‌دهد.

از سوی دیگر، این تحلیل هشدار جدی در خصوص مخاطرات سیاست‌های انقباضی در نگهداری موجودی صادر می‌کند. کاهش سطح هدف خدمت به ۰/۹۰، اگرچه در ظاهر منجر به کاهش موجودی اطمینان و هزینه‌های نگهداری می‌شود، اما هزینه‌های پنهان ناشی از جریمه‌های کمبود و ازدست‌رفتن فرصت‌های فروش، به‌مراتب سنگین‌تر از صرفه‌جویی‌های حاصله خواهد بود؛ بنابراین، مدیران نباید کاهش موجودی را به قیمت قربانی کردن قابلیت اطمینان سیستم دنبال کنند، چرا که در سطوح پایین خدمت، ریسک‌های عملیاتی به‌شدت افزایش یافته و تاب‌آوری زنجیره تأمین در برابر نوسانات تقاضا از میان می‌رود. نقطه تعادل ۰/۹۵ در این پژوهش نشان می‌دهد که یک رویکرد میانه‌رو که توازن منطقی میان رضایت مشتری و هزینه‌های عملیاتی برقرار کند، ضامن پایداری اقتصادی سازمان است.

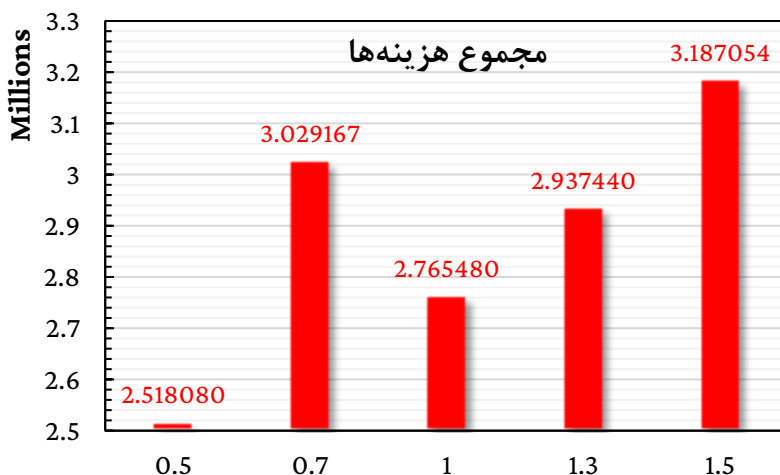
بینش کلیدی دیگر، نقش راهبردی سفارش‌های سریع به‌عنوان یک اهرم انعطاف‌پذیری است. تحلیل رفتار مدل در سطوح میانی (مانند ۰/۹۷/۵) نشان می‌دهد که در غیاب موجودی‌های عظیم، سازمان می‌تواند با تکیه هوشمندانه بر سیستم‌های حمل‌ونقل سریع، خلأهای موجودی را پر کند. این امر به مدیران پیشنهاد می‌کند که به‌جای سرمایه‌گذاری سنگین در توسعه فیزیکی انبارها و خواباندن سرمایه در موجودی‌های راکد، بر روی توسعه چابکی و قابلیت‌های واکنش سریع در زنجیره تأمین سرمایه‌گذاری کنند. به‌عبارت‌دیگر، هزینه حمل‌ونقل سریع نباید صرفاً به‌عنوان یک هزینه سربار دیده شود، بلکه باید به‌مثابه یک حق بیمه برای جلوگیری از هزینه‌های سنگین‌تر نگهداری و کمبود در نظر گرفته شود. نهایتاً،

واحد) کنترل نماید. این پایداری نشان می‌دهد که مدل در طیف وسیعی از هزینه‌های نگهداری، قابلیت اطمینان خود را حفظ می‌کند. با این وجود، در ضریب ۰/۷، یک شکست ساختاری در سطح خدمت مشاهده می‌شود که منجر به رخداد ۵۰۳ واحد کمبود گردیده است. این پدیده مؤید آن است که در برخی نسبت‌های خاص هزینه‌ای، تعادل میان هزینه نگهداری و هزینه سفارش/جریمه بر هم می‌خورد. در این نقطه خاص، کاهش هزینه نگهداری (نسبت به حالت پایه) آن قدر کافی نبوده که انباشت موجودی را توجیه کند، و از سوی دیگر آن قدر زیاد بوده که مدل نتواند با سفارشات سریع و پرهزینه، تمام تقاضا را پوشش دهد. این یافته هشدار برای مدیران است که تغییرات جزئی در پارامترهای هزینه، ممکن است سیستم را به نقاط ناپایدار با ریسک کمبود بالا منتقل کند.

می‌دهد که در این نقطه خاص، کاهش هزینه نگهداری باعث شده است که مدل به سمت افزایش حجم سفارشات تمایل پیدا کند، اما برخورد با سقف سخت‌گیرانه بودجه سفارش‌دهی، مانع از تحقق این راهبرد شده و سیستم را به سمت یک ناحیه غیربهینه با جریمه‌های سنگین سوق داده است. در ضرایب بالاتر (۱/۳ و ۱/۵)، هزینه کل روندی صعودی و قابل‌انتظار را طی کرده و در نهایت در ضریب ۱/۵ به بیشینه مقدار ۳,۱۸۷,۰۵۴ واحد می‌رسد که ناشی از فشار مستقیم هزینه‌های انبارداری است.

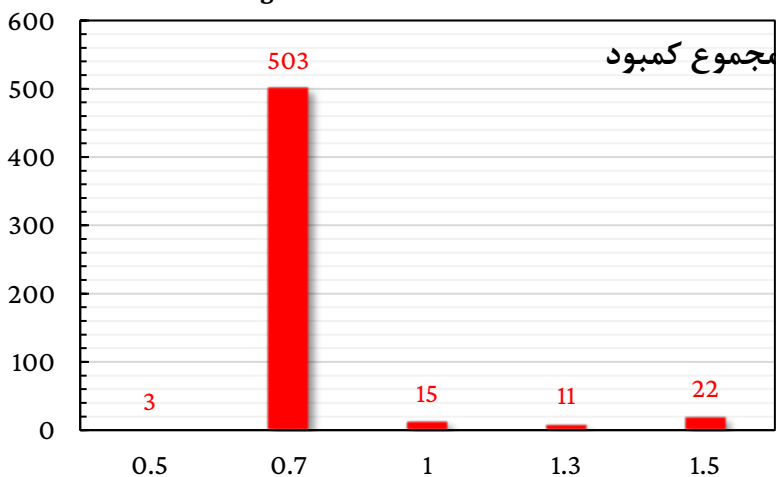
۷-۲-۲- اثر بر کمبودها

تحلیل مقادیر کمبود در شکل ۷، حساسیت شدید سطح خدمت به نقاط بحرانی هزینه را آشکار می‌سازد. در اکثر سناریوها (ضرایب ۰/۵، ۱/۰، ۱/۳ و ۱/۵)، مدل موفق شده است سطح کمبود را در مقادیر بسیار ناچیز (بین ۳ تا ۲۲



شکل ۶. اثر بر هزینه کل.

Figure 6. Effect on total costs.



شکل ۷. اثر بر مجموع کمبود.

Figure 7. Effect on total shortage.

۷-۲-۳- بینش‌های مدیریتی

هزینه‌ها (ضرایب ۰/۵، ۱/۳ و ۱/۵) و ناپایداری آن در یک نقطه خاص، گویای آن است که ریسک‌های عملیاتی همیشه در نقاطی که انتظار می‌رود (مانند افزایش هزینه‌ها) رخ نمی‌دهند، بلکه گاهی در زمان کاهش هزینه‌ها و تغییر راهبرد سیستم بروز می‌کنند. از این رو، تصمیم‌گیری در خصوص تغییر قراردادهای انبارداری یا تعدیل نرخ‌های نگهداری، نباید به صورت ایزوله انجام شود؛ بلکه باید با شبیه‌سازی دقیق، اطمینان حاصل گردد که سایر اجزای سیستم (مانند نقدینگی و توان تأمین سریع) ظرفیت پشتیبانی از نقطه تعادل جدید را دارا هستند.

۷-۳-۱- اثر ظرفیت انبار

ظرفیت انبار در مدل‌های مدیریت موجودی، فراتر از یک پارامتر فیزیکی صرف، به‌عنوان گلوگاهی عمل می‌کند که سقف توانایی سیستم در نگهداری موجودی چرخه‌ای و ایمنی را تعیین می‌نماید. از آنجاکه این عامل مستقیماً حجم بافر قابل‌ذخیره را دیکته می‌کند، تغییرات آن پیامدهای عمیقی بر الگوی سفارش‌دهی و موازنه هزینه‌ها دارد. برای سنجش این اثرگذاری، ظرفیت انبار (W) در بازه‌ای گسترده از ۲۷۵,۰۰۰ تا ۴۵۰,۰۰۰ واحد تغییر داده شد تا رفتار سیستم در شرایط انقباض و انبساط فضا ارزیابی گردد.

۷-۳-۱-۱- اثر بر هزینه کل

بررسی روند تغییرات هزینه کل در شکل ۸، وجود یک رفتار غیرخطی و بعضاً غیرشهودی را آشکار می‌سازد که فرضیه سنتی فضای بیشتر معادل عملکرد بهتر است را به چالش می‌کشد. نتایج نشان می‌دهد که کمینه هزینه کل سیستم (۲,۷۶۴,۳۱۳ واحد) در تنگ‌ترین حالت انبار، یعنی ظرفیت ۲۷۵,۰۰۰ واحد حاصل شده است. این یافته بیانگر آن است که محدودیت فضا، مدل را مجبور به اتخاذ سیاست‌های انضباطی سخت‌گیرانه، کاهش موجودی‌های مازاد و حرکت به سمت رویکرد تولید به‌موقع کرده است که در نهایت منجر به کاهش هزینه‌های نگهداری و بهبود کارایی سرمایه شده است.

در مقابل، با افزایش ظرفیت به سطح ۳۰۰,۰۰۰ واحد، یک شکست ساختاری در عملکرد سیستم مشاهده می‌شود؛ به‌طوری‌که هزینه کل به طور ناگهانی به

واکاوی رفتار سیستم در برابر نوسانات هزینه نگهداری، درس‌های راهبردی عمیقی را برای سیاست‌گذاری در زنجیره تأمین آشکار می‌سازد که مهم‌ترین آن‌ها، رد انگاره ساده‌انگارانه‌ی کاهش هزینه‌های عملیاتی لزوماً به بهبود عملکرد کل منجر می‌شود است. نتایج حاصل از این تحلیل، به‌ویژه ناهنجاری رفتاری مشاهده‌شده در ضریب ۰/۷، هشدار جدی برای مدیران ارشد است که نشان می‌دهد بهبودهای موضعی، نظیر کاهش هزینه‌های انبارداری، اگر با سایر محدودیت‌های مالی سازمان (به‌ویژه سقف بودجه سفارش‌دهی) همسو نباشند، می‌توانند به‌مثابه یک دام عملیاتی عمل کنند. در این مورد خاص، کاهش ۳۰ درصدی هزینه نگهداری به طور پارادوکسیکال منجر به افزایش شدید هزینه کل شده است؛ زیرا این کاهش، الگوریتم تصمیم‌گیری را به سمت سیاست‌های انباشت موجودی ترغیب کرده، اما برخورد این راهبرد انبساطی با سقف سخت‌گیرانه بودجه، زنجیره تأمین را در یک وضعیت بن‌بست قرار داده و با ناتوانی در تأمین سفارشات موردنیاز، موجبات تحمیل جریمه‌های سنگین و افت عملکرد را فراهم آورده است.

این تحلیل همچنین مفهوم نقاط شکست ساختاری در قابلیت اطمینان سیستم را برجسته می‌کند. رخداد ۵۰۳ واحد کمبود در ضریب ۰/۷، درحالی‌که در سایر سناریوها (حتی سناریوهای گران‌تر) کمبود ناچیز بوده است، نشان می‌دهد که نواحی خاکستری و ناپایداری در منحنی هزینه‌ها وجود دارد. در این نواحی، هزینه نگهداری آن‌قدر پایین نیست که انباشت عظیم کالا (مانند ضریب ۰/۵) را توجیه کند و سیستم را در حاشیه امن قرار دهد، و از سوی دیگر آن‌قدر بالا نیست که سیستم را به سمت چابکی کامل سوق دهد. این وضعیت برزخی، تعادل شکننده میان هزینه نگهداری و هزینه سفارش/جریمه را بر هم می‌زند؛ بنابراین، مدیران باید آگاه باشند که هرگونه تغییر در پارامترهای هزینه، نیازمند بازنگری هم‌زمان در سقف بودجه‌های تخصیصی است تا از بروز اصطکاک میان راهبردهای عملیاتی (تمایل به انباشت) و محدودیت‌های مالی (کمبود نقدینگی سفارش) جلوگیری شود.

در نهایت، این یافته‌ها بر لزوم نگاه کل‌نگر به مدیریت موجودی تأکید دارند. پایداری سیستم در طیف وسیعی از

می‌دهد و آن، به چالش کشیدن پارادایم سنتی توسعه زیرساخت معادل بهبود عملکرد است. مشاهده کمینه هزینه کل در محدودترین ظرفیت انبار (۲۷۵,۰۰۰ واحد)، یک پیام راهبردی روشن دارد: محدودیت‌های فیزیکی سخت‌گیرانه، اگر با یک سیستم برنامه‌ریزی هوشمند همراه شوند، می‌توانند به‌جای مانع، به‌عنوان محرکی برای ارتقای بهره‌وری عمل کنند. در واقع، این محدودیت فضا سیستم را ناگزیر به اتخاذ رویکردهای ناب و تولید به‌موقع کرده و با حذف انباشت‌های غیرضروری موجودی، سرمایه در گردش سازمان را آزاد ساخته است؛ بنابراین، مدیران نباید همواره به دنبال انبساط فیزیکی انبارها باشند، بلکه باید در نظر داشته باشند که گاهی انضباط فضایی می‌تواند با کاهش هزینه‌های پنهان نگهداری، سودآوری را بیشینه کند. از سوی دیگر، ناهنجاری رفتاری مشاهده‌شده در ظرفیت ۳۰۰,۰۰۰ واحد، هشدار جدی در خصوص پدیده‌ای است که می‌توان آن را تله‌های توسعه نامتوازن نامید. این نقطه بحرانی نشان می‌دهد که افزایش ظرفیت انبار، اگر به‌اندازه کافی نباشد که قله‌های تقاضا را پوشش دهد، اما به‌اندازه‌ای باشد که الگوریتم‌های سفارش‌دهی را به سمت خریدهای حجیم (برای کاهش هزینه ثابت) وسوسه کند، می‌تواند منجر به گسست در عملیات شود. در این سناریوی خاص، فضای افزوده شده به‌جای ایجاد ارزش، باعث ایجاد عدم تعادل میان سیاست سفارش‌دهی و توان ذخیره‌سازی شده و سیستم را به ورطه کمبودهای شدید (۷۲۸ واحد) کشانده است. این امر به مدیران گوشزد می‌کند که تصمیمات توسعه زیرساخت نباید به‌صورت خطی یا بر اساس شهود اتخاذ شوند، چرا که قرارگرفتن در نواحی میانی و ناپایدار ظرفیت، می‌تواند عملکردی به‌مراتب بدتر از شرایط محدودیت کامل داشته باشد.

در نهایت، ثبات نسبی عملکرد در ظرفیت‌های بالاتر (۳۵۰,۰۰۰ تا ۴۵۰,۰۰۰) نشان می‌دهد که پس از عبور از یک آستانه بحرانی، افزودن فضای بیشتر تأثیر معناداری بر کاهش کمبود یا هزینه‌ها ندارد و صرفاً به معنای سرمایه‌گذاری در فضای خالی است. این یافته بر اهمیت حیاتی شبیه‌سازی پیش از سرمایه‌گذاری تأکید دارد. سازمان‌ها پیش از اقدام به اجاره یا ساخت انبارهای جدید، باید با استفاده از مدل‌های بهینه‌سازی، نقطه دقیق تعادل را شناسایی کنند تا از یک سو گرفتار هزینه‌های فرصت

۲,۱۵۸,۲۹۹ واحد جهش می‌کند. واکاوی دقیق تصمیمات مدل در این نقطه نشان می‌دهد که این ظرفیت میانی، سیستم را در یک تله تصمیم‌گیری گرفتار کرده است. در این حالت، فضای انبار آن‌قدر باز بوده که مدل را به سمت سفارش‌دهی دسته‌های بزرگتر ترغیب کند، اما آن‌قدر کافی نبوده که بتواند این موجودی‌ها را به‌صورت پایدار در طول دوره‌های پیک تقاضا مدیریت کند. این عدم توازن میان سیاست سفارش‌دهی و محدودیت فضا، منجر به ناکارآمدی شدید و تحمیل هزینه‌های سربار شده است. در ظرفیت‌های بالاتر (۳۵۰,۰۰۰ تا ۴۵۰,۰۰۰)، سیستم مجدداً به تعادل نسبی بازگشته و هزینه کل در محدوده ۲/۷ تا ۲/۹ میلیون واحد نوسان می‌کند که نشان‌دهنده تسلط هزینه‌های نگهداری بر صرفه‌جویی‌های حاصل از سفارش‌دهی انبوه است.

۷-۳-۲- اثر بر کمبودها

تأثیر تحلیل نمودار کمبود تجمعی در شکل ۹، همبستگی پیچیده میان فضای فیزیکی و قابلیت اطمینان سیستم را نشان می‌دهد. نکته بسیار حائز اهمیت این است که در ظرفیت ۲۷۵,۰۰۰ واحد، علی‌رغم فشار شدید فضایی، مدل موفق شده است سطح کمبود را در مقدار بسیار ناچیز ۱۲ واحد کنترل کند. این امر اثبات می‌کند که مدل پیشنهادی دارای قابلیت تطبیق‌پذیری بالایی است و می‌تواند با جایگزینی فضا با سرعت (استفاده از سفارشات سریع)، سطح خدمت را حفظ نماید. با این حال، ناهنجاری مشاهده‌شده در بخش هزینه، در اینجا نیز با شدت بیشتری نمود پیدا کرده است. در ظرفیت ۳۰۰,۰۰۰ واحد، مقدار کمبود به طرز نگران‌کننده‌ای به ۷۲۸ واحد افزایش یافته است. این رخداد تأیید می‌کند که در این ظرفیت خاص، هم‌زمانی پر شدن انبار با دوره‌های پیک تقاضا و محدودیت‌های بودجه، منجر به قفل‌شدن سیستم شده و توانایی پاسخگویی به تقاضا را مختل کرده است. در ظرفیت‌های بالاتر (۴۰۰,۰۰۰ و ۴۵۰,۰۰۰)، مقدار کمبود مجدداً به سطوح پایدار (۸ تا ۱۱ واحد) بازمی‌گردد.

۷-۳-۳- بینش‌های مدیریتی

نتایج حاصل از تحلیل حساسیت ظرفیت انبار، یکی از چالش‌برانگیزترین و درعین حال آموزنده‌ترین یافته‌های این پژوهش را در اختیار مدیران زنجیره تأمین قرار

در جریمه ۱۲۰۰ می‌رسد. علت این افزایش آن است که ترس از جریمه‌های سنگین، مدل را وادار به اتخاذ سیاست‌های محافظه‌کارانه افراطی، نظیر انباشت موجودی اطمینان بیش از حد یا استفاده غیرضروری از سفارشات سریع کرده است که هزینه‌های عملیاتی را افزایش می‌دهد.

۷-۴-۲- تأثیر بر مجموع کمبودها

نمودار تغییرات مقدار کمبود در شکل ۱۱، حساسیت شدید مدل به مقادیر پایین جریمه را به تصویر می‌کشد. در جریمه ۱۰۰ واحد، سیستم با یک فروپاشی در سطح خدمت مواجه شده و مقدار ۱۰,۶۰۶ واحد کمبود ثبت کرده است. این عدد بیانگر آن است که در این نرخ جریمه، مدل عملاً تعهدی به پاسخگویی به تقاضا احساس نمی‌کند و زنجیره تأمین در حالت فعالیت حداقلی قرار دارد. باین‌حال، به محض افزایش جریمه به ۳۰۰ واحد، یک اصلاح ساختاری در رفتار مدل رخ می‌دهد و مقدار کمبود به طرز شگفت‌آوری به ۳ واحد سقوط می‌کند. این تغییر فاز ناگهانی نشان می‌دهد که آستانه تحریک سیستم برای تغییر راهبرد از پذیرش کمبود به تأمین کامل، در بازه بین ۱۰۰ تا ۳۰۰ قرار دارد. نکته حائز اهمیت دیگر، پایداری فوق‌العاده سیستم در جریمه‌های بالاتر از ۳۰۰ است؛ به طوری که در سناریوهای ۵۰۰، ۸۰۰ و ۱۲۰۰، مقدار کمبود در بازه ناچیز ۳ تا ۱۵ واحد نوسان می‌کند. این ثبات اثبات می‌کند که پس از عبور از آستانه بحرانی، افزایش بیشتر جریمه تأثیر معناداری بر سطح فیزیکی خدمت ندارد و صرفاً هزینه‌های پنهان مدل را برای حذف همان چند واحد کمبود باقی‌مانده افزایش می‌دهد.

۷-۴-۳- بینش‌های مدیریتی

تحلیل رفتار سیستم در برابر نوسانات جریمه کمبود، درس‌های راهبردی مهمی را در حوزه قیمت‌گذاری ریسک و مدیریت تعهدات ارائه می‌دهد. برجسته‌ترین بینش حاصل از این بخش، شناسایی آستانه تمکین اقتصادی است. نتایج به‌وضوح نشان می‌دهند که اگر هزینه جریمه کمبود (یا هزینه فرصت از دست‌رفته) کمتر از هزینه نهایی تأمین کالا تعیین شود (سناریوی ۱۰۰ واحد)، سیستم‌های بهینه‌ساز هوشمند به طور طبیعی سیاست عدم تأمین را انتخاب خواهند کرد. این امر هشدار برای مدیران است

ناشی از فضای مازاد نشوند و از سوی دیگر، با توسعه‌های ناقص و غیرکارشناسی (مشابه سناریوی ۳۰۰,۰۰۰)، تاب‌آوری زنجیره تأمین خود را در برابر نوسانات تقاضا به خطر نیندازند.

۷-۴-۴- اثر جریمه کمبود موجودی

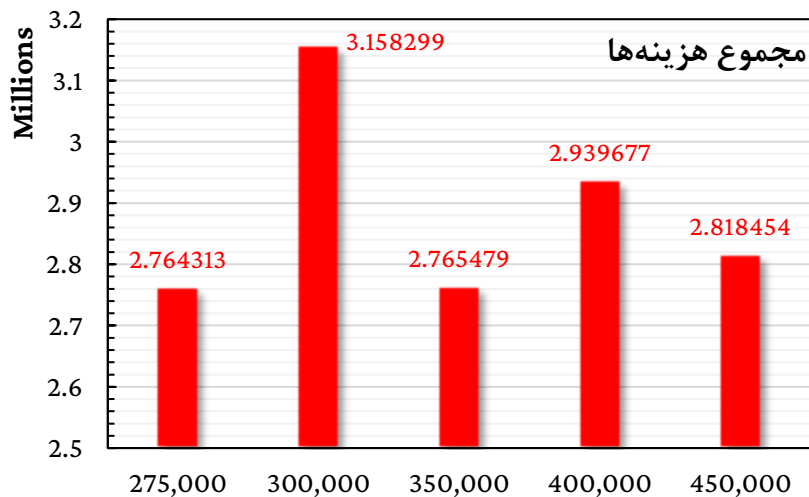
جریمه کمبود در مدل‌های بهینه‌سازی موجودی، نقشی فراتر از یک عدد محاسباتی ایفا می‌کند و در واقع نماینده هزینه ضمنی و پیامدهای عملیاتی ناشی از ناتوانی در تأمین به‌موقع تقاضاست. تنظیم دقیق این پارامتر به مدل اجازه می‌دهد تا بسته به شدت پیامدهای کمبود، نقطه تعادل مطلوب میان کاهش سطح کمبود و کنترل هزینه کل را جابه‌جا کند. تحلیل حساسیت انجام‌شده بر روی این پارامتر، بینش‌های عمیقی را در خصوص رفتار سیستم در مواجهه با ریسک آشکار می‌سازد.

۷-۴-۱- تأثیر بر هزینه کل

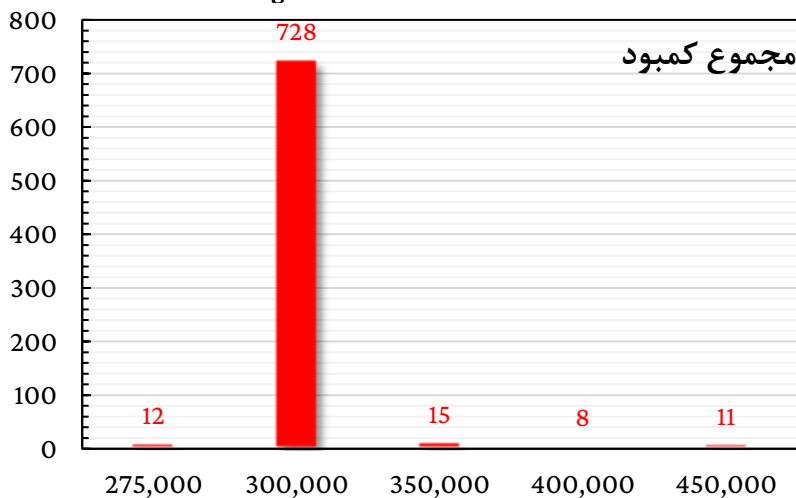
بررسی روند تغییرات هزینه کل در شکل ۱۰، وجود یک نقطه عطف رفتاری را در عملکرد سیستم آشکار می‌سازد. در سناریوی جریمه پایین (۱۰۰ واحد)، هزینه کل سیستم به رقم بسیار بالای ۳,۷۶۸,۹۵۵ واحد رسیده است. این پدیده در نگاه اول ممکن است متناقض به نظر برسد (چرا جریمه کمتر منجر به هزینه بیشتر شده است؟)، اما واکاوی اجزای هزینه نشان می‌دهد که در این سطح، هزینه تأمین کالا (خرید و نگهداری) از هزینه جریمه بیشتر بوده است؛ لذا مدل به‌صورت عقلایی اما مخرب، تصمیم گرفته است تقاضا را رها کرده و جریمه بپردازد. حجم عظیم جریمه‌های انباشته شده، عامل اصلی بالا رفتن هزینه کل در این سناریو است.

با افزایش جریمه به ۳۰۰ واحد، هزینه کل با افتی چشمگیر به ۲,۸۰۲,۱۳۱ واحد کاهش می‌یابد. این کاهش نشان می‌دهد که سیستم از آستانه بی‌تفاوتی عبور کرده و تأمین کالا را بر پرداخت جریمه ترجیح دانسته است. در ادامه، کمینه هزینه کل در جریمه ۵۰۰ واحد (۲,۷۶۵,۴۷۹/۵) حاصل شده است که نقطه تعادل بهینه میان هزینه‌های پیشگیرانه (موجودی و سفارش سریع) و هزینه‌های واکنشی (جریمه) محسوب می‌شود. در جریمه‌های بالاتر (۸۰۰ و ۱۲۰۰)، هزینه کل مجدداً روندی صعودی به خود می‌گیرد و به ۲,۸۵۹,۴۲۹ واحد

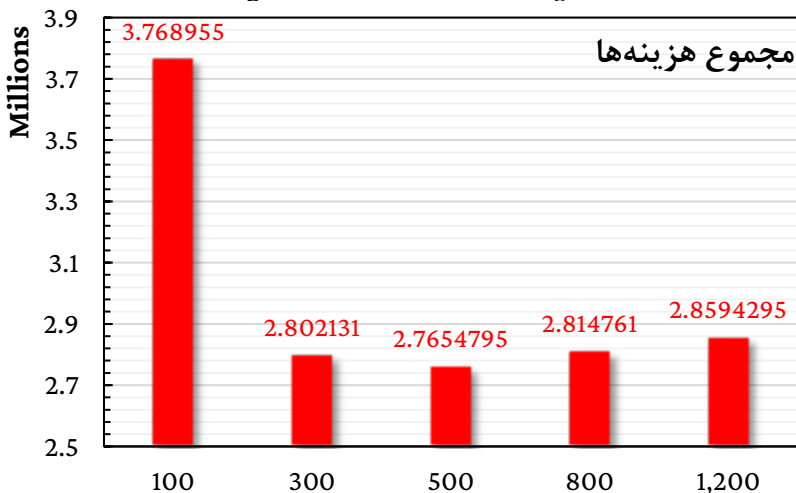
که دست کم گرفتن هزینه‌های نامشهود نارضایتی مشتری در مدل‌های تصمیم‌گیری، می‌تواند منجر به سقوط سطح سرویس و ازدست‌رفتن سهم بازار شود، حتی اگر مدل روی کاغذ بهینه عمل کند.



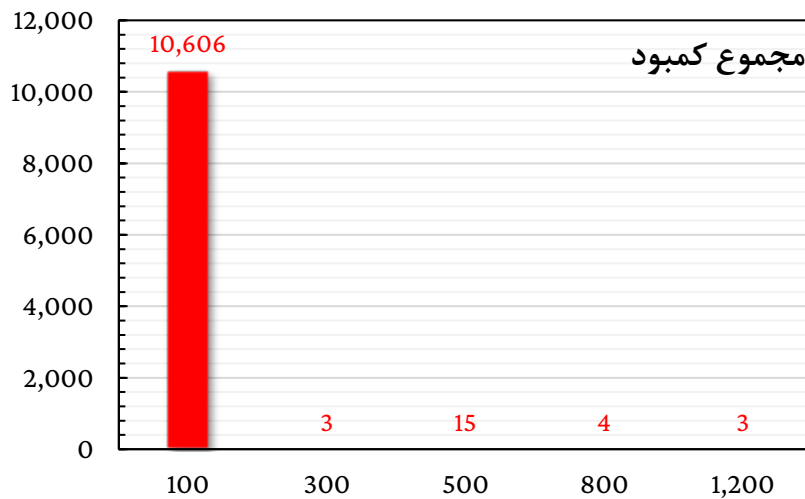
شکل ۸. اثر بر مجموع هزینه‌ها.
Figure 8. Effect on total costs.



شکل ۹. اثر بر مجموع کمبودها.
Figure 9. Effect on total shortages.



شکل ۱۰. اثر بر مجموع هزینه کل.
Figure 10. Effect on total costs.



شکل ۱۱. اثر بر مجموع کمبودها.

Figure 11. Effect on total shortages.

این است که سازمان فاقد انعطاف‌پذیری لازم برای استفاده از گزینه گران‌قیمت اما سریع تأمین فوری است و ناچار است تمامی نوسانات تقاضا و عدم قطعیت‌ها را صرفاً از طریق مجرای تأمین عادی مدیریت نماید. برای پیاده‌سازی ریاضی این وضعیت و شبیه‌سازی دقیق شرایط سنتی، مدل بهینه‌سازی اصلی با اعمال محدودیت سخت‌گیرانه $Q_{i,t}^S = 0$ برای تمامی اقسام و دوره‌ها مجدداً حل گردید. نتایج این مقایسه تطبیقی که در جدول ۱۰ منعکس شده است، میزان بهبود عملکرد و ارزش افزوده حاصل از به‌کارگیری مدل پیشنهادی را به تصویر می‌کشد.

۸- نتیجه‌گیری و پیشنهادهای آتی

۸-۱- جمع‌بندی نتایج

پژوهش حاضر با درک پیچیدگی‌های ذاتی مدیریت قطعات یدکی در شرایط عدم قطعیت، تلاشی در جهت ارائه راهکاری جامع بود که شکاف میان پیش‌بینی تقاضا و بهینه‌سازی عملیاتی را پر کند. نقطه عزم این مطالعه، نارسایی روش‌های سنتی در مواجهه با ماهیت متناوب و نامنظم تقاضا بود؛ چالشی که در محیط‌های صنعتی مدرن، پاسخگویی و دقت سیستم‌های کنترل موجودی را به چالش می‌کشد. برای غلبه بر این نقیصه، چارچوبی دومرحله‌ای توسعه یافت که در گام نخست با بهره‌گیری از مدل‌های سری زمانی پیشرفته، به‌ویژه ARIMA فصلی (SARIMA)، الگوهای پنهان تقاضا با دقت بالا شناسایی شدند. در گام دوم، خروجی‌های این پیش‌بینی به‌عنوان

علاوه بر این، رفتار مدل در جریمه‌های بالا (۸۰۰ و ۱۲۰۰) نشان‌دهنده قانون بازده نزولی در سخت‌گیری‌های مدیریتی است. مدیران باید آگاه باشند که تعیین جریمه‌های داخلی بسیار سنگین برای بخش‌های تأمین (به‌منظور به صفر رساندن کمبود)، لزوماً راهبرد کارآمدی نیست. همان‌طور که نتایج نشان داد، پس از رسیدن به یک سطح خدمت معقول (در جریمه ۳۰۰ یا ۵۰۰)، فشار بیشتر تنها منجر به افزایش هزینه‌های عملیاتی (موجودی مازاد و حمل‌ونقل سریع) می‌شود، بدون اینکه تأثیر ملموسی بر کاهش کمبود (که از قبل نزدیک به صفر بوده) داشته باشد؛ بنابراین، هنر مدیریت در شناسایی نقطه تعادل طلایی (در این مطالعه، ۵۰۰ واحد) نهفته است؛ نقطه‌ای که در آن جریمه به‌اندازه‌ای بالاست که انگیزه تأمین را ایجاد کند، اما آن‌قدر بالا نیست که هزینه‌های پیشگیرانه غیرضروری را به سیستم تحمیل نماید.

۷-۵- اعتبارسنجی عملکردی مدل و مقایسه با

سیاست مبنا

پس از اطمینان از صحت منطقی رفتار مدل از طریق تحلیل حساسیت، گام ضروری بعدی انجام اعتبارسنجی عملکردی است تا مشخص شود آیا رویکرد پیشنهادی در مقایسه با روش‌های سنتی، مزیت کمی ملموسی ایجاد می‌کند یا خیر. بدین منظور، مدل یکپارچه پیشنهادی (با قابلیت تأمین دوگانه) در برابر یک سیاست مبتنی تک‌منبعی محک زده شد. در این سناریوی مبنا، فرض بر

اطمینان اثبات کرد؛ به طوری که سطح خدمت ۹۵٪ به عنوان نقطه تعادل بهینه شناسایی شد و تلاش برای ارتقای کورکورانه آن به سطوح بالاتر، تنها منجر به رشد نمایی هزینه‌های نگهداری و سفارشات سریع گردید. تحلیل هزینه نگهداری نیز از یک ناهنجاری رفتاری پرده برداشت؛ جایی که کاهش هزینه نگهداری لزوماً به بهبود عملکرد منجر نشد، بلکه در نقاطی خاص، با تحریک راهبرد انباشت و برخورد با سقف بودجه، سیستم را به سمت ناکارآمدی سوق داد. همچنین، تحلیل ظرفیت انبار در تضاد با پارادایم‌های سنتی نشان داد که محدودیت‌های فضایی سخت‌گیرانه می‌توانند با وادار کردن سیستم به اتخاذ رویکرد چابک، عملکردی اقتصادی‌تر نسبت به توسعه نامتوازن فضا داشته باشند. در نهایت، واکاوی جریمه‌های کمبود بر وجود یک آستانه تمکین اقتصادی تأکید ورزید؛ بدین معنا که تعیین جریمه‌های پایین‌تر از هزینه نهایی تأمین، سیستم را به سمت رهاسازی تقاضا سوق می‌دهد، در حالی که عبور از این آستانه، ضامن پایداری عملیاتی زنجیره تأمین است.

از منظر مدیریتی، یافته‌های این پژوهش پیامی روشن دارد: گذار از تصمیم‌گیری جزیره‌ای به سمت چارچوب‌های یکپارچه پیش‌بینی و بهینه‌سازی یک ضرورت است. مدیران می‌توانند از این مدل نه تنها به عنوان ابزاری برای کاهش هزینه، بلکه به عنوان اهرمی برای هم‌سوسازی عملیات با اهداف راهبردی نظیر کاهش زمان خرابی و تضمین دسترسی به قطعات حیاتی بهره ببرند. نتایج همچنین هشدار می‌دهد که بر پرهیز از تعیین خودسرانه پارامترها؛ سطح خدمت هدف، هزینه نگهداری و جریمه‌های کمبود باید بازتاب‌دهنده واقعیت‌های اقتصادی و عملیاتی سازمان باشند و از طریق تحلیل‌های سناریومحور تنظیم گردند.

ورودی‌های یک مدل برنامه‌ریزی خطی عدد صحیح مختلط به کار گرفته شدند تا راهبردهای موجودی با هدف کمینه‌سازی هزینه کل بهینه شوند. وجه تمایز مدل پیشنهادی، رویکرد همه‌جانبه آن به ساختار هزینه‌ها و محدودیت‌هاست. این مدل به طور هم‌زمان طیف وسیعی از هزینه‌ها شامل خرید، نگهداری، سفارش‌دهی، کمبود و هزینه سربار (فوری) سفارش‌های فوری را در محاسبات خود لحاظ کرده است. افزون بر این، محدودیت‌های عملیاتی واقعی نظیر سقف ظرفیت انبار، تفکیک بودجه برای اقلام حیاتی و غیرحیاتی و همچنین گزینه انعطاف‌پذیر تأمین با دو زمان تحویل، مدل را به شرایط واقعی زنجیره تأمین نزدیک‌تر کرده‌اند.

اعتبارسنجی مدل در قالب یک مطالعه موردی با ۶۰ قلم کالا طی ۱۲ دوره زمانی، کارایی و استحکام چارچوب پیشنهادی را به اثبات رساند. نتایج نشان داد که مدل بهینه‌سازی موفق شده است توازن پایداری میان سطوح موجودی، مقادیر سفارش و ذخیره اطمینان برقرار سازد، به گونه‌ای که ضمن حداقل‌سازی هزینه‌ها، سطح خدمت مطلوب نیز حفظ گردد. یکی از یافته‌های کلیدی، توانایی مدل در تمایز هوشمندانه میان سفارش‌های عادی و فوری بود؛ مدل نشان داد که چگونه می‌توان از انعطاف‌پذیری زمان تأمین و پرداخت هزینه اضافی به عنوان ابزاری راهبردی برای جلوگیری از کمبود استفاده کرد. همچنین، مکانیزم اولویت‌بندی اقلام حیاتی در شرایط تنگنای بودجه، تضمین کرد که قابلیت اطمینان عملیاتی همسو با اهداف کلان کسب‌وکار باقی بماند.

به منظور سنجش تاب‌آوری و استحکام مدل پیشنهادی، یک تحلیل حساسیت جامع بر روی پارامترهای کلیدی اجرا شد که بینش‌های مدیریتی عمیق و بعضاً خلاف آمد عادت را آشکار ساخت. بررسی اثر سطح خدمت، وجود یک رابطه غیرخطی و مقعر را میان هزینه و قابلیت

جدول ۱۰. مقایسه عملکرد مدل یکپارچه در برابر سیاست مبنا (تک‌منبعی)

Table 10. Performance comparison of the integrated model against the baseline single-source policy

شاخص عملکردی	مدل پیشنهادی (یکپارچه) (استفاده از Q^S و Q^N)	سیاست مبنا (تک‌منبعی) (فقط استفاده از Q^N)	بهبود (%)
هزینه کل	۲,۷۶۵,۴۷۹	۳,۲۹۹,۲۱۶	۱۹/۳
مجموع کمبودها (واحد)	۱۵	۴۹۵	۹۵/۹۵
متوسط موجودی انبار	۹,۱۵۹	۱۲,۰۸۹	۳۲

مکان‌یابی و توزیع موجودی را فراهم می‌آورد. به موازات این گسترش مکانی، تدقیق قیود مالی نیز حائز اهمیت است. درحالی‌که پژوهش حاضر از بودجه تجمعی برای کل افق زمانی استفاده کرده، واقعیت‌های سازمانی اغلب شامل بودجه‌بندی‌های دوره‌ای (مانند ماهانه یا فصلی) است. اعمال محدودیت‌های بودجه در سطح هر دوره زمانی، می‌تواند چالش‌های جدیدی را در موازنه نقدینگی و استراتژی سفارش‌دهی آشکار سازد.

• سومین و شاید چالش‌برانگیزترین حوزه، غلبه بر پیچیدگی محاسباتی در ابعاد بزرگ است. مدل دقیق ارائه‌شده، اگرچه برای مقیاس متوسط کارایی دارد، اما به دلیل ماهیت ان پی سخت (زمان چندجمله‌ای غیر قطعی سخت)^۱ مسئله، در مواجهه با هزاران قلم کالا با رشد نمایی زمان حل روبرو خواهد شد. از این‌رو، توسعه الگوریتم‌های ابتکاری و فراابتکاری نظیر الگوریتم ژنتیک، تبرید شبیه‌سازی‌شده یا جستجوی محلی که بر پایه فرمول‌بندی همین مدل بنا شده باشند، یک ضرورت اجتناب‌ناپذیر برای کاربردهای صنعتی بزرگ‌مقیاس است. این رویکردها باید با تحلیل‌های حساسیت محاسباتی بر روی پارامترهای حل‌کننده همراه شوند تا بهترین توازن میان کیفیت راه‌حل و زمان پردازش حاصل گردد.

• چهارمین محور، بازنگری در فرض استقلال اقلام و پارامترهای ثابت است. در واقعیت، خرابی قطعات اغلب همبسته است و مصرف یک قطعه می‌تواند محرک تقاضای قطعه‌ای دیگر باشد. بهره‌گیری از مدل‌سازی چندمتغیره برای تحلیل همبستگی تقاضا می‌تواند دقت سیاست‌های موجودی را به شدت افزایش دهد. همچنین، پیشنهاد می‌شود که ضریب انعطاف بودجه (α) از حالت یکنواخت خارج شده و به صورت پویا و وابسته به اهمیت هر کالا (α_i) یا زمان (α_t)

در سطح علمی، این پژوهش با مدل‌سازی صریح گزینه‌های تأمین عادی و فوری و ادغام آن با محدودیت‌های بودجه و فضا، ادبیات مدیریت قطعات یدکی را یک گام به جلو برده است. برخلاف مطالعات پیشین که اغلب پیش‌بینی و کنترل موجودی را به صورت مجزا بررسی می‌کردند، این تحقیق ارزش هم‌افزایی این دو حوزه را نشان داده است. در مجموع، چارچوب ارائه‌شده راهکاری قدرتمند، عملی و منعطف برای ارتقای تاب‌آوری زنجیره تأمین در فضای رقابتی و پویای صنعتی امروز فراهم می‌آورد.

۸-۲- جهت‌گیری‌های پژوهش‌های آتی

اگرچه چارچوب پیشنهادی در این پژوهش گامی مؤثر در جهت یکپارچه‌سازی پیش‌بینی تقاضا و بهینه‌سازی موجودی برداشته است، اما ماهیت پویای مدیریت زنجیره تأمین، افق‌های متعددی را برای توسعه و تعمیق این مسیر می‌گشاید:

• نخستین محور برای تحقیقات آینده، گذار از پارامترهای قطعی به مدل‌سازی عدم قطعیت است. مدل فعلی مقادیری ثابت برای هزینه‌ها، زمان‌های تأمین و ظرفیت انبار در نظر گرفته است، حال آنکه در واقعیت این عوامل تحت تأثیر اختلالات تأمین و نوسانات بازار قرار دارند. پژوهش‌های آتی می‌توانند با بهره‌گیری از رویکردهای بهینه‌سازی تصادفی یا بهینه‌سازی استوار، تاب‌آوری مدل را در برابر شوک‌های تقاضا و تغییرات پیش‌بینی‌نشده زمان تحویل ارتقا دهند. همچنین، استفاده از بهینه‌سازی استوار توزیع‌شده در شرایطی که توزیع احتمالی داده‌ها ناشناخته است، راهکاری کارآمد برای مدیریت عدم قطعیت خواهد بود.

• دومین مسیر توسعه، گسترش دامنه جغرافیایی مدل از یک سیستم تک‌سطحی به ساختارهای چندسطحی و شبکه‌ای است. در عمل، سازمان‌ها با شبکه‌ای پیچیده از انبارهای مرکزی، مراکز توزیع منطقه‌ای و پایگاه‌های تعمیراتی سروکار دارند. توسعه مدل به یک چارچوب چندسطحی، امکان لحاظ کردن اثرات متقابل شبکه و اتخاذ تصمیمات راهبردی در

¹ Nondeterministic Polynomial-time hard (NP hard)

- Andersson, J., & Siminos, E. (2023). Spare parts demand prediction by using a random forest approach. In *Advances in Production Management Systems. Production Management Systems for Responsible Manufacturing, Service, and Logistics Futures* (pp. 795–811). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-43670-3_55
- ArunKumar, K. E., Kalaga, D. V., Kumar, C. M. S., Chilkoor, G., Kawaji, M., & Brenza, T. M. (2021). Forecasting the dynamics of cumulative COVID-19 cases (confirmed, recovered and deaths) for top-16 countries using statistical machine learning models: Auto-Regressive Integrated Moving Average (ARIMA) and Seasonal Auto-Regressive Integrated Moving Average (SARIMA). *Applied Soft Computing*, 103, 107161. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107161>
- Bhattacharyya, S. S., Kulkarni, O., & Mishra, A. (2023). Study of emerging avenues in supply chain resilience; the case of integration of additive manufacturing with spare parts procurement. *Benchmarking: An International Journal*, 30(10), 4100–4118. <https://doi.org/10.1108/BIJ-03-2022-0163>
- Croston, J. D. (1972). Forecasting and stock control for intermittent demands. *Journal of the Operational Research Society*, 23(3), 289–303. <https://doi.org/10.1057/jors.1972.50>
- Damayanti, M. L., & Sukmono, T. (2024). Analysis of spare part inventory control using economic order quantity (EOQ) and continuous review methods. *Journal for Technology and Science*, 1(3), 147–159. <https://doi.org/10.61796/ipteks.v1i3.213>
- Demke, T. M., Kämpfer, T., Lucht, T., Wachsmann, J., & Nyhuis, P. (2023). Forecast-Based Dimensioning of Spare Parts Inventory Levels in the MRO Industry. In *Advances in Production Management Systems. Production Management Systems for Responsible Manufacturing, Service, and Logistics Futures* (pp. 95–109). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-43666-6_7
- Dereci, U., & Tuzkaya, G. (2024). An explainable artificial intelligence model for predictive maintenance and spare parts optimization. *Supply Chain Analytics*, 8, 100078. <https://doi.org/10.1016/j.sca.2024.100078>
- Elhadaf, H., Marzoug, N., & Jraifi, A. (2024). Optimizing spare parts inventory management using genetic algorithm. In *2024 10th International Conference on Optimization and Applications (ICOA)* (pp. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICOA62581.2024.10754264>
- Emadi, S. H., Sadeghian, A., Rabbani, M., & Dehghan Dehnavi, H. (2024). Application of optimal control approach in the optimization of production inventory systems in supply chain. *Systems Engineering and Productivity*, 4(1), 85–98

تعریف شود تا تخصیص منابع با ظرافت بیشتری انجام گیرد.

در نهایت، افق بلندمدت این حوزه در همگرایی با روش نگهداری پیش‌بینانه نهفته است. ادغام داده‌های بلادرنگ حاصل از حسگرها و اینترنت اشیاء با مدل‌های موجودی، به سازمان‌ها اجازه می‌دهد تا تصمیمات تأمین را نه بر اساس سوابق گذشته، بلکه بر مبنای وضعیت واقعی سلامت تجهیزات اتخاذ کنند. حرکت به سمت چنین مدل‌هایی که ترکیبی از دقت ریاضی، کارایی محاسباتی و هوشمندی داده‌محور هستند، ضامن بقا و رقابت‌پذیری صنایع در آینده خواهد بود.

مشارکت‌های نویسندگان

امید ویسی: تهیه پیش نویس خطی، بازنگری اولیه گزارش، روش‌شناسی پژوهش، مدل مفهومی پژوهش، بررسی ادبیات نظری و پیشینه مرتبط، تجزیه و تحلیل داده‌ها، پیش نویس تحلیل آماری، بازبینی متن.

تضاد منافع

نویسنده اعلام می‌کند که هیچ‌گونه تضاد منافع مرتبط با تحقیق حاضر ندارد و نتایج به صورت بی‌طرفانه و بدون دخالت منافع شخصی یا حرفه‌ای به دست آمده است.

قدردانی

نویسندگان از عوامل اجرایی نشریه مهندسی سیستم و بهره‌وری و همچنین داوران محترم که کیفیت این مقاله را افزایش دادند، قدردانی می‌نمایند.

مراجع

- Abbaspour, M., Shakhshi-Niaei, M., Vahdat Zad, M. A., & Ghazanfari, M. (2020). Predicting spare parts demand using machine learning. In *Proceedings of the Eighth National Conference on Management and Humanities Research in Iran, Tehran, Iran* (In Persian). <https://civilica.com/doc/1114362/>
- Ameri, E., Ebadi, S. T., & Teimoury, E. (2021). Presenting an inventory management model for critical spare parts considering supplier disruption conditions under uncertainty. *Proceedings of the 18th International Conference on Industrial Engineering, Iran* (In Persian). <https://civilica.com/doc/1354248/>

- Krishnan, M., & Khastgir, A. (2024). Enhancing supply chain efficiency to build next-gen artificial intelligence (AI)/machine learning network through AI-driven forecasting. *International Journal of Supply Chain Management*, 13(3), 28–41. <https://doi.org/10.59160/ijscm.v13i3.6244>
- Kurawarwala, A. A., & Matsuo, H. (1998). Product growth models for medium-term forecasting of short life cycle products. *Technological Forecasting and Social Change*, 57(3), 169–196. [https://doi.org/10.1016/S0040-1625\(97\)00102-9](https://doi.org/10.1016/S0040-1625(97)00102-9)
- Liu, X., Xu, Z., & Zheng, M. (2024). Optimal inventory decisions of infrequently needed spare parts for maintenance with inaccurate demand forecasts and limited storage space. *Journal of Physics: Conference Series*, 2853, 012063. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2853/1/012063>
- Malekpour Kalbadi Nejad, S., & Bagheri Nejad, J. (2023). Presenting a dual-objective location-inventory model for designing an integrated forward/reverse logistics network. *Systems Engineering and Productivity*, 3(1), 1-40 (In Persian). <https://doi.org/10.22034/sep.2023.706141>
- Miller, D. M., & Williams, D. (2003). Shrinkage estimators of time series seasonal factors and their effect on forecasting accuracy. *International Journal of Forecasting*, 19(4), 669–684. [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(02\)00077-8](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(02)00077-8)
- Mongkolkittaveepol, P., Phongthiya, T., & Yuangyai, C. (2023). Improvement of spare parts warehouse management in selected garage. In *2023 8th International Conference on Business and Industrial Research (ICBIR)* (pp. 436–441). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICBIR57571.2023.10147442>
- Moshiri, S., & Rashidi Komijan, A. (2023). Integrated supply-production-distribution model with the aim of profit maximization (case study: Zimaband Ariafer Factory). *Systems Engineering and Productivity*, 3(1), 157-184 (In Persian). <https://doi.org/10.22034/sep.2023.706146>
- Mouschoutzi, M., & Ponis, S. T. (2022). A comprehensive literature review on spare parts logistics management in the maritime industry. *The Asian Journal of Shipping and Logistics*, 38(2), 71–83. <https://doi.org/10.1016/j.ajsl.2021.12.003>
- Mudunuri, L. N. R. (2024). Maximizing every square foot: AI creates the perfect warehouse flow. *FMDB Transactions on Sustainable Computing Systems*, 2(2), 64–73. <https://doi.org/10.69888/FTSCS.2024.000198>
- (In Persian). <https://doi.org/10.22034/msb.2024.2026595.1203>
- Fattah, J., Ezzine, L., Aman, Z., El Moussami, H., & Lachhab, A. (2018). Forecasting of demand using ARIMA model. *International Journal of Engineering Business Management*, 10, 1847979018808673. <https://doi.org/10.1177/1847979018808673>
- Fesharaki, M. M., & Landran Esfahani, S. (2024). Predicting spare parts demand based on machine learning using linear regression and artificial neural network methods. *Quarterly Journal of New Interdisciplinary Research in Basic Sciences and Technical and Engineering*, 4(1), 1-14 (In Persian). <https://civilica.com/doc/1944243/>
- Gupta, C., Kumar, V., & Kumar, K. (2024). An efficient technique for arranging various commodities in a warehouse. *Communications on Applied Nonlinear Analysis*, 31(3s), 265–276. <https://doi.org/10.52783/cana.v31.764>
- Hassanzadeh, F., Tavakkoli-Moghaddam, R., & Taleizadeh, A. (2013). Integrated pricing and inventory control model for perishable goods considering backorder shortage and vendor-managed inventory policy. *Proceedings of the second National Conference on Industrial Engineering and Systems, Tehran, Iran* (In Persian). <https://en.civilica.com/doc/251219/>
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
- Hyndman, R. J. (2004). The interaction between trend and seasonality. *International Journal of Forecasting*, 20(4), 561–563. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2004.03.005>
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and practice*. OTexts.
- Kang, Z. (2023). Robust spare parts inventory management. *SSRN Electronic Journal*.
- Kenaka, S. P., Cakravastia, A., Ma'rif, A., & Cahyono, R. T. (2025). Enhancing intermittent spare part demand forecasting: A novel ensemble approach with focal loss and SMOTE. *Logistics*, 9(1), 25. <https://doi.org/10.3390/logistics9010025>
- Kim, J.-D., Hwang, J.-H., & Doh, H.-H. (2023). A predictive model with data scaling methodologies for forecasting spare parts demand in military logistics. *Defence Science Journal*, 73(6), 647–654. <https://doi.org/10.14429/dsj.73.19129>
- Kim, J.-D., Kim, T.-H., & Han, S. W. (2023). Demand forecasting of spare parts using artificial intelligence: A case study of KX tanks. *Mathematics*, 11(3), 501. <https://doi.org/10.3390/math11030501>

- 52(2), 257–270.
<https://doi.org/10.5937/fme2402257T>
- Veisy, O., Heydari, J., Razmi, J., & Sangari, M. (2019). Optimization of distribution and support model in logistics system supply chain under dynamic and uncertainty conditions. *Military Management Quarterly*, 19(74), 81-116 (In Persian).
https://jmm.iranjournals.ir/article_38054_en.html
- Wang, Y., Shi, Q., Li, L., Li, F., & Xia, W. (2021). Spare parts supply network optimization with uncertain distributed lead times and demands. *Métodos Numéricos para Cálculo y Diseño en Ingeniería: Revista Internacional*, 37(1), 1–16.
<https://doi.org/10.23967/j.rimni.2020.11.002>
- Yu, C., Zhou, Y., & Zhang, Z. (2020). Multi-agent reinforcement learning for dynamic spare parts inventory control. In *2020 Global Reliability and Prognostics and Health Management (PHM-Shanghai)* (pp. 1–7). IEEE.
<https://doi.org/10.1109/PHM-Shanghai49105.2020.9280935>
- Zhang, S., Huang, K., & Yuan, Y. (2021). Spare parts inventory management: A literature review. *Sustainability*, 13(5), 2460.
<https://doi.org/10.3390/su13052460>
- Zhu, Q., Yang, L., & Liu, Y. (2023). Research on vehicle spare parts demand forecast based on XGBoost-LightGBM. In *Proceedings of the 2023 5th International Conference on Pattern Recognition and Intelligent Systems* (pp. 130–134). ACM.
<https://doi.org/10.1145/3609703.3609721>
- Ostertagová, E., & Ostertag, O. (2011). The simple exponential smoothing model. In *The 4th International Conference on Modelling of Mechanical and Mechatronic Systems, Technical University of Košice, Slovak Republic, Proceedings of Conference* (pp. 380–384).
- Pham, D. T., & Kiesmüller, G. P. (2024). Hybrid value function approximation for solving the technician routing problem with stochastic repair requests. *Transportation Science*, 58(2), 499–519.
<https://doi.org/10.1287/trsc.2022.0434>
- Ramírez, X. S., Solorio, X. G., Paredes, M. P., & Sifuentes, C. T. (2024). Proposal for an improvement model to reduce aircraft spare parts overstock based on ABC methodology and neural network forecasting in an air service company in Peru. In *2024 Congreso Internacional de Innovación y Tendencias en Ingeniería (CONIITI)* (pp. 1–6). IEEE.
<https://doi.org/10.1109/CONIITI64189.2024.10854866>
- Ravuri, V., & Vasundra, S. (2023). An effective weather forecasting method using a deep long-short-term memory network based on time-series data with sparse fuzzy c-means clustering. *Engineering Optimization*, 55(9), 1437–1455.
<https://doi.org/10.1080/0305215X.2022.2088741>
- Riskianto, W., Vanany, I., & Arvitrida, N. I. (2021). Consumable material spare part management control in electricity transmission system. *IPTEK Journal of Proceedings Series*, (7), 66–70.
<http://dx.doi.org/10.12962%2Fj23546026.y2020i7.9539>
- Rizki, M. I., & Dora, Y. M. (2024). Management inventory control kaizen of using continuous review policy in a PT XYZ commercial vehicle at Jakarta City, Indonesia. *International Student Conference on Business, Education, Economics, Accounting, and Management (ISC-BEAM)*.
<https://doi.org/10.21009/ISC-BEAM.012.09>
- Tapia-Ubeda, F. J., Miranda, P. A., Roda, I., Macchi, M., & Durán, O. (2020). Modelling and solving spare parts supply chain network design problems. *International Journal of Production Research*, 58(17), 5299–5319.
<https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1720924>
- Teimoury, E., & Farahani, M. M. E. (2009). A Model for spare parts' demand forecasting based on reliability, operational environment and failure interaction of parts. *International Journal of Industrial Engineering & Production Management*, 20(1), 55-64 (In Persian).
<https://ijiepm.iust.ac.ir/article-1-61-fa.html>
- Teixeira, C., Lopes, I., & Figueiredo, M. (2024). Spare parts stock management: Classification and policy assignment. *FME Transactions*,