



Proposing a Simulation-based Optimization Model for Determining Optimal Parameters in a Demand-Driven Material Requirements Planning Approach

Maryam Younespour 

Ph.D. Candidate, Department of Industrial Management, Faculty of Administrative Sciences and Economics, University of Isfahan, Isfahan, Iran. E-mail: myounespour@ase.ui.ac.ir

Majid Esmaelian * 

*Corresponding Author, Associate Prof., Department of Management, Faculty of Administrative Sciences and Economics, University of Isfahan, Isfahan, Iran. E-mail: m.esmaelian@ase.ui.ac.ir

Kamran Kianfar 

Assistant Prof., Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, University of Isfahan, Isfahan, Iran. E-mail: k.kianfar@eng.ui.ac.ir

Abstract

Objective

The demand-driven material requirements planning approach (DDMRP) considers inventory buffers at certain points in the bill of materials to respond more quickly to customer demands and demand fluctuations. In this approach, the presence of a buffer at each point of the bill of material does not necessarily improve the material flow and may lead to an increase in inventory costs. Moreover, this approach includes parameters that are experimentally set by the manager, and inappropriate values for these parameters can result in deficient performance. Therefore, this paper aims to simultaneously determine optimal values for the parameters of this approach at both the strategic level (strategic inventory positioning) and the operational level (planning phase) to minimize inventory cost and achieve a 100% service level within customer tolerance time.

Methods

In this research, a simulation-optimization model is introduced to determine the optimal values of three fundamental parameters: strategic inventory position, variability, and lead time factors. To address this, a combination of genetic algorithm and mixed-integer linear programming with a CPLEX solver is utilized. In the genetic algorithm phase, the allowed positions of the buffer are randomly selected in a way that the delivery of the final product is less than the customer tolerance time. In the mixed-integer linear

programming phase, the optimal values of variability and lead time factors are determined with the aim of minimizing inventory cost and avoiding stockout issues.

Results

The proposed model is evaluated across 12 randomly generated instances of the bill of materials, each varying in levels and the number of parts. This set includes the specific case studied in the article by Jiang and Rim. The performance of our presented model is then compared with that of Jiang and Rim's model. The results consistently reveal that the proposed model demonstrates superior efficiency across all instances. The comparison of results with the data from the main article proves that the inventory cost of the proposed model has decreased between 82% and 86%, with an average reduction of 83.6%. The improvement percentage of on-time deliveries ranges from 0% to 4%, with an average improvement of 2.2%. Comparison with randomly generated data indicates that the average inventory cost using the proposed model is reduced between 73% and 91%, with an average reduction of 81.8%. Moreover, with 100% confidence, all orders are fulfilled within a time frame shorter than the customer tolerance time.

Conclusion

In the presented model, despite more restrictions regarding the buffer position in the bill of material, the performance results of the proposed model demonstrate a significant reduction in average inventory costs compared to the Jiang and Rim model. Additionally, with full confidence, all orders will be fulfilled. The methodology employed in this research can function as a decision-support tool for managers. It aids in determining the optimal quantity and timing of manufacturing or purchasing orders, minimizing inventory costs while aiming to achieve a 100% service level within the customer tolerance time.

Keywords: Decoupled buffer point, Decoupled lead time, Demand-driven Material Requirement Planning (DDMRP), Production planning.

Citation: Younespour, Maryam; Esmaelian, Majid & Kianfar, Kamran (2023). Proposing a Simulation-based Optimization Model for Determining Optimal Parameters in a Demand-Driven Material Requirements Planning Approach. *Industrial Management Journal*, 15(4), 621-649. (in Persian)

Industrial Management Journal, 2023, Vol. 15, No 4, pp. 621-649
Published by University of Tehran, Faculty of Management
<https://doi.org/10.22059/IMJ.2024.361277.1008063>
Article Type: Research Paper
© Authors

Received: June 29, 2023
Received in revised form: September 16, 2023
Accepted: October 04, 2023
Published online: January 20, 2024





ارائه مدل شبیه‌سازی - بهینه‌سازی برای تعیین بهینه پارامترهای رویکرد برنامه‌ریزی نیازمندی مواد مبتنی بر تقاضا

مریم یونس پور

دانشجوی دکتری، گروه مدیریت صنعتی، دانشکده علوم اداری و اقتصاد، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران. رایانامه: myounespour@ase.ui.ac.ir

مجید اسماعیلیان *

* نویسنده مسئول، دانشیار، گروه مدیریت، دانشکده علوم اداری و اقتصاد، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران. رایانامه: m.esmaelian@ase.ui.ac.ir

کامران کیانفر

استادیار، گروه مهندسی صنایع، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران. رایانامه: k.kianfar@eng.ui.ac.ir

چکیده

هدف: رویکرد برنامه‌ریزی نیازمندی مواد مبتنی بر تقاضا، بافرهایی از موجودی را در برخی از نقاط نمودار ساختار محصول برای پاسخ‌گویی سریع‌تر به مشتریان و نوسان‌های تقاضا در نظر می‌گیرد. در این رویکرد، وجود بافر در هر بخشی از نمودار ساختار محصول، الزاماً باعث بهبود جریان مواد نخواهد شد و می‌تواند به افزایش هزینه موجودی منجر شود. از سوی دیگر، این رویکرد پارامترهایی را شامل می‌شود که به صورت تجربی توسط مدیر مقاردهی می‌شود و مقدار نامناسب این پارامترها به عملکرد ضعیف آن منجر خواهد شد. از این رو، در مقاله حاضر تلاش شده است که با در نظر گرفتن هم‌زمان سطح استراتژیک (تعیین مناطق استراتژیک موجودی) و سطح عملیاتی (فاز برنامه‌ریزی) به تعیین مقادیر بهینه پارامترهای این رویکرد با هدف حداقل کردن سطح موجودی و رسیدن به سطح خدمت ۱۰۰ درصد در زمان انتظار مشتری پرداخته شود.

روش: در این پژوهش یک مدل شبیه‌سازی - بهینه‌سازی برای تعیین بهینه سه پارامتر اساسی موقعیت استراتژیک موجودی، فاکتور نوسان و زمان ارائه شده است که برای حل آن، از ترکیبی از الگوریتم ژنتیک و برنامه‌ریزی خطی عدد صحیح آمیخته با حل‌کننده CPLEX بهره گرفته شده است. در مرحله الگوریتم ژنتیک، مناطق مجاز بافر به صورت تصادفی انتخاب می‌شود؛ به نحوی که تحویل محصول نهایی، کمتر از زمان تحمل مشتری باشد و در مرحله برنامه‌ریزی خطی عدد صحیح آمیخته، مقادیر بهینه فاکتورهای نوسان و زمان با هدف حداقل کردن سطح موجودی و عدم مواجهه با کمبود مقاردهی می‌شود.

یافته‌ها: مدل پیشنهادی در ۱۲ نمونه تصادفی از نمودار ساختار محصول با سطوح و تعداد قطعات مختلف و مثال موجود در مقاله جیانگ و ریم بررسی و عملکرد مدل ارائه شده با مدل مقاله جیانگ و ریم مقایسه شد. نتایج نشان داد که در تمامی مسائل، مدل ارائه‌شده کارایی بهتری داشته است. مقایسه نتایج با داده‌های مثال مقاله اصلی اثبات می‌کند که هزینه موجودی مدل ارائه‌شده بین ۸۲ تا ۸۶ درصد و به‌طور متوسط ۸۳/۶ درصد کاهش یافته است و درصد بهبود سفارش‌های تحویل شده به‌موقع، بین ۰ تا ۴ درصد و به‌طور متوسط ۲/۲ درصد است. مقایسه نتایج با داده‌های تصادفی ایجاد شده نشان می‌دهد که متوسط هزینه موجودی با استفاده از مدل پیشنهادی، بین ۷۳ تا ۹۱ درصد و به‌طور متوسط ۸/۸۱ درصد کمتر شده است و با اطمینان ۱۰۰ درصد، کلیه سفارش‌ها در زمانی کمتر از تحمل مشتری برآورده شده است.

نتیجه‌گیری: در مدل ارائه شده با وجود محدودیت بیشتر نسبت به مکان بافرها در نمودار ساختار محصول، نتایج عملکرد مدل پیشنهادی اثبات می‌کند که میانگین هزینه موجودی، نسبت به مدل جیانگ و ریم کاهش چشمگیری یافته است؛ ضمن اینکه با اطمینان کامل، کلیه سفارش‌ها برآورده خواهد شد. رویکرد این پژوهش می‌تواند به‌عنوان ابزار پشتیبانی تصمیم‌گیری برای مدیران جهت تعیین مقدار و زمان درخواست سفارش تولید/خرید با کمترین هزینه نگهداری موجودی و رسیدن به سطح خدمت ۱۰۰ درصد در مدت زمان انتظار مشتری باشد.

کلیدواژه‌ها: بافرهای نقطه جداکننده، برنامه‌ریزی تولید، برنامه‌ریزی نیازمندی مواد مبتنی بر تقاضا، زمان جداکننده..

استناد: یونس‌پور، مریم؛ اسماعیلیان، مجید و کیانفر، کامران (۱۴۰۲). ارائه مدل شبیه‌سازی - بهینه‌سازی برای تعیین بهینه پارامترهای رویکرد برنامه‌ریزی نیازمندی مواد مبتنی بر تقاضا. مدیریت صنعتی، ۱۵(۴)، ۶۲۱-۶۴۹.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۴/۰۸

تاریخ ویرایش: ۱۴۰۲/۰۶/۲۵

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۷/۱۲

تاریخ انتشار: ۱۴۰۲/۱۰/۳۰

doi: <https://doi.org/10.22059/IMJ.2024.361277.1008063>

مدیریت صنعتی، ۱۴۰۲، دوره ۱۵، شماره ۴، صص. ۶۲۱-۶۴۹

ناشر: دانشکده مدیریت دانشگاه تهران

نوع مقاله: علمی پژوهشی

© نویسندگان

مقدمه

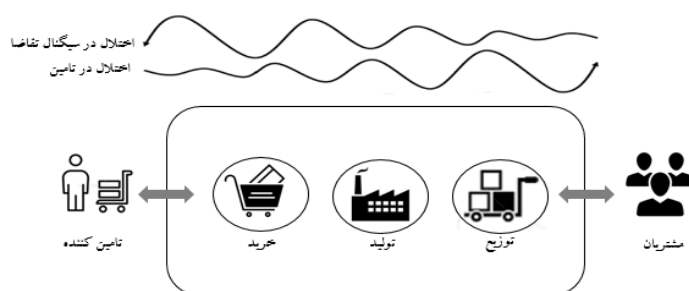
صنایع تولیدی مختلف از استراتژی‌های مختلف برای کنترل و برنامه‌ریزی محصولات^۱ خود استفاده می‌کنند. موفقیت یا شکست اجرای این استراتژی‌ها، به محیط تولید و به‌ویژه تقاضا و اقدامات عملکردی شرکت‌ها بستگی دارد. رویکردهای کلاسیک کنترل و برنامه‌ریزی محصولات عبارت‌اند از: کانبان، برنامه‌ریزی منابع تولید^۲ و تئوری محدودیت‌ها^۳. تکنیک‌های نوظهور دیگری از جمله کنترل حجم کار^۴، حلقه‌های هم‌پوشانی دوتایی از کارت‌ها با اختیارات^۵، موجودی ثابت در حین کار^۶ و مدیریت زنجیره تأمین الکترونیکی^۷ نیز شامل آن می‌شود (استیونسن، هندری و کینگسان^۸، ۲۰۰۵).

معیارهای متفاوتی برای ارزیابی عملکرد سیستم برنامه‌ریزی و کنترل تولید تحت استراتژی‌های مختلف وجود دارد که می‌توان به تحویل به‌موقع مشتری، کاهش سرمایه در گردش (موجودی مواد اولیه، قطعات نیمه‌ساخته و ساخته شده) و... اشاره کرد و رویکردهای مختلف را تحت این عوامل به بررسی پرداخت.

برنامه‌ریزی نیازمندی‌های مواد (MRP)^۹، از رویکردهای متداول برنامه‌ریزی و کنترل تولید است. در این دیدگاه، با دست داشتن اطلاعات لازم در مورد میزان تقاضا برای محصولات و همچنین نمودار ساختار محصولات مورد نیاز، می‌توان به راحتی مقدار تقاضا برای هر محصول و اجزای آن را محاسبه کرد (یوسفی‌زاده و ملانظری، ۱۳۹۷). با وجود ضعف‌های بسیار این رویکرد برنامه‌ریزی، امروزه در اکثر شرکت‌های تولیدی بزرگ و متوسط در سراسر دنیا به کار گرفته می‌شود. مبنای اصلی این روش پیش‌بینی است که با توجه به پیچیدگی محیطی و محصولات، دقت کافی ندارد و تحویل محصول در زمان انتظار مشتری کارآمد نخواهد بود؛ بنابراین عدم دقت در پیش‌بینی یا کمترین تغییر در نیاز مشتری و تأمین مواد اولیه، مطابق شکل ۱، موجب تغییرات چندین برابری در طول زنجیره تأمین، از جمله اثر شلاق چرمی خواهد شد. اثر شلاق چرمی بیان می‌کند که نوسان تغییر تقاضا از سمت ابتدای زنجیره تأمین به انتهای این زنجیره افزایش می‌یابد (بنی‌هاشمی و حاجی مولانا، ۱۳۹۸). با توجه به اهمیت این موضوع، گلچوب فیروزجائی، شعار و رجب‌زاده قطری (۱۴۰۱)، در پژوهش خود به شبیه‌سازی رفتار انتشار اختلال و پیش‌بینی کمی اثر موجی اختلال تأمین کننده بر توزیع کننده پرداختند تا بتوانند اثر و نتیجه اختلال در زنجیره تأمین را نشان دهند و آسیب‌پذیری ناشی از اختلال را برآورد کنند. ایل‌بیگی‌نژاد، ایزدبخش و ارشدی‌خمسه (۱۴۰۰)، از طریق افزایش تاب‌آوری زنجیره تأمین، به گسترش روابط و استفاده بهتر از منابع مالی پرداختند.

علاوه بر این، عملکرد موجودی توسط این روش بسیار ضعیف است؛ به این صورت که شرکت‌هایی که از این رویکرد استفاده کرده‌اند در اکثر مواقع از مزاد و کمبود موجودی رنج می‌برند (پتاک و اسمیت^{۱۰}، ۲۰۱۹).

1. Production Planning and Control
2. MRP II
3. Theory of Constraint
4. Work Load Control
5. Paired-cell Overlapping Loops of Cards with Authorization
6. Constant Work in Process
7. Electronic Supply Chain Management
8. Stevenson, Hendry & Kingsman
9. Material Requirement Planning
10. Ptak & Smith

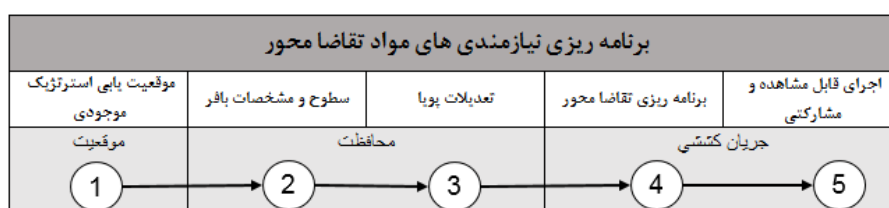


شکل ۱. تأثیر نوسان‌ها در طول زنجیره تأمین مطابق رویکرد MRP

اصطلاح VUCA برای توصیف محیطی است که صنایع باید با آن سازگار شوند. ^۱V نشان‌دهنده تغییرات سریع است که باعث کاهش چرخه عمر محصول می‌شود، ^۲U مربوط به عدم اطمینان است که پیش‌بینی آینده با افزایش حجم اطلاعات موجود و تغییر سریع بازار، پیچیده‌تر می‌شود. ^۳C پیچیدگی و ^۴A برای ابهام در نظر گرفته می‌شود (مینزل^۵، ۲۰۱۹).

یک راه‌حل جدید برای مقابله با عوامل VUCA و بهبود معیارهای ارزیابی عملکرد سیستم برنامه‌ریزی و کنترل تولید در صنایع، برنامه‌ریزی نیازمندی‌های مواد مورد نیاز تقاضامحور (DDMRP)^۶ است که در اوایل دهه ۲۰۱۰ توسط کارول پتاک و چاد اسمیت ظهور کرد. DDMRP یک روش برنامه‌ریزی، زمان‌بندی و اجرای چندمرحله‌ای برای محافظت و ارتقا جریان اطلاعات و مواد مربوطه است که از طریق استقرار و مدیریت موقعیت استراتژیک بافرهای موجودی در نقاط جداسازی تحقق می‌یابد (پتاک و اسمیت، ۲۰۱۹).

شکل ۲، پنج مرحله متوالی از رویکرد DDMRP را نشان می‌دهد که توسط پتاک و اسمیت معرفی شد.



شکل ۲. مراحل رویکرد DDMRP

منبع: (پتاک و اسمیت، ۲۰۱۹)

مرحله اول شامل موقعیت استراتژیک بافرها است. جداکننده‌ها یک روش منحصربه‌فرد برای کاهش یا از بین بردن نوسان در بین بخش‌های وابسته سیستم است (پتاک و اسمیت، ۲۰۱۹). همان‌گونه که وجود بافر در موقعیت‌های نامناسب

1. Volatility
2. Uncertainty
3. Complexity
4. Ambiguity
5. Meinzel
6. Demand Driven Material Requirement Planning

از اقلام موجود در نمودار ساختار محصول (BOM)^۱ موجب اتلاف عظیم منابع شرکت و تحمیل هزینه بسیار بالای نگهداری موجودی می‌شود، حذف بافرهای موجودی حیاتی نیز، زنجیره تأمین را در معرض خطر جدی قرار می‌دهد. تخصیص نقاط جداکننده در BOM یک زمان انجام کار (LT)^۲ جدید به نام زمان جداکننده (DLT)^۳ ایجاد می‌کند که به‌عنوان طولانی‌ترین زنجیره زمان تجمعی محافظت نشده در BOM تعریف می‌شود (میکلو، فوتانیلی، لوراس، لاموت و میلیان^۴، ۲۰۱۶). پتاک و اسمیت فهرستی از شش عامل مهم موقعیت‌یابی برای قراردادن موجودی پیشنهاد کردند که به‌عنوان نقاط جداکننده نیز شناخته می‌شود (پتاک و اسمیت، ۲۰۱۹). اکثر معیارهایی که آنان تعریف کردند، جنبه تفسیری دارد و به برنامه‌ریز حق انتخاب زیادی می‌دهد.

در مرحله دوم پروفایل و سطوح بافر و به عبارتی دیگر، میزان حفاظت در نقاط جداکننده، تنظیم و محاسبه می‌شود. برای هر پروفایل بافر، برنامه‌ریز باید درصدی را برای فاکتور زمان (LTF)^۵ و فاکتور نوسان (VF)^۶ انتخاب کند. به‌طور کلی به برنامه‌ریز اختیار می‌دهد تا مقدار این پارامترها را در یک محدوده خاص انتخاب کند که به دلیل ذهنی بودن و مشکلات ناشی از محاسبه دقیق آن، به نتایج ناسازگار منجر می‌شود و به‌دنبال آن، محاسبه ذخیره احتیاطی از دقت کافی برخوردار نخواهد بود. موجودی زیاد باعث سرمایه‌انباشته و فضای اضافی برای ذخیره آن‌ها می‌شود. علاوه بر این خطرات ناشی از فرسودگی را افزایش می‌دهد. از طرف دیگر، هنگامی که شرکت موجودی بسیار کمی دارد، کمبودهای مکرر می‌تواند فرصت‌های فروش را از بین ببرد.

سطوح بافر از سه منطقه تشکیل شده است و هر منطقه عملکرد خاصی دارد. میانگین استفاده روزانه (ADU)^۷ و DLT در تعیین مناطق بافر نقش دارند و یکی از روش‌های محاسبه این مناطق به‌صورت زیر است:

$$\text{منطقه سبز} = \text{ADU} * \text{DLT} * \text{LTF}$$

$$\text{منطقه زرد} = \text{DLT} * \text{ADU}$$

$$\text{منطقه قرمز} = \text{ADU} * \text{DLT} * \text{LTF} * (1 + \text{VF})$$

فاکتور زمان درصدی از $\text{ADU} * \text{DLT}$ است که در محاسبات مناطق قرمز و سبز رنگ بافرها تأثیرگذار است. در اصل، مدل‌های اولیه ارائه شده از این رویکرد در تلاش است که به صورت قضاوتی برای قطعات با LT طولانی‌تر، فاکتور زمان کوچک‌تری در نظر بگیرد و سیگنال‌های سفارش مکرر و کوچک‌تر تعیین کند و برعکس. فاکتور نوسان مربوط به نوسان عرضه و تقاضاست که در تعیین منطقه قرمز رنگ بافرها تأثیرگذار است (پتاک و اسمیت، ۲۰۱۹). فاکتور نوسان جهت تاب‌آوری در زنجیره تأمین معرفی شده که هدف آن، بقای طولانی‌مدت سیستم مدنظر، برای مقابله با اختلال‌های موجود در سطح زنجیره است (بهادران، فدایی اشکیکی، طالقانی و همایون‌فر، ۱۴۰۱).

مرحله سوم به‌عنوان بافرهای پویا در گذشت زمان شناخته می‌شود که نشانه سازگاری شرکت با محیط‌های پویا

1. Bill of Material
2. Lead Time
3. Decoupled Lead Time
4. Miclo, Fontanili, Luras, Lamothe & Milian
5. Lead Time Factor
6. Variability Factor
7. Average Daily Usage

است. زنجیره‌های تأمین باید آماده‌سازی با بازارهای بی‌ثبات و ارائه بهترین خدمات به مشتری باشند؛ بنابراین، نیاز به استفاده از بافرهای پویا دارد تا بتواند با نیازهای جدید سازگار شود.

مرحله چهارم، شامل قوانین برنامه‌ریزی ابتکاری جهت ایجاد سفارش‌های بازپرسی اقلام بافر شده بر اساس معادله موقعیت جریان خالص (NFP)^۱ زیر است:

موقعیت جریان خالص = مجموع سفارش‌های در راه + موجودی در دسترس - تقاضای واجد شرایط

موقعیت جریان خالص تصمیم می‌گیرد که آیا سفارش بازپرسی مجدد در برابر موقعیت بافر ایجاد می‌شود یا خیر. نقاط جداکننده همراه با روند برنامه‌ریزی که در بالا توضیح داده شد، باعث انفجارهای جداکننده در BOM می‌شود. اگر NFP زیر حد بالای ناحیه زرد (TOY)^۲ باشد، یک سفارش بازپرسی ایجاد می‌شود که برابر با مقدار مورد نیازی است که NFP به حد بالای منطقه سبز (TOG)^۳ برسد و موجب انفجار دیگر در نقطه جداکننده سطوح پایین‌تر می‌شود، در غیر این صورت انفجار در نقطه جداکننده فعلی متوقف می‌شود.

مرحله آخر اجرای سیستمی است که انواع اقلام را به‌منظور بهبود ارتباط اطلاعات و اولویت‌ها در بین شرکت‌ها و زنجیره تأمین آن‌ها ادغام می‌کند.

با توجه به معایب ذکر شده در رویکردهای سنتی برنامه‌ریزی تولید و قابلیت رویکرد DDMRP، این پژوهش به دنبال افزایش عملکرد سیستم‌های تولیدی برای یکپارچه‌کردن سطوح استراتژیک و عملیاتی و بهینه‌سازی پارامترهای این رویکرد و با در نظر گرفتن موارد زیر است:

- رسیدن به سطح خدمت ۱۰۰ درصد در زمان انتظار مشتری؛
- کاهش هزینه موجودی در سیستم تولیدی و در نظر گرفتن زمان انتظار مشتری جهت تحویل محصول نهایی؛
- تعیین پارامترهای بهینه رویکرد DDMRP به صورت هم‌زمان در سطح استراتژیک و عملیاتی (موقعیت استراتژیک موجودی، فاکتورهای نوسان و زمان)؛
- به کارگیری یک مدل شبیه‌سازی - بهینه‌سازی با ترکیبی از الگوریتم ژنتیک (GA)^۴ و برنامه‌ریزی خطی عدد صحیح آمیخته (MILP)^۵.

بنابراین به دنبال پاسخ این پرسش هستیم که چگونه می‌توان از طریق ادغام سطوح استراتژیک و عملیاتی در رویکرد DDMRP، مدلی طراحی کرد که عملکرد سیستم تولیدی را بهبود بخشد، تأثیر قضاوت‌های انسانی در تعیین پارامترهای این رویکرد را کاهش دهد و در آن بتوان به گونه‌ای موقعیت استراتژیک موجودی و فاکتورهای نوسان و زمان را تعیین کرد که هزینه موجودی کمینه شود و در عین حال به تمامی نیازهای مشتریان در مدت زمانی کمتر از آستانه تحمل آن‌ها پاسخ داد. در نهایت جهت ارزیابی عملکرد مدل ارائه شده نیاز است که توسط ایجاد تصادفی نمودارهای ساختار محصول با مدل جیانگ و ریم در دوره معین شبیه‌سازی با تقاضای تصادفی مورد مقایسه قرار گیرد. این رویکرد

1. Net Flow Position

2. Top of Yellow

3. Top of Green

4. Genetic Algorithm

5. Mixed-Integer Linear Programming

می‌تواند به‌عنوان یک ابزار پشتیبانی تصمیم‌گیری استفاده شود که به مدیر کمک می‌کند تا پارامترهای DDMRP را اصلاح کند.

پیشینه پژوهش

در دنیای رقابتی امروزه میان واحدهای صنعتی، تأکید فزاینده‌ای بر عملیات تولیدی وجود دارد. کارایی یک زنجیره تأمین، علاوه بر کارایی تک‌تک اجزا، به کارایی یکپارچه و در نظر گرفتن ارتباط بین اجزا در زنجیره تأمین وابسته است. مدیریت زنجیره تأمین یک مجموعه از روش‌هایی است که برای یکپارچه نمودن مؤثر عرضه‌کنندگان، تولیدکنندگان، انبارها و فروشگاه‌ها به کار می‌رود، تا محصولات مورد نیاز به مقدار مشخص و در زمان معین و در مکان معین تولید شده و به مشتریان عرضه شود تا هزینه‌های کل زنجیره حداقل شود و همچنین نیاز مشتریان با سطح سرویس بالا برآورده شود (سیمچی لوی و کامینسکی^۱، ۲۰۰۰). برخی پژوهش‌ها در راستای رفع چالش‌های زنجیره تأمین سنتی و مدیریت موجودی تلاش کرده‌اند. برای مثال محمدی، سجادی، نجفی و تقی‌زاده یزدی (۱۴۰۱)، در پژوهش خود با مدل‌سازی زنجیره تأمین هوشمند، به دنبال کمینه‌کردن هزینه و زمان در زنجیره تأمین پرداختند. DDMRP یکی از رویکردهای نوظهور در زنجیره تأمین است که بناونت، پرالتا، کوئیسپه، موگرزا و ریموندو^۲ (۲۰۲۳)، در پژوهش خود اشاره کردند که حجم مطالعات در حوزه رویکرد DDMRP بسیار کم است.

در این پژوهش ساختار کلی ادبیات موضوع از حیث چهار جنبه مورد بررسی قرار گرفته است که شامل: مقایسه DDMRP با سایر سیستم‌های تولیدی، ارزیابی کارایی DDMRP با توجه به مطالعه موردی واقعی، تأثیر موقعیت استراتژیک موجودی در کارایی رویکرد DDMRP و تأثیر پارامترهای عملیاتی در کارایی رویکرد DDMRP است. جنبه‌های اول و دوم بر قابلیت‌ها و نقاط قوت این رویکرد نسبت به سایر سیستم‌های تولیدی و در مطالعه موردی واقعی تأکید دارد و جنبه‌های سوم و چهارم به فقدان مطالعات کافی در سطوح استراتژیک و عملیاتی و همچنین عدم بررسی هم‌زمان این دو سطح متمرکز است. در نهایت به جمع‌بندی و ارائه شکاف تحقیقاتی پرداخته شده است.

۱. مقایسه DDMRP با سایر سیستم‌های تولیدی

روش‌های متعددی در سیستم مدیریت جریان و مواد وجود دارد که اغلب تحت عنوان روش‌های فشاری، روش‌های کششی و روش‌های ترکیبی تقسیم‌بندی می‌شوند. اثربخشی و کاربرد این روش‌ها وابسته به محیط و شرایط تولیدی است. از معروف‌ترین سیستم‌های استراتژی فشاری و کششی، به ترتیب می‌توان از MRP و کانبان نام برد. در سیستم فشاری بر اساس برنامه تولید مبتنی بر پیش‌بینی تقاضا، فرایند تولید قطعات شروع می‌شود و قطعات مطابق توالی تولید از پیش تعیین شده آماده شده و به ایستگاه بعدی منتقل می‌شوند (بهراری و علیدوست، ۱۳۹۹). در سیستم تولید کششی، تولید بر اساس تقاضا و نیاز واقعی مشتری آغاز می‌شود. فرایند تولید در پاسخ به تقاضای مشتری و با پیروی از رویکرد مشتری محور آغاز می‌شود (اھنو و بدک^۳، ۲۰۱۹). سیستم‌های تولید ترکیبی از ترکیب سیستم‌های فشاری و کششی

1. Simchi Levi & Kaminsky
2. Benavente, Peralta, Quispe, Moguerza & Raymundo
3. Ohno & Bodek

تشکیل می‌شوند (رشدیدی کمیجانی و قربانی، ۱۳۹۱). DDMRP اغلب به‌عنوان یک سیستم فشاری و کششی طبقه‌بندی می‌شود (ازاموری و همکاران، ۲۰۲۱) که هم بر پیش‌بینی (سیستم فشاری، MRP) و هم بر مشاهده لحظه‌ای موجودی و تقاضا (سیستم کششی، کانبان) متکی است. این رویکرد جهت مواجهه با نوسان‌های تقاضا، از بافرهای موجودی استفاده می‌کند که در برخی از مناطق BOM تعبیه شده است. از آنجایی که این رویکرد یکی از پیشرفت‌های اخیر در حوزه سیستم مدیریت موجودی است، ادبیات در مورد این موضوع نسبتاً کمیاب است. مرزوگوی و همکاران^۱ (۲۰۲۰)، طی بررسی مطالعات موجود در مورد رویکرد DDMRP، به کمبود مرور ادبیات در این زمینه اشاره کرده‌اند و اذعان نمودند که اکثر پژوهشگران به‌دنبال تأیید مفاهیم جدیدی بوده‌اند که با استفاده از این روش ابداع شده است. آن‌ها ضعف DDMRP را در تعیین مقدار فاکتورهای نوسان و زمان، پروفایل بافر، فرکانس تعدیل مجدد و موقعیت استراتژیک بافر معرفی کرده‌اند که به انتخاب و قضاوت برنامه‌ریز بستگی دارد (مرزوگوی و همکاران، ۲۰۲۰).

برخی مطالعات به مقایسه رویکرد DDMRP با سایر سیستم‌های مدیریت موجودی پرداختند و عملکرد خوب این رویکرد را در نتایج خود ارائه داده‌اند. برای مثال، میکلو و همکاران (۲۰۱۶)، توسط شبیه‌سازی گسسته پیشامد یک مطالعه موردی، به مقایسه روش‌های MRP II و DDMRP پرداختند. برای این منظور هفت سناریو مختلف را با در نظر گرفتن نوسان‌های داخلی (بی‌ثباتی زمان پردازش و راه‌اندازی) و نوسان‌های خارجی (تقاضای فصلی و جهش دار) طراحی کردند. آن‌ها با توجه به شاخص کلیدی عملکرد معرفی شده و تحلیل نتایج و مفروضات مشخص شده، کارایی روش DDMRP را نشان دادند (میکلو و همکاران، ۲۰۱۶). میکلو و همکاران (۲۰۱۹)، در پژوهش خود به ارزیابی اثربخشی رویکردهای DDMRP، کانبان و MRP II توسط شبیه‌سازی گسسته پیشامد پرداخته‌اند. آن‌ها با به‌کارگیری طراحی آزمایشات، متغیرهای مستقل که شامل نوع رویکرد برنامه‌ریزی و نوسان تقاضا و همچنین معرفی ۱۲ متغیر وابسته، DDMRP را به‌عنوان رویکرد برتر برنامه‌ریزی تولید معرفی کردند. همچنین توریر، فرناندس و استیونس^۲ (۲۰۲۰)، در پژوهش خود با استفاده از شبیه‌سازی و تحت سطوح مختلف، وجود گلوگاه و شدت آن و تاریخ سررسید، به مقایسه سیستم‌های کانبان، MRP^۳ و OPT^۳ پرداختند. آن‌ها نتیجه‌گیری کردند که در صورت عدم وجود گلوگاه، کانبان و DDMRP و در صورت وجود گلوگاه، DDMRP و OPT بهترین عملکرد را دارند.

۲. ارزیابی کارایی DDMRP با توجه به مطالعه موردی واقعی

برخی از نویسندگان عملکرد DDMRP را با استفاده از داده‌های مطالعه موردی مورد ارزیابی قرار داده‌اند. به‌طور مثال، شوفا و ویدارتو^۴ (۲۰۱۷)، یک مطالعه موردی واقعی از صنعت خودروسازی ارائه می‌دهند و پس از اجرای DDMRP، نویسندگان کاهش سطح موجودی و زمان سررسید را نشان می‌دهند. ولاسکو آکوستا، ماسکل و باپتیست^۵ (۲۰۲۰)، رویکرد DDMRP را ارزیابی کردند و کارایی این رویکرد را با توجه به یک مثال ساختگی در یک محیط پیچیده ثابت

1. Marzougui et al.

2. Thüerer, Fernandes & Stevenson

3. Optimized Production Technology

4. Shofa & Widyarto

5. Velasco Acosta, Mascle & Baptiste

کردند. ایگواران^۱ (۲۰۲۳)، مطالعه موردی مدل DDMRP را در یک شرکت چند ملیتی از بخش مواد غذایی واقع در ایتالیا ارائه می‌کند و نتایج امیدوارکننده‌ای را نه تنها با در نظر گرفتن شاخص‌های کلیدی عملکرد مالی بلکه عملکرد کلی عملیاتی نشان داد (ایگواران، ۲۰۲۳).

۳. تأثیر موقعیت استراتژیک موجودی در کارایی رویکرد DDMRP

برخی از نویسندگان به تأثیر موقعیت استراتژیک موجودی در کارایی این رویکرد اشاره کردند و به کاهش اثر ذهنیت آن پرداختند. برای مثال، جیانگ و ریم (۲۰۱۶)، در پژوهش خود و با استفاده از الگوریتم ژنتیک به تعیین مجموعه ایستگاه‌های بهینه برای نگهداری موجودی در جریان فرایند (WIP)^۲ می‌پردازند تا علاوه بر کاهش هزینه نگهداری موجودی، موعد تحویل کالای نهایی در یک BOM عمومی برآورده گردد (جیانگ و ریم^۳، ۲۰۱۶). ولاسکو آکوستا و همکاران (۲۰۲۰)، در پژوهش خود هفت نوع ساختار با توجه به اقلام بافر شده و بافر نشده برای موقعیت استراتژیک موجودی در نظر گرفتند و کارایی این رویکرد را با توجه به یک مثال ساختگی در یک محیط پیچیده ثابت کردند. آچرگوی و همکاران (۲۰۲۱)، در مطالعه خود به مسئله موقعیت‌یابی بافر و در نظر گرفتن زمان قطعی در محیط ساخت برای سفارش (MTO)^۴ و ساخت برای انبار (MTS)^۵، به حداقل نمودن هزینه موجودی پرداختند. آن‌ها عملکرد مدل ریاضی خطی‌سازی شده و مدل برنامه‌ریزی محدودیت را مقایسه کردند و به این نتیجه رسیدند که مدل ریاضی در زمان کمتری به جواب بهینه خواهد رسید. در عین حال، اکثر مطالعات صورت‌گرفته، به مرحله موقعیت‌یابی استراتژیک توجه چندانی نکرده‌اند یا بدون تحلیل و آنالیز مرتبط با این مرحله، بخش‌هایی از BOM را به صورت نقاط بافر شده در نظر گرفته‌اند (میکلو و همکاران، ۲۰۱۶؛ کورتاباریا، آپاولازا، لیزارالده و آمورورتو^۶، ۲۰۱۸؛ شوفا، مویس و رستیانا^۷، ۲۰۱۸؛ لی و ریم^۸، ۲۰۱۹؛ میکلو و همکاران، ۲۰۱۹؛ توریر و همکاران، ۲۰۲۰؛ لاهریچی، داماند و بارت^۹، ۲۰۲۲).

۴. تأثیر پارامترهای عملیاتی در کارایی رویکرد DDMRP

نویسندگان اندکی به تأثیر پارامترهای نوسان و زمان در کارایی این رویکرد می‌پردازند. برای مثال، باهو، بیرونو و هوولاک^{۱۰} (۲۰۱۹)، به عدم وجود یک روش خودکار و عینی برای تعیین این پارامترها اشاره می‌کنند. پس از آن‌ها، لی و ریم (۲۰۱۹)، یک فرمول ذخیره ایمنی جایگزین برای بازسازی DDMRP ارائه دادند که فاکتور ذهنیت را در تعیین ذخیره ایمنی در رویکرد DDMRP به حداقل برسانند. علاوه بر این، آن‌ها از طریق شبیه‌سازی، بهبود متوسط موجودی توسط فرمول پیشنهادی را نشان دادند. لاهریچی و همکارانش (۲۰۲۲)، یک روش برنامه‌ریزی عدد صحیح مختلط برای

1. Iguaran Munoz
2. Work in Process
3. Jiang & Rim
4. Make to Order
5. Make to Stock
6. Kortabarría, Apaolaza, Lizarralde & Amorrortu
7. Shofa, Moeis & Restiana
8. Lee & Rim
9. Lahrichi, Damand & Barth
10. Bahu, Bironneau & Hovelague

بهینه‌سازی سطح موجودی ارائه دادند و طی آن به تعیین مقدار بهینه فاکتورهای زمان و نوسان و آستانه پیک سفارش‌ها پرداختند. داماند، لاهریچی و بارت^۱ (۲۰۲۲)، یک الگوریتم بهینه‌سازی چندهدفه برای ثابت کردن مجموعه‌ای از پارامترها از جمله پارامتر زمان و نوسان با استفاده از روش یادگیری ماشینی پیشنهاد کردند. پژوهش دوهم، بنالی و مارتین^۲ (۲۰۲۳)، اولین پژوهشی است که استفاده از یادگیری ماشین را برای پارامترسازی در رویکرد DDMRP با تقاضای ناشناخته و به‌ویژه برای تنظیم پویای آستانه تقاضای سفارش و افق دید سفارش پیشنهاد می‌کند. سایر مطالعات از مقارنه پارامتر زمان و نوسان و آستانه تقاضای سفارش به‌صورت ذهنی استفاده کرده‌اند (مینزل، ۲۰۱۹؛ میکلو و همکاران، ۲۰۱۹؛ کورتاباریا و همکاران، ۲۰۱۸؛ شوفا و همکاران، ۲۰۱۸؛ توریر و همکاران، ۲۰۲۰؛ میکلو و همکاران، ۲۰۱۶؛ جیانگ و ریم، ۲۰۱۶؛ ولاسکوآکوستا و همکاران، ۲۰۲۰). از میان مطالعات انجام شده در این حوزه، فقط شوا، گوانا، یوئب و ممتاز^۳ (۲۰۲۳)، به برنامه‌ریزی این رویکرد تحت محدودیت منابع توسط ادغام برنامه‌ریزی DDMRP و الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری پرداخته‌اند.

جدول ۱ مقایسه‌ای کلی بین پژوهش‌های انجام شده در این زمینه ارائه می‌دهد. این جدول علاوه بر معرفی نام نویسنده، سال چاپ و عنوان پژوهش، به دو بخش مجزای دیگر تقسیم شده است. در بخش اول (موقعیت‌یابی استراتژیک موجودی) و ستون بررسی، چنانچه مطالعات با روش علمی به بررسی موقعیت‌یابی استراتژیک موجودی پرداخته باشند با علامت تیک نشان داده شده است. در ستون روش از این بخش، روش تعیین بافرها جهت موقعیت‌یابی استراتژیک موجودی در مطالعات آورده شده است. در بخش دوم (مرحله عملیاتی رویکرد DDMRP) که مربوط به سطح عملیاتی است، از چهار ستون تشکیل شده است. در ستون بررسی، چنانچه پژوهش به بررسی فاز عملیاتی مسئله DDMRP پرداخته باشد با علامت تیک مشخص شده است و تعیین فاکتور نوسان بهینه و فاکتور زمان بهینه در ستون دوم و سوم مربوط به بخش DDMRP نشان داده است. همچنین روش مورد استفاده آن‌ها در ستون چهارم این بخش آورده شده است.

با توجه به جدول ۱، تعداد مطالعات اندکی به صورت علمی به بررسی موقعیت‌یابی استراتژیک موجودی توجه کرده‌اند. مرور مطالعات گذشته نشان می‌دهد که اکثر مقالات تنها به سطح عملیاتی این رویکرد که شامل فاز برنامه‌ریزی رویکرد DDMRP می‌شود، پرداخته‌اند و یا به صورت تجربی موقعیت‌یابی استراتژیک قطعات را انجام داده‌اند. همان‌گونه که در این جدول مشخص است، ولاسکوآکوستا و همکاران (۲۰۲۰) تنها به بررسی هفت ساختار از موقعیت استراتژیک پرداختند و در کلیه ساختارها، مواد خریدنی به صورت ثابت به عنوان نقاط بافر شده در نظر گرفتند. فقط جیانگ و ریم (۲۰۱۶) توسط الگوریتم ژنتیک و آچرگوی و همکاران توسط روش سیپلکس و برنامه‌ریزی محدودیت به بررسی بهینه موقعیت استراتژیک قطعات پرداختند که تنها معیار زمان انتظار مشتری را در نظر گرفته‌اند و تأثیر آن در فاز برنامه‌ریزی عملیاتی DDMRP مورد بررسی قرار نگرفته است.

1. Damand, Lahrichi & Barth

2. Duhem, Benali & Martin

3. Xua, Guana, Yueb & Mumtazc

جدول ۱. خلاصه ای از مطالعات انجام گرفته

فاز عملیاتی رویکرد DDMRP				موقعیت یابی استراتژیک موجودی		عنوان	نام نویسنده و سال چاپ
روش	فاکتور زمان	فاکتور نوسان	بررسی	روش	بررسی		
MILP	✓	✓	✓	-	-	اولین مدل MILP برای پارامترسازی برنامه‌ریزی نیازمندی‌های مواد مبتنی بر تقاضا	لاهرچی و همکاران، ۲۰۲۲
شبیه‌سازی	✓	✓	✓	-	-	پارامترسازی برنامه‌ریزی نیازمندی‌های مواد مبتنی بر تقاضا؛ یک الگوریتم ژنتیک چند هدفه	داماند و همکاران، ۲۰۲۲
-	-	-	-	CP و CPLEX	✓	بهینه‌سازی مدل موقعیت یابی خودکار بافر تحت منطق DDMRP	آچرگوی و همکاران، ۲۰۲۱
شبیه‌سازی	-	-	✓	تمام قطعات ایستگاه گلوگاه و خروجی	-	برنامه‌ریزی و کنترل تولید در سیستم‌های مونتاژ چند ایستگاهی؛ ارزیابی کانبان، MRP، OPT (DBR) و DDMRP توسط شبیه‌سازی	توریر و همکاران، ۲۰۲۰
شبیه‌سازی	-	-	✓	۷ ساختار از نقاط جدا کننده	✓	بکارگیری MRP تقاضا محور در یک محیط تولید پیچیده	ولاسکوآکوستا و همکاران، ۲۰۲۰
شبیه‌سازی	-	✓	✓	-	-	یک مدل ذخیره اطمینان ریاضی برای بازپرسازی موجودی DDMRP	لی و ریم، ۲۰۱۹
شبیه‌سازی	-	-	✓	۱۴ محصول از ۱۶ محصول	-	MRP تقاضا محور؛ ارزیابی یک رویکرد مدیریت مواد	میکلو و همکاران، ۲۰۱۹
شبیه‌سازی	-	-	✓	محصول نهایی	-	مدیریت مواد بدون پیش بینی؛ از MRP تا MRP تقاضا محور	کورتاباریا و همکاران، ۲۰۱۸
شبیه‌سازی	-	-	✓	قطعه خریدنی	-	برنامه‌ریزی تولید موثر برای قطعات خریداری شده تحت LT طولانی و تقاضای غیر قطعی؛ MRP در مقابل MRP تقاضا محور	شوفا و همکاران، ۲۰۱۸
-	✓	✓	-	الگوریتم ژنتیک	✓	موقعیت یابی استراتژیک موجودی در BOM با والدین چندگانه و استفاده از ASRLT	جیانگ و ریم، ۲۰۱۶
شبیه‌سازی	-	-	✓	۱۴ محصول از ۱۶ محصول	-	مقایسه تجربی MRP و MRPII مبتنی بر تقاضا	میکلو و همکاران، ۲۰۱۶
MILP	✓	✓	✓	الگوریتم ژنتیک	✓	ارائه یک مدل شبیه‌سازی - بهینه‌سازی جهت تعیین بهینه پارامترهای رویکرد برنامه‌ریزی نیازمندی مواد مبتنی بر تقاضا	پژوهش حاضر

جدول ۱ نشان می‌دهد که در میان پژوهش‌های انجام گرفته، لی و رییم در جهت حذف اثر ذهنیت فاکتور نوسان با ارائه یک فرمول جایگزین در بازپرسازی رویکرد DDMRP اقدام نموده‌اند و پژوهشگرانی از جمله داماند، لاهریچی و بارت طی دو مطالعه اخیر خود به بررسی مقدار بهینه فاکتور نوسان و فاکتور زمان در مدل DDMRP متمرکز بوده‌اند و موقعیت بافر استراتژیک را نادیده می‌گیرند؛ در حالی که جیانگ و رییم (۲۰۱۶) سطح حفاظت مناسب بافرها (جیانگ و رییم، ۲۰۱۶) را نادیده می‌گیرند و هیچ‌کدام از مطالعات مربوط به این حوزه، به بررسی یکپارچه سطوح استراتژیک و عملیاتی رویکرد DDMRP به صورت بهینه پرداخته‌اند.

یکی از معایب روش DDMRP مقدار ذهنی فاکتورهای نوسان و زمان جهت محاسبه مناطق بافر می‌باشد. هیچ یک از مطالعات به صورت هم‌زمان به بررسی موقعیت استراتژیک موجودی، مقدار بهینه فاکتورهای نوسان و زمان جهت عدم مواجهه با کمبود و حفظ حداقل سطح هزینه موجودی پرداخته است. با توجه به تأثیر مقادیر این فاکتورها در میزان موجودی نقاط بافر شده و هزینه‌های ناشی از موجودی، مطالعه حاضر به ارائه مدلی یکپارچه از تعیین موقعیت بهینه استراتژیک موجودی و برنامه‌ریزی این رویکرد با در نظر گرفتن هزینه موجودی و تحویل به موقع سفارش‌ها جهت تعیین مقدار بهینه فاکتورهای نوسان و زمان پرداخته است.

روش‌شناسی پژوهش

مطالعه حاضر بر برنامه‌ریزی تولید روزانه محصولات با هدف کمینه نمودن هزینه موجودی متمرکز است. یکی از ابزارهای اساسی در برنامه‌ریزی تولید، نمودار ساختار محصول است که فهرستی سلسله مراتبی از تمام اجزا و نحوه ارتباط آن‌ها جهت ساخت یک واحد محصول مورد نیاز است. سفارش‌های محصولات به صورت روزانه به واحد برنامه‌ریزی تولید ارسال می‌شود. در عین حال مشتریان تمایل دارند که سفارش‌های آن‌ها کمتر از مدت زمان مشخصی (زمان تحمل مشتری) تحویل شود؛ در غیر این صورت مشتری به سراغ سایر تولیدکنندگان رقیبی می‌رود که قادرند سفارش‌ها را در مدت زمان کمتری تحویل دهند. برای برآورده نمودن تقاضای مشتریان در کمتر از مدت زمان مشخص، نیاز به وجود بافرهایی از موجودی در بخش‌هایی از نمودار ساختار محصولات است. اندازه مناطق رنگی بافرها مطابق با قوانین DDMRP محاسبه می‌شود و چنانچه موقعیت جریان خالص موجودی کمتر از سطح بالای منطقه زرد باشد، درخواست سفارش جدید صادر می‌شود. هدف این پژوهش، طراحی بهینه سیستم برنامه‌ریزی و کنترل تولید تحت رویکرد DDMRP با حداقل نمودن هزینه موجودی است. از عوامل تأثیرگذار در هزینه موجودی، موقعیت استراتژیک موجودی و مقادیر فاکتورهای زمان و نوسان است که در این مطالعه به بهینه‌سازی مقادیر آن‌ها پرداخته می‌شود.

فاز شناخت و تبیین مسئله جهت بررسی مسئله مورد نظر، شناخت محدودیت‌های موجود و بیان محدوده پژوهش در نظر گرفته شده است. در این پژوهش مفروضات زیر در نظر گرفته شده است:

- ظرفیت بافر بی‌نهایت است.
- همه زمان‌های ساخت/خرید قطعات، قطعی است.
- تقاضای تصادفی از توزیع نرمال با میانگین μ و انحراف استاندارد σ ایجاد می‌شود و سپس به عنوان ورودی به مدل وارد می‌شود.

- در هر شاخه اصلی BOM، فقط یک قطعه یا محصول نهایی را می‌توان بافر کرد. در ضمن، موقعیت بافرها باید به‌گونه‌ای باشد که سفارش محصول نهایی کمتر از زمان تحمل مشتری باشد.
- مدل ارائه شده مقدار بهینه فاکتور زمان و نوسان را در افق برنامه‌ریزی ۱۰۰ روز تعیین می‌کند.
- تقاضاهای با افزایش ناگهانی^۱ که تشخیص آن‌ها نیازمند تعیین حد آستانه مشخص است و در نظر گرفتن آن‌ها باعث تغییر در فرایند برنامه‌ریزی می‌شود، در این پژوهش به‌منظور ساده‌تر شدن مدل مورد بررسی، در نظر گرفته نشده است.
- سطوح بافر در دوره برنامه‌ریزی ثابت است.
- میزان متوسط مصرف روزانه محصول نهایی ثابت در نظر گرفته شده است.
- کلیه سفارش‌ها با تحویل به‌موقع (OTD)^۲ و بدون هیچ‌گونه کمبود برآورده می‌شوند.
- در شروع دوره برنامه‌ریزی، هیچ سفارش در راه و سفارش دریافت شده‌ای در نظر گرفته نشده است. این بدان معناست که هر تقاضایی در این زمان فقط از موجود فعلی استفاده می‌کند.
- هر قطعه در BOM فقط یک والد دارد (BOM ساده).

پس از آن، در صورت حل مسائل واقعی عملیات جمع‌آوری داده‌ها با روش کتابخانه‌ای (در بخش مربوط به ادبیات موضوع و نظری پژوهش و سوابق تاریخی مسئله مورد نظر) و میدانی (در بخش کاربردی) انجام می‌گیرد و اطلاعات موردنیاز علاوه بر روش کتابخانه‌ای از طریق مشاهده عینی و مصاحبه نیمه‌ساختاریافته با متخصصان و خبرگان واحد برنامه‌ریزی تولید ثبت می‌شود.

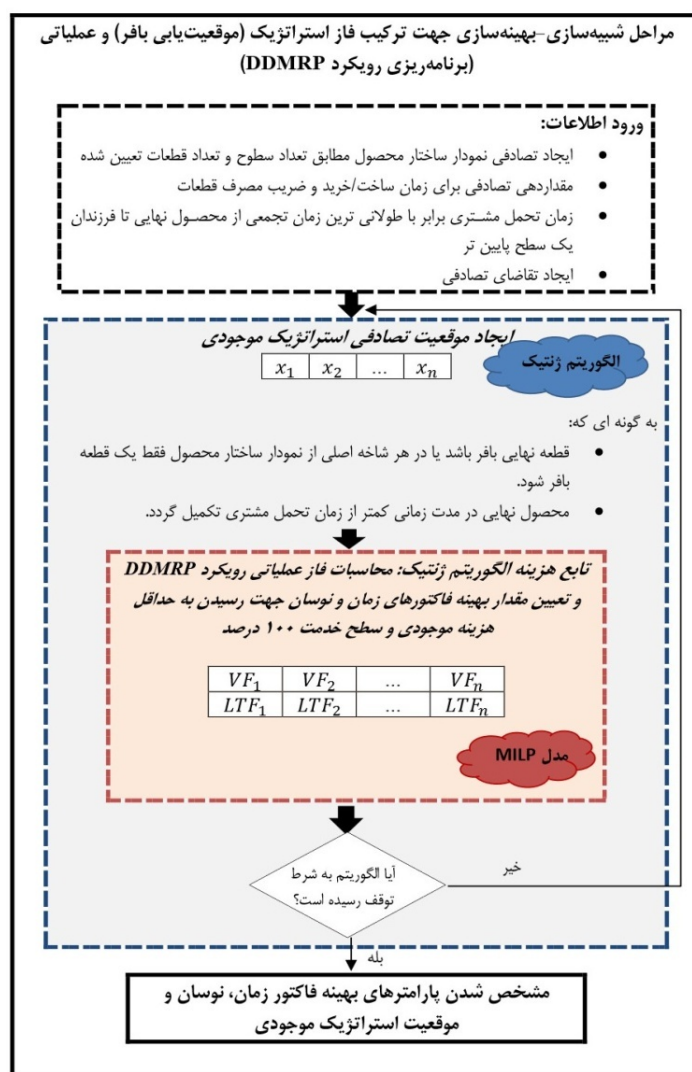
در مطالعه فعلی به طراحی الگوریتم ایجاد تصادفی نمودار ساختار محصول با تعداد قطعات و سطوح معین پرداخته شده است. سپس زمان ساخت/خرید و ضریب مصرف قطعات به‌صورت تصادفی مقداره‌ی می‌شود و اطلاعات موردنیاز جهت ورود به مدل از مجموعه اطلاعات ایجاد شده استخراج می‌شود. پس از اتمام این مراحل، فاز شبیه‌سازی - بهینه‌سازی مسئله موقعیت‌یابی استراتژیک موجودی و رویکرد برنامه‌ریزی تقاضامحور نیازمندی‌های مواد، به‌صورت یکپارچه در محیط نرم‌افزاری متلب کدنویسی می‌شود. برای شبیه‌سازی - بهینه‌سازی این مسئله، از الگوریتم فراابتکاری ژنتیک و مدل برنامه‌ریزی خطی عدد صحیح مختلط استفاده شده است. منظور از شبیه‌سازی انجام محاسبات منطقی فاز عملیاتی رویکرد DDMRP در مدت زمان مشخص است که در این پژوهش توسط مدل برنامه‌ریزی خطی عدد صحیح مختلط انجام می‌گیرد.

الگوریتم ژنتیک به‌عنوان یک روش بهینه‌سازی مطرح است که برای مسائل گسسته و پیوسته مورد استفاده قرار می‌گیرد و به‌راحتی پیاده‌سازی می‌شود. از دیگر مزایای این الگوریتم نسبت به سایر روش‌های بهینه‌سازی فراابتکاری می‌توان به موارد زیر اشاره کرد (سیواناندام و دپا^۳، ۲۰۰۸):

فضای جواب گسترده، قابلیت رسیدن به بهینه جهانی آسان، قابلیت کاربرد برای انواع مسائل، مدیریت فضاهای

1. Spike Demand
2. On Time Delivery
3. Sivanandam & Deepa

جست‌وجوی بزرگ و ناشناخته، مقاوم در برابر گرفتار شدن در بهینه محلی، عدم نیاز به دانش یا اطلاعات گرادیان در مورد سطح پاسخ، عملکرد بسیار خوب برای مسائل بهینه‌سازی در مقیاس بزرگ. بنابراین جواب‌های شدنی از موقعیت استراتژیک موجودی در کروموزوم باینری x از الگوریتم ژنتیک در نرم‌افزار متلب، ایجاد شده و توسط برقراری ارتباط، جهت بهینه‌سازی فاکتور زمان و نوسان به مدل برنامه‌ریزی عدد صحیح مختلط نوشته شده در نرم‌افزار گمز منتقل می‌شود. در هر مرحله جهت رسیدن به سطح بهینه موجودی، پارامترهای الگوریتم ژنتیک به صورت تصادفی تغییر می‌کنند. سوابق و نتایج تاریخی برنامه‌ریزی تولید مطالعه جیانگ و ریم، برای ارزیابی مدل پیشنهادی به کار می‌رود و در نهایت تجزیه و تحلیل نتایج حاصل از حل مدل انجام خواهد شد. هدف اساسی از به‌کارگیری روش شبیه‌سازی - بهینه‌سازی، ترکیب سطوح استراتژیک و عملیاتی رویکرد DDMRP است. شکل ۳ نمایش شماتیک مراحل شبیه‌سازی - بهینه‌سازی ارائه شده در این مطالعه را نشان می‌دهد.



شکل ۳. مراحل اجرایی پژوهش

الگوریتم ژنتیک پیشنهادی

الگوریتم ژنتیک برای اولین بار توسط هالند در اوایل دهه ۱۹۷۰ ارائه شد (سیواناندام و دپا، ۲۰۰۸). این الگوریتم از یک تکنیک جست‌وجوی تصادفی برای یافتن راه‌حل‌های بهینه یا نزدیک به بهینه استفاده می‌کند. مجموعه متغیرهای ورودی تصادفی این الگوریتم از طریق کروموزوم (گروهی از ژن‌ها) وارد مسئله می‌شود. GA الهام‌بخش زیست‌شناسی تکاملی مانند وراثت، انتخاب، جهش و عملگرهای متقاطع است. این الگوریتم با یک کروموزوم اولیه و تصادفی شروع می‌شود تا یک جمعیت جدید توسط عملگرهای مختلف ایجاد شود و به تدریج جمعیت را برای رسیدن به بهترین راه‌حل بهبود می‌بخشد (لیو و همکاران^۱، ۲۰۲۰). DDMRP تحت تأثیر موقعیت بافر و پارامترهای اندازه بافر قرار می‌گیرد، بنابراین یک کلاس پیچیده از مسائل بهینه‌سازی را نشان می‌دهد که منجر به یک مدل غیرخطی پیچیده از برنامه عدد صحیح مختلط و متغیرهای تصمیم دودویی و پیوسته مرتبط با فاکتور زمان و نوسان و موقعیت‌یابی موجودی استراتژیک می‌شود. بنابراین تابع هدف و برخی قیود در این مسئله غیرخطی می‌شوند. مدل جیانگ و ریم (۲۰۱۶) شکل ساده‌شده‌ای از مدل ماست که به‌عنوان مدل NP-hard معرفی شده است (جیانگ و ریم، ۲۰۱۶). به همین دلیل مدل ما نیز NP-hard است. بنابراین در این مطالعه از ترکیب الگوریتم ژنتیک و مدل ریاضی برای حل مسائل استفاده شده است. شبه کد الگوریتم GA استفاده شده در شکل ۴ نشان داده شده است.



شکل ۴. شبه کد الگوریتم GA

داده‌های اولیه مربوط به این مسئله شامل ساختار محصول، زمان تحمل مشتری، تقاضای تصادفی، هزینه مستقیم قطعات، زمان تولید/خرید قطعات، تعداد قطعات مورد نیاز برای ساخت یک واحد از قطعه مادر است. رشته جواب مربوط به این الگوریتم به صورت باینری صفر و یک است که اگر قطعه i ام بافر باشد، i امین جایگاه در کروموزوم مقدار یک می‌گیرد در غیراین صورت مقدار صفر. بنابراین کروموزوم تصادفی به‌گونه‌ای ایجاد می‌شود که قطعه نهایی بافر باشد و یا در هر شاخه اصلی از نمودار BOM فقط یک قطعه بافر باشد و محصول نهایی در مدت زمانی کمتر از تحمل مشتری تحویل شود. با تعیین شدن تصادفی جایگاه بافرها و زمان جداکننده قطعات بافر شده در الگوریتم ژنتیک، مدل MILP فراخوانی و سایر متغیرهای مدل از جمله فاکتور زمان و نوسان با هدف حداقل نمودن هزینه موجودی محاسبه می‌شوند. در این مطالعه از عملگر تقاطع محدب و عملگر جهش تنظیم مجدد با شرط خاتمه تعداد تکرار مشخص الگوریتم استفاده شده است.

مدل برنامه‌ریزی ریاضی عدد صحیح مختلط پیشنهادی

حفظ جریان مناسب اطلاعات و منابع مهم نقش اساسی در حفظ و افزایش بازده سرمایه‌گذاری دارد؛ بنابراین هم موقعیت استراتژیک و هم سطح حفاظتی مناسب بافرها برای برنامه‌ریزی تولید مؤثر، ضروری است. نادیده‌گرفتن هر یک از این عوامل می‌تواند برنامه‌ریزی تولید را به خطرهای بالقوه رها کند و بر بازده سرمایه‌گذاری تأثیر منفی بگذارد؛ به همین جهت، در نظر گرفتن هر دو جنبه در طراحی برنامه‌ریزی تولید بسیار مهم است.

مدل پیشنهادی ارائه شده، یک مسئله برنامه‌ریزی تولید با رویکرد DDMRP و تابع هدف به‌حداقل‌رساندن هزینه کل موجودی در یک ساختار ترکیبی MTO/MTS است، درحالی‌که هیچ تأخیری مجاز نیست. در این مسئله، ما یک افق برنامه‌ریزی T دوره‌ای داریم که طی آن سفارش‌های محصول نهایی باید بر اساس BOM چند سطحی آن انجام شود. هر سفارش باید حداکثر تا زمان تعیین شده برای مشتری تکمیل شود. خروجی مدل، مجموعه‌ای از موقعیت‌هایی است که بافرها باید با مقدار بهینه فاکتور زمان و نوسان مقدار گیری شوند.

مدل MILP پیشنهادی بر حلقه بیرونی (الگوریتم فراابتکاری) متکی است که حالت‌های ممکن تصادفی موقعیت استراتژیک موجودی (موقعیت مجاز بافرها در این مدل، در محصول نهایی یا هر شاخه اولیه BOM است) را برای هر نمونه از BOM مشخص می‌کند. علاوه بر این، بافرها باید به‌گونه‌ای قرار گیرند که اطمینان حاصل شود که زمان تحویل محصول نهایی در محدوده زمان تحمل مشتری است؛ در این راستا، مقدار برخی از متغیرها مانند x و DLT ، در غالب پارامتر تصادفی ورودی از الگوریتم فراابتکاری به مدل MILP وارد می‌شود. شرح این پارامترها و سایر نمادهای استفاده شده در جدول ۲ آمده است.

جدول ۲. نمادهای به‌کاررفته در مدل ریاضی

مجموعه‌ها	
i	شاخص قطعات
d	شاخص روزها: $d=\{1, \dots, nd\}$

پارامترها	
Q	زمان تحمل مشتری یعنی حداکثر زمان تحمیلی که مشتری مایل است برای تحویل محصول منتظر بماند.
M	یک عدد مثبت بزرگ
De_d	تقاضای تصادفی برای روز d
v_i	هزینه مستقیم قطعه i
t_i	زمان انتظار جهت ساخت یا خرید قطعه i
FR_i	تعداد موردنیاز از قطعه i برای ساخت یک واحد محصول نهایی
x_i	پارامتر باینری: مقدار ۱ می‌گیرد اگر قطعه i بافر باشد در غیر این صورت مقدار ۰.
DLT_i	زمان جداکننده قطعه بافر شده i
ADU	متوسط استفاده روزانه محصول نهایی
VFu	حد بالای فاکتور نوسان
$LTFu$	حد بالای فاکتور زمان
$S0$	موجودی در دسترس اولیه
متغیرهای تصمیم	
VF_i	فاکتور نوسان قطعه i
LTF_i	فاکتور زمان قطعه i
QD_{id}	تقاضای واجد شرایط قطعه i در روز d
OH_{id}	متغیر عدد صحیح که مقدار موجودی فیزیکی در دسترس برای قطعه i در روز d می‌باشد.
OR_{id}	برابر است با مجموع سفارشات دریافت نشده قطعه i در روز d
Re_{id}	برابر است با سفارش دریافت شده از قطعه i در روز d
NOR_{id}	متغیر عدد صحیح که میزان درخواست سفارش جدید قطعه i در روز d را نشان می‌دهد.
rr_{id}	متغیر باینری: مقدار ۱ می‌گیرد اگر قطعه i در روز d نیاز به درخواست سفارش جدید داشته باشد در غیر این صورت مقدار ۰.
NFP_{id}	موقعیت جریان خالص قطعه i در روز d
TOR_i	سطح بالای منطقه قرمز از قطعه i
TOY_i	سطح بالای منطقه زرد از قطعه i
TOG_i	سطح بالای منطقه سبز از قطعه i

روابط ریاضی مدل پیشنهادی به شرح زیر است:

$$MinZ = \frac{\sum_{i,d} OH_{id} * v_i}{nd} \quad \text{رابطه (۱)}$$

$TOR_i = ADU \times FR_i \times DLT_i \times LTF_i$ $+ ADU \times FR_i \times DLT_i \times LTF_i \times VF_i$	$\forall i$	رابطه (۲)
$TOY_i = TOR_i + ADU \times FR_i \times DLT_i$	$\forall i$	رابطه (۳)
$TOG_i = TOY_i + ADU \times FR_i \times DLT_i \times LTF_i$	$\forall i$	رابطه (۴)
$VF_i \leq VF_u$	$\forall i$	رابطه (۵)
$LTF_i \leq LTF_u$	$\forall i$	رابطه (۶)
$QD_{id} = De_d \times FR_i$	$\forall i, d$	رابطه (۷)
$OH_{id} = S_0$	$\forall i, d = 1$	رابطه (۸)
$OH_{id} = OH_{id-1} - QD_{id-1} + Re_{id-1}$	$\forall i, d \geq 2$	رابطه (۹)
$OR_{id} = 0$	$\forall i, d = 1$	رابطه (۱۰)
$OR_{id} = OR_{id-1} + NOR_{id-1} - Re_{id-1}$	$\forall i, d \geq 2$	رابطه (۱۱)
	$\wedge \forall i, d$	رابطه (۱۲)
$TOY_i - NFP_{id} \leq M \times rr_{id} + 1$	$\forall i, d$	رابطه (۱۳)
$M \times (rr_{id} - 1) \leq TOY_i - NFP_{id}$	$\forall i, d$	رابطه (۱۴)
$NOR_{id} = (TOG_i - NFP_{id}) \times rr_{id}$	$\forall i, d$	رابطه (۱۵)
$Re_{id} = 0$	$\forall i, d d < DLT_i$	رابطه (۱۶)
$Re_{idd} = NOR_{id}$	$\forall i, d, dd $ $dd = d + DLT_i - 1$	رابطه (۱۷)
$QD_{id} \leq OH_{id} + Re_{id}$	$\forall i, d$	رابطه (۱۸)

تابع هدف مدل پیشنهادی بیانگر حداقل نمودن هزینه نگهداری موجودی در طول دوره مورد بررسی است (رابطه ۱). روابط ۲، ۳ و ۴ به ترتیب سطح بالای منطقه رنگی قرمز، زرد و سبز را محاسبه می‌کند. روابط ۵ و ۶ به ترتیب تضمین می‌کند که فاکتورهای نوسان و زمان نباید از حد بالای خود تجاوز کنند. رابطه ۷ بیانگر تقاضای واجد شرایط قطعه i در روز d با توجه به تقاضای وابسته در نمودار ساختار محصول است. روابط ۸ و ۹ میزان متغیر موجودی اولیه و نحوه محاسبه آن در روزهای دیگر را نشان می‌دهد. روابط ۱۰ و ۱۱ بیانگر نحوه محاسبه مجموع سفارش‌های در راه، در روز اول و سایر روزهاست. رابطه ۱۲ موقعیت جریان خالص موجودی هر قطعه در هر روز را نشان می‌دهد و چنانچه این موقعیت کمتر مساوی سطح بالای منطقه زرد مربوط به قطعه باشد، نیاز به درخواست سفارش جدید را نشان می‌دهد و در روابط ۱۳ و ۱۴ متغیر باینری rr_{id} مقدار یک می‌گیرد و در غیر این صورت مقدار صفر. چنانچه نیاز به درخواست سفارش جدید صادر شده باشد ($rr_{id} = 1$)، میزان این سفارش برای هر قطعه و در هر روز مطابق با رابطه ۱۵ برابر با تفاضل سطح بالای منطقه سبز بافر از موقعیت جریان خالص قطعه در آن روز است. رابطه ۱۶ تضمین می‌کند که تا روز $d=DLT$ هیچ سفارش دریافت شده‌ای وجود ندارد و رابطه ۱۷ میزان سفارش دریافت شده برای سایر روزهای دوره برنامه‌ریزی را نشان می‌دهد که مطابق با برنامه ریزی تولید در رویکرد DDMRP، چنانچه درخواست یک سفارش جدید در روز d صادر شود، دریافتی این سفارش در روز $d+DLT-1$ خواهد بود. رابطه ۱۸ تضمین می‌کند که تقاضای واجد شرایط برای هر قطعه و در هر روز بیشتر از موجودی در دسترس آن قطعه در آن روز (مجموع موجودی فیزیکی و سفارش دریافت شده قطعه در روز) نباشد.

همان‌طور که مشخص است؛ رابطه ۲ به دلیل ضرب دو متغیر پیوسته LTF_i و VF_i در هم و رابطه ۱۵ به دلیل ضرب متغیر پیوسته $(TOG_i - NFP_{id})$ در متغیر باینری rr_{id} حالت غیرخطی هستند. آزادسازی مک‌کورمیک تعریف شده در برنامه‌ریزی غیرخطی به کار گرفته شده است و در مواردی که ضرب دو متغیر پیوسته وجود دارد، قابلیت تبدیل شدن به برنامه‌ریزی خطی با اضافه نمودن چهار محدودیت خطی، وابسته به کران‌های بالا و پایین را دارد (ناگراجان، یامانگیل و بنت، ۲۰۱۶). برای مثال چنانچه دو متغیر پیوسته x و y در هم ضرب شوند، با در نظر گرفتن متغیر جدید $w = x \times y$ ، چهار محدودیت جدید زیر ایجاد می‌شود:

$$w \geq x^l y + xy^l - x^l y^l \quad \text{رابطه (۱۹)}$$

$$w \geq x^u y + xy^u - x^u y^u \quad \text{رابطه (۲۰)}$$

$$w \leq x^u y + xy^l - x^u y^l \quad \text{رابطه (۲۱)}$$

$$w \leq y^u x + yx^l - x^l y^u \quad \text{رابطه (۲۲)}$$

کیفیت جواب حاصل از این روش تحت تأثیر کران‌های بالا و پایین است (کسترو^۱، ۲۰۱۵). جهت تعیین جواب دقیق حاصل از ضرب دو متغیر پیوسته، ابتدا یکی از متغیرهای پیوسته را در بازه‌های مناسب به صورت گسسته تبدیل می‌کنیم و سپس مطابق روش دانگ، باتسن و چن^۲ (۲۰۱۱)، خطی‌سازی ضرب متغیر گسسته (y) در پیوسته (x) و با تغییر متغیر آن به w را مطابق روابط ۲۳ تا ۲۵ انجام می‌دهیم.

$$w \leq x \quad \text{رابطه ۲۳}$$

$$w \leq x^u y \quad \text{رابطه ۲۴}$$

$$w \geq x - (1 - y)M \quad \text{رابطه ۲۵}$$

رابطه ۲ جهت خطی‌سازی با روابط ۲۶ تا ۳۲ و رابطه ۱۵ با روابط ۳۳ تا ۳۵ جایگزین خواهد شد.

$$TOR_i = ADU \times FR_i \times DLT_i \times LTF_i + ADU \times FR_i \times DLT_i \times VFLTF_i \quad \forall i \quad \text{رابطه ۲۶}$$

$$\sum_j l_{ij} = 1 \quad \forall i \quad \text{رابطه ۲۷}$$

$$VF_i = \sum_{j=0}^5 0.2 \times j \times l_{ij} \quad \forall i \quad \text{رابطه ۲۸}$$

$$VFLTF_i = \sum_{j=0}^5 0.2 \times j \times lp_{ij} \quad \forall i \quad \text{رابطه ۲۹}$$

$$lp_{ij} \leq LTF_u \times l_{ij} \quad \forall i, j \quad \text{رابطه ۳۰}$$

$$lp_{ij} \leq LTF_i \quad \forall i, j \quad \text{رابطه ۳۱}$$

$$lp_{ij} \geq LTF_i - (1 - l_{ij})M \quad \forall i, j \quad \text{رابطه ۳۲}$$

$$NOR_{id} \leq (TOG_i - NFP_{id}) \quad \forall i, d \quad \text{رابطه ۳۳}$$

$$NOR_{id} \leq 4 \times DLT_i \times FR_i \times ADU + M \times (rr_{id} - 1) \quad \forall i, d \quad \text{رابطه (۳۴)}$$

$$NOR_{id} \geq (TOG_i - NFP_{id}) - M \times (1 - rr_{id}) \quad \forall i, d \quad \text{رابطه (۳۵)}$$

الگوریتم ایجاد تصادفی داده‌ها

۱۲ مجموعه داده برای ارزیابی مدل ارائه شده تولید شده است. الگوریتم زیر برای ایجاد یک BOM تصادفی استفاده شده است:

گام اول. در هر تکرار الگوریتم تولید تصادفی BOM، تعداد قطعات و سطوح BOM را به عنوان ورودی در نظر گرفته می‌شود.

گام دوم. تعداد قطعات هر سطح به صورت تصادفی مشخص می‌شود.

گام سوم. زمان ساخت/خرید قطعات (t_i) به طور تصادفی در بازه $[1, 10]$ تنظیم می‌شود.

گام چهارم. تعداد قطعات لازم برای ساخت یک قطعه از محصول والد (ضریب مصرف قطعات) به طور تصادفی در بازه $[1, 3]$ تنظیم می‌شود و پس از آن تعداد قطعات لازم برای ساخت یک قطعه از محصول نهایی (FR_i) محاسبه می‌شود.

گام پنجم. مطابق گام دوم به هر سطح از BOM قطعات تصادفی اختصاص داده می‌شود.

گام ششم. زمان تحمل مشتری (Q) معادل حداکثر زمان تجمعی از محصول نهایی تا قطعات سطح یک BOM است.

گام هفتم. هزینه مستقیم مواد کلیه قطعات خریداری شده ۱۰۰ عدد است. بدین ترتیب هزینه مستقیم سایر قطعات محاسبه می‌شود (v_i).

BOM حاصل ساختاری سلسله‌مراتبی خواهد داشت که ریشه آن محصول نهایی و فرزندان آن محصولات فرعی

مختلف را نشان می‌دهند. در مدل ارائه شده تقاضای مشتریان از توزیع نرمال با میانگین ۱۰۰ و انحراف استاندارد ۲۰ ایجاد شده است.

تنظیم پارامترهای الگوریتم ژنتیک

از تنظیمات پارامتر برای یافتن مقادیر مناسب الگوریتم‌ها که بر کیفیت راه‌حل تأثیر می‌گذارد استفاده می‌شود. برخی از پارامترهای الگوریتم فراابتکاری می‌تواند مطابق با پارامترهای آن الگوریتم در مطالعات قبلی تنظیم شوند. ما از روش تاگوچی (دهناد، ۲۰۱۲) برای تنظیم پارامترهای این مقاله استفاده می‌کنیم. آزمایش‌های متعددی بر روی مسائل آزمون برای تعیین مقدار مناسب پارامترها انجام شده است. در این پژوهش از روش طراحی متعامد L27 در روش تاگوچی با ۳ سطح و ۶ عامل استفاده شده است. جدول ۳، جزئیات تنظیم پارامترهای الگوریتم GA را نشان می‌دهد. مقادیر پارامتر برای تطبیق با بزرگ‌ترین مسئله در این مطالعه تنظیم شدند. به طور خاص n_{pop} (اندازه جمعیت) برابر با ۱۰ تعیین شده است و Max_{iter} در این جدول نشان‌دهنده حداکثر تعداد تکرار بدون بهبود در الگوریتم GA است که بر روی ۳۰ تکرار

تنظیم شده است. تنظیمات پارامتر، به ویژه برای پارامترهای نسبی مانند P_c (احتمال تقاطع) و P_m (احتمال جهش)، بدون توجه به مقیاس آن‌ها در تمام مثال‌های عددی ثابت در نظر گرفته شده است.

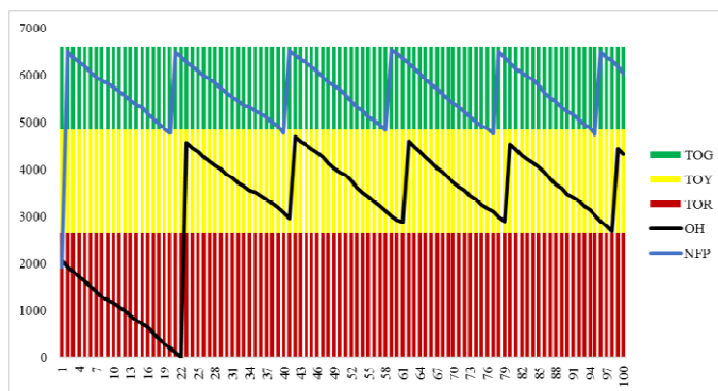
جدول ۳. تنظیم پارامترهای الگوریتم ژنتیک

الگوریتم	فاکتور	تاگوچی	
		مقدار (کم، متوسط، زیاد)	سطح
GA	n_{pop}	۵،۷،۱۰	۳
	Max_{Iter}	۲۰،۳۰،۵۰	۳
	P_c	۰/۹، ۰/۸، ۰/۷	۳
	P_m	۰/۳، ۰/۲، ۰/۱	۳

یافته‌های پژوهش

در این بخش، عملکرد مدل پیشنهادی با مدل جیانگ و ریم (جیانگ و ریم ۲۰۱۶) مقایسه می‌شود. علاوه بر این، چندین نمونه تصادفی از نمودار ساختار محصول برای ارزیابی مدل فعلی تولید می‌شود. برای بخش محاسباتی این مطالعه، از نرم‌افزار MATLAB R2015b و برقراری ارتباط با حل‌کننده CPLEX در نرم‌افزار GAMS نسخه ۲۳.۸ بر روی رایانه شخصی با پردازنده Core i3-2310M اینتل، پردازنده ۲.۱ گیگاهرتز و ۴ گیگابایت رم استفاده می‌کنیم.

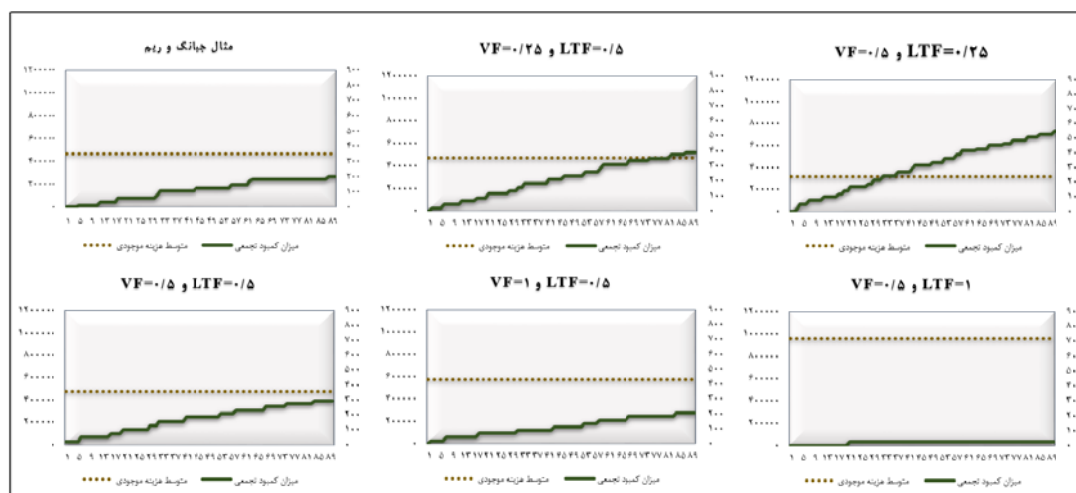
شکل ۵، مثالی از برنامه‌ریزی ۱۰۰ روزه از یک قطعه با پارامترهای ثابت و زمان جداکننده ۲۲، ضریب مصرف نهایی یک و تقاضای تصادفی نرمال با میانگین ۱۰۰ و انحراف معیار ۲۰ را نشان می‌دهد. خطوط بالا و پایین به ترتیب NFP و میزان موجودی در دسترس در طول دوره برنامه‌ریزی را نشان می‌دهد. هر بار که NFP زیر ناحیه سبز قرار می‌گیرد، اندازه قسمت TOG-NFP به موجودی در دسترس در $DLT=22$ روز بعد اضافه می‌شود. طبق فرض شبیه‌سازی، موجودی در دسترس در طول دوره برنامه‌ریزی نباید با کمبود مواجه شود.



شکل ۵. مثالی از برنامه‌ریزی با رویکرد DDMRP

میزان پارامترهای فاکتور زمان و نوسان در سطوح ناحیه رنگی بافرها و به‌دنبال آن، میزان موجودی در روزهای مختلف تأثیرگذار است. هر چه میزان درصد این فاکتورها نزدیک به ۱۰۰ درصد باشد، اندازه سطوح رنگی و میزان موجودی افزایش می‌یابد و برعکس؛ بنابراین اندازه بهینه‌ای این پارامترها از طرفی می‌تواند مانع از کمبود محصولات و از طرفی مانع از تحمیل هزینه نگهداری موجودی مازاد در طی دوره برنامه‌ریزی شود.

برای تأکید بر اهمیت تعیین مقادیر مناسب فاکتورهای زمان و نوسان و تأکید بر ضرورت ادغام سطوح استراتژیک و عملیاتی در رویکرد DDMRP، شکل ۶ مقایسه‌ای از نتایج حاصل از تحلیل حساسیت مربوط به شبیه‌سازی این رویکرد با تقاضای تصادفی از مثال جیانگ و رییم و با مقادیر مختلف LTF و VF را از جهات متوسط هزینه موجودی و میزان کمبود تجمعی نشان می‌دهد. محور اولیه نشان‌دهنده هزینه موجودی و محور ثانویه نشان‌دهنده میزان کمبود است. در این شکل مشاهده می‌کنیم که با افزایش مقدار فاکتور زمان و نوسان، متوسط هزینه موجودی افزایش می‌یابد اما میزان کمبود کاسته می‌شود و برعکس.



شکل ۶. تحلیل حساسیت رویکرد DDMRP برای مقادیر مختلف فاکتور زمان و نوسان

با توجه به این‌که تمرکز مدل جیانگ و رییم تنها بر فاز استراتژیک بوده است و از پارامترهای بهینه‌شده در این رویکرد استفاده نکرده‌اند، امکان دارد که در صورت ادغام فاز استراتژیک و عملیاتی رویکرد DDMRP و همچنین اعمال شبیه‌سازی برنامه‌ریزی تولید این رویکرد در مدت معین، در برخی مواقع، عدم تحویل سفارشات به‌موقع و یا سطح موجودی بسیار زیاد همراه باشد. برای این‌که به صورت کامل و دقیق عملکرد مدل ارائه شده را با مقاله جیانگ و رییم مقایسه کنیم، نتایج فاز استراتژیک مدل جیانگ و رییم را در شبیه‌سازی مدت مشخص از رویکرد DDMRP وارد نمودیم و در جدول ۴ و ۵ به مقایسه مدل جیانگ و رییم و مدل ارائه شده پرداختیم که در جدول ۴ از مثال خود مقاله جیانگ و رییم استفاده شده است و این مثال را با ایجاد پنج بار تقاضای تصادفی توسط مدل پیشنهادی و مدل جیانگ و رییم مقایسه نمودیم. نتایج نشان می‌دهد که هزینه موجودی مدل ارائه شده بین ۸۲ تا ۸۶ درصد و به‌طور متوسط ۸۳/۶ درصد کاهش یافته است و درصد بهبود سفارش‌های تحویل شده به‌موقع بین ۰ تا ۴ درصد و به‌طور متوسط ۲/۲ درصد است.

جدول ۴. مقایسه عملکرد مثال جیانگ و ریم با مدل پیشنهادی

سطوح	قطعات	مدل جیانگ و ریم (VF=0.5)		مدل فعلی		درصد بهبود OTD	درصد کاهش هزینه موجودی
		OTD	هزینه موجودی	OTD	هزینه موجودی		
۵	۱۵	درصد ۱۰۰	۷۶۶۳۸۳/۷۷	درصد ۱۰۰	۱۳۱۹۷۵/۷	درصد ۰	درصد ۸۳
		درصد ۹۶	۸۰۹۸۰۵/۳۲	درصد ۱۰۰	۱۱۴۹۳۵/۳۲	درصد ۴	درصد ۸۶
		درصد ۱۰۰	۸۰۸۹۳۲/۳۶	درصد ۱۰۰	۱۳۳۴۸۸/۷	درصد ۰	درصد ۸۳
		درصد ۹۷	۷۹۴۰۳۳/۵۴	درصد ۱۰۰	۱۴۶۷۲۲/۴	درصد ۳	درصد ۸۲
		درصد ۹۶	۷۸۵۳۲۰/۸۴	درصد ۱۰۰	۱۲۱۷۷۸/۱	درصد ۴	درصد ۸۴
متوسط		درصد ۹۷/۸	۷۹۲۸۹۵/۱۶	درصد ۱۰۰	۱۲۹۷۸۰/۰۴	درصد ۲/۲	درصد ۸۳/۶

برای ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی، در جدول ۵ مثال‌های تصادفی متعدد ایجاد کردیم و مدل مقاله جیانگ و ریم و مدل ارائه شده در این پژوهش را مقایسه کردیم. هر نمونه تصادفی با ویژگی‌های مختلف از جمله تعداد قطعات، اندازه سطوح BOM، و زمان تحمل مشتری ایجاد کردیم و میانگین هزینه موجودی و درصد تحویل به موقع سفارش‌ها را از مدل پیشنهادی و مدل جیانگ و ریم نشان دادیم. نتایج هر نمونه با پنج بار تقاضای تصادفی گزارش شده است و مقادیر وارد شده در جدول، میزان متوسط مقادیر ثبت شده است. جهت حل مدل جیانگ و ریم، میزان فاکتور نوسان و زمان مقدار ثابت ۵۰ درصد در نظر گرفته شده است.

جدول ۵. مقایسه عملکرد مدل جیانگ و ریم با مدل پیشنهادی توسط ایجاد نمونه‌های تصادفی

سطوح	قطعات	مدل جیانگ و ریم		مدل فعلی		درصد بهبود OTD	درصد کاهش موجودی
		OTD	متوسط هزینه موجودی	OTD	متوسط هزینه موجودی		
۳	۹	درصد ۱۰۰	۶۰۵۴۶۰	درصد ۱۰۰	۹۴۲۰۷	درصد ۰	درصد ۸۴
	۱۲	درصد ۱۰۰	۱۴۷۰۷۹۸	درصد ۱۰۰	۲۳۱۷۷۶	درصد ۰	درصد ۸۴
	۱۵	درصد ۱۰۰	۱۶۷۳۵۹۲	درصد ۱۰۰	۲۷۵۴۱۵	درصد ۰	درصد ۸۴
	۲۰	درصد ۱۰۰	۲۹۵۲۳۸۴	درصد ۱۰۰	۲۷۳۷۸۱	درصد ۰	درصد ۹۱
۵	۹	درصد ۱۰۰	۹۱۶۰۵۶	درصد ۱۰۰	۱۸۱۷۷۴	درصد ۰	درصد ۸۰
	۱۲	درصد ۱۰۰	۹۴۵۶۳۱	درصد ۱۰۰	۱۳۴۵۹۰	درصد ۰	درصد ۸۶
	۱۵	درصد ۱۰۰	۱۴۷۹۱۲۱	درصد ۱۰۰	۲۶۷۴۴۲	درصد ۰	درصد ۸۲
	۲۰	درصد ۱۰۰	۱۸۲۱۴۶۲	درصد ۱۰۰	۲۸۴۴۵۴	درصد ۰	درصد ۸۴
۷	۹	درصد ۱۰۰	۷۲۱۷۹۴	درصد ۱۰۰	۱۲۵۹۷۶	درصد ۰	درصد ۸۳
	۱۲	درصد ۱۰۰	۱۳۵۰۴۸۸	درصد ۱۰۰	۳۶۴۱۱۶	درصد ۰	درصد ۷۳
	۱۵	درصد ۷۰	۲۴۶۲۱۴۸	درصد ۱۰۰	۶۶۰۳۴۱	درصد ۳۰	درصد ۷۳
	۲۰	درصد ۱۰۰	۲۰۲۶۷۰۳	درصد ۱۰۰	۴۵۱۸۳۶	درصد ۰	درصد ۷۸

با توجه به هدف مدل ارائه شده و مقایسه نتایج دو مدل، عملکرد مناسب مدل فعلی نسبت به مدل جیانگ و ریم را ثابت می‌کند. متوسط هزینه موجودی با استفاده از مدل پیشنهادی بین ۷۳ تا ۹۱ درصد و به‌طور متوسط ۸۱/۸ درصد کمتر شده است، در حالی که با اطمینان ۱۰۰ درصد کلیه سفارشات در زمانی کمتر از تحمل مشتری برآورده شده است. عمده مشکلاتی که صاحبان صنایع در این حوزه دارند ناشی از چالش‌ها و محدودیت‌های مختلف است که می‌توان به دیدگاه مدیریتی یکپارچه و هدفمند، مدیریت موجودی با دقت، عدم اطمینان در پیش‌بینی تقاضا و تحویل مواد اولیه، تحویل به‌موقع محصول نهایی در زمان مورد انتظار مشتری و اختیار فرد برنامه‌ریز در انجام برخی امور اشاره نمود.

نتایج و پیامدهای بالقوه این مطالعه می‌تواند در راستای چالش‌ها و محدودیت‌های گفته شده اثربخش باشد. با ادغام سطوح استراتژیک و عملیاتی در مدل ما، سازمان‌ها به طرق مختلف سود می‌برند. اول اینکه، ادغام مدل، امکان در نظر گرفتن هم‌زمان هزینه‌های موجودی و رسیدن به سطح خدمات ۱۰۰ درصد را فراهم می‌کند و به بهبود کارایی کلی در برنامه‌ریزی تولید کمک می‌کند. دوم، وجود یک بافر در نقاط خاصی از BOM به علت کاهش DLT، نه تنها زمان تحویل را کاهش می‌دهد، بلکه تحویل به‌موقع محصول نهایی به مشتریان را منجر خواهد شد. سوم اینکه، با افزایش عینیت مدل به دلیل تعیین مقادیر بهینه موقعیت‌های بافر استراتژیک، VF و LTF، قضاوت برنامه‌ریز در اجرای مدل کاهش می‌یابد. علاوه بر این، حفظ موجودی کافی در بافرها، ضمن در نظر گرفتن مقادیر مناسب برای فاکتورهای VF و LTF، تأثیر نوسان‌های داخلی و خارجی را به حداقل می‌رساند. این نتایج نشان‌دهنده مزایای قابل توجهی است که مدل ما برای کسب‌وکارها به ارمغان می‌آورد و بر اهمیت آن در فرایندهای تصمیم‌گیری استراتژیک و عملیاتی تأکید می‌کند.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

به‌منظور بهبود رویکرد DDMRP، مدل جدیدی توسط شبیه‌سازی - بهینه‌سازی پیشنهاد و در آن یک مدل‌سازی ریاضی و الگوریتم ژنتیک ترکیبی برای این مسئله توسعه داده شد. بعد از اینکه پارامترهای الگوریتم ژنتیک را با آزمون تاگوچی تنظیم کردیم، نتایج خروجی کار با مدل جیانگ و ریم و توسط داده‌های مقاله اصلی و داده‌های تصادفی مقایسه شد و نتایج نشان داد که در تمامی مسائل، مدل ارائه شده کارایی بهتری داشته است. مقایسه نتایج با داده‌های مثال مقاله اصلی نشان می‌دهد که هزینه موجودی مدل ارائه شده بین ۸۲ تا ۸۶ درصد و به‌طور متوسط ۸۳/۶ درصد کاهش یافته است و درصد بهبود سفارش‌های تحویل شده به‌موقع بین ۰ تا ۴ درصد و به‌طور متوسط ۲/۲ درصد است. مقایسه نتایج با داده‌های تصادفی ایجاد شده نشان می‌دهد متوسط هزینه موجودی با استفاده از مدل پیشنهادی بین ۷۳ تا ۹۱ درصد و به‌طور متوسط ۸۱/۸ درصد کمتر شده است و با اطمینان ۱۰۰ درصد کلیه سفارش‌ها در زمانی کمتر از تحمل مشتری برآورده شده است.

این مطالعه کاربرد DDMRP را از جنبه میانگین هزینه موجودی و درصد تحویل به‌موقع سفارش‌ها ارزیابی کرد. متغیرهای اصلی تصمیم‌گیری این پژوهش شامل موقعیت استراتژیک بافر، مقدار فاکتورهای زمان و نوسان، زمان و میزان سفارش قطعات است. هدف این مطالعه ارزیابی عملکرد DDMRP از نظر موجودی و جریان مواد مؤثر با حذف اثر دخالت برنامه‌ریز در تعیین پارامترهای این رویکرد است.

تمرکز مدل جیانگ و ریم روی موقعیت قرارگیری بافرها در هر بخشی از نمودار ساختار محصول است؛ به گونه‌ای که محصول نهایی در زمان کمتری نسبت به زمان تحمل مشتری تحویل شوند؛ اما پارامترهای فاکتور زمان و نوسان به صورت تخمینی و ثابت در نظر گرفته شده بود. این پژوهش یک مدل تلفیقی از سطح استراتژیک (فاز موقعیت‌یابی بافر استراتژیک) و سطح عملیاتی (مرحله برنامه‌ریزی) رویکرد DDMRP را پیشنهاد کرد که تأثیر متقابلی بر حل مسئله دارد؛ در عین حال محصول نهایی و یا تنها یک قطعه در هر شاخه اصلی BOM مجاز به بافر شدن است.

با وجود محدودیت بیشتر نسبت به مکان بافرها در نمودار ساختار محصول، نتایج عملکرد مدل پیشنهادی اثبات می‌کند که میانگین هزینه موجودی کاهش چشمگیری نسبت به مدل جیانگ و ریم یافته است؛ ضمن اینکه با اطمینان کامل کلیه سفارش‌ها برآورده خواهد شد. از دیدگاه مدیریتی، مدل پیشنهادی می‌تواند توسط برنامه‌ریزان/تصمیم‌گیرندگان برای تصمیم‌گیری بهتر و بی‌طرفانه مورد استفاده قرار گیرد.

جهت‌گیری‌های آتی این مطالعه شامل موارد زیر است:

۱. در این مطالعه ظرفیت منابع و بافرها نامحدود در نظر گرفته شده است. تحقیقات آینده می‌تواند ظرفیت بافر محدود و منابع محدودی را با اولویت‌بندی سفارش‌های تکمیلی در نظر بگیرد؛
۲. این مطالعه بافرها را به عنوان پارامترهای استاتیک در نظر گرفت، در حالی که می‌توان آن‌ها را پویا در نظر گرفت؛
۳. در نظر گرفتن عوامل تعدیل تقاضا می‌تواند نوسان‌های تقاضای فصلی یا تعویض قطعات را پوشش دهد؛
۴. رویکردهای بهینه‌سازی قوی توسعه داده شود؛
۵. تقاضاهای با افزایش ناگهانی^۱ که نیاز به حد آستانه برای تشخیص این نوع تقاضاها است را می‌توان در تحقیقات آتی در نظر گرفت؛
۶. تحقیقات آینده ممکن است ADU پویا را برای دستیابی به راه‌حل‌های بهتر در نظر بگیرند؛
۷. در این مطالعه ساختار ساده BOM در نظر گرفته شده است، در حالی که می‌توان ساختار عمومی BOM را در تحقیقات آتی مد نظر قرار داد؛
۸. عدم محدودیت در مکان قرارگیری بافرها و تأثیر نتایج آن‌ها می‌تواند به عنوان تحقیقات آتی در نظر گرفته شود.

منابع

- ایل بیگی نژاد، عباس؛ ایزدبخش، حمیدرضا و ارشدی خمسه، علیرضا (۱۴۰۰). طراحی و توسعه مدل توزیع منابع مالی به تأمین‌کنندگان در یک زنجیره تک‌تولیدکننده. مدیریت صنعتی، ۱۳ (۴)، ۵۳۷-۵۵۷.
- بنی هاشمی، سید علی و حاجی مولانا، سیدمحمد (۱۳۹۶). تحلیل حساسیت اثر شلاق چرمی در زنجیره تأمین چهارسطحی با استفاده از روش میانگین متحرک برای برآورد تقاضا. مدیریت صنعتی، ۹ (۱)، ۴۳-۵۸.
- بهادران، مریم؛ فدایی اشکیکی، مهدی؛ طالقانی، محمد و همایون فر، مهدی (۱۴۰۱). طراحی شبکه زنجیره تأمین حلقه بسته تاب‌آور تحت شرایط ریسک‌های عملیاتی و اختلال با رویکرد مالوی. مدیریت صنعتی، ۱۴ (۴)، ۵۹۵-۶۱۷.

بهاری، آرمان و علیدوست، احسان (۱۳۹۹). شناسایی الگوی کاهش تلفات زمان تولید با ترسیم نقشه وضعیت آینده شرکت سازه‌های فلزی طاق بیست بیرجند. *فصلنامه مطالعات مدیریت راهبردی*، ۱۱(۴۱)، ۹۳-۱۱۰.

رشیدی کمیجانی، علیرضا و قربانی، محمد (۱۳۹۱). اولویت‌بندی سیستم‌های کنترل تولید و موجودی کششی و هیبریدی در شرکت ایران خودرو. *پژوهشگر (مدیریت)*، ۹(۲۵)، ۳۵-۴۴.

گلچوب فیروزجائی، بختیار؛ شعار، مریم و رجب‌زاده قطری، علی (۱۴۰۱). مدل‌سازی اثر موجی اختلال تأمین‌کننده بر توزیع‌کننده در زنجیره تأمین سه‌سطحی. *مدیریت صنعتی*، ۱۴(۴)، ۶۳۸-۶۶۸.

محمدی، طاهره؛ سجادی، سید مجتبی؛ نجفی، سیداسماعیل و تقی‌زاده یزدی، محمدرضا (۱۴۰۱). بهینه‌سازی زنجیره تأمین هوشمند تحت سیاست‌مدیریت موجودی توسط فروشنده با رویکرد انتخاب فناوری مرتبط با اینترنت اشیا. *مدیریت صنعتی*، ۱۴(۳)، ۴۵۸-۴۸۳.

یوسفی زاده، سحر و ملانظری، مهناز (۱۳۹۷). روند تکامل سیستم برنامه‌ریزی منابع سازمانی و مزایا و معایب این سیستم بعد از مراحل پیاده‌سازی. *پژوهش حسابداری*، ۸(۱)، ۱-۲۵.

References

- Achergui, A., Allaoui, H. & Hsu, T. (2021). Optimisation of the Automated Buffer Positioning Model under DDMRP Logic. *IFAC-PapersOnLine*, 54(1), 582-588.
- Azzamouri, A., Baptiste, P., Dessevre, G. & Pellerin, R. (2021). Demand driven material requirements planning (Ddmrp): A systematic review and classification. *Journal of Industrial Engineering and Management*, 14(3), 439-456.
- Bahadoran, M., Fadaei Ashkiki, M., Taleghani, M. & Homayounfar, M. (2023). Designing a Resilient Closed-Loop Supply Chain Network under Operational Risk and Disruption Conditions by the Mulvey Approach. *Industrial Management Journal*, 14(4), 595-617. (in Persian)
- Bahari, A. & Alidoost, E. (2020). Identify the pattern of reducing production time losses by mapping the future situation in TaghBist Steel Structures Company. *Strategic management studies*, 11 (41), 93-110. (in Persian)
- Bahu, B., Bironneau, L. & Hovelague, V. (2019). Compréhension Du DDMRP Et De Son Adoption: Premiers éléments Empiriques. *Logistique & Management*, 27 (1), 20-32.
- Banihashemi, S.A. & Haji Molana, S.M. (2020). Analyzing Bullwhip Effect Sensitivity in a Four-level Supply Chain Using Average Moving Method to Forecast the Demand. *Industrial Management Journal*, 8(1), 1-25. (in Persian)
- Benavente, D., Peralta, S., Quispe, G., Moguerza, J., & Raymundo, C. (2023). The Demand Driven MRP Implementation in Complex Manufacturing Industries: A Systematic Literature Reviews. *International Journal of Engineering Trends and Technology*, 71, 33-45, DOI: 10.14445/22315381/IJETT-V71I3P205.
- Castro, P.M. (2015). Tightening piecewise mccormick relaxations for bilinear problems. *Computers & Chemical Engineering*, 72, 300-311.
- Damand, D., Lahrichi, Y., & Barth, M. (2023). Parameterisation of demand-driven material

- requirements planning: a multi-objective genetic algorithm. *International Journal of Production Research*, 61(15), 5134-5155.
- Dang, Y., Batson, R. G., Chen, D. (2011). *Applied Integer Programming: Modeling and Solution*. United States: Wiley.
- Dehnad, K. (2012). *Quality Control, Robust Design, and the Taguchi Method*. Springer Science & Business Media.
- Duhem, L., Benali, M. & Martin, G. (2023). Parametrization of a demand-driven operating model using reinforcement learning. *Computers in Industry*, 147, 103874.
- EilbeygiNejad, A., Izadbakhsh, H. & Arshadi Khamseh, A. (2022). Designing and Developing a Model for Distributing Financial Resources among Suppliers in a Single Producer Chain. *Industrial Management Journal*, 13(4), 537-558. (in Persian)
- Golchoub Firozjaei, B., Shoar, M. & Rajabzadeh Ghatari, A. (2022). Ripple Effect Modeling of Supplier Disruption on the Distributor in the Three-stage Supply Chain. *Industrial Management Journal*, 14(4), 638-668. (in Persian)
- Iguaran Munoz, J. A. (2023). *Development of a calculation model for material management using Demand Driven MRP (DDMRP) for a company in the Food Industry*. Politecnico di Torino.
- Jiang, J. & Rim, S. C. (2016). Strategic inventory positioning in BOM with multiple parents using ASR lead time. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016, 1024-123X, DOI: 10.1155/2016/9328371.
- Kortabarria, A., Apaolaza, U., Lizarralde, A., & Amorrortu, I. (2018). Material management without forecasting: From MRP to demand driven MRP. *Journal of Industrial Engineering and Management*, 11(4), 632-650.
- Lahrichi, Y., Damand, D. & Barth, M. (2022). A first MILP model for the parameterization of Demand-Driven MRP. *Computers and Industrial Engineering*, 174, 108769.
- Lee, C. J., & Rim, S. C. (2019). A mathematical safety stock model for DDMRP inventory replenishment. *Mathematical Problems in Engineering*, 2019, 1024-123X, DOI: 10.1155/2019/6496309.
- Liu, Y., Dai, J., Zhao, S., Zhang, J., Shang, W., Li, T., ... & Wang, Z. (2020). Optimization of five-parameter BRDF model based on hybrid GA-PSO algorithm. *Optik*, 219, 164978.
- Marzougui, M., Messaoudi, N., Dachry, W., Sarir, H. & Bensassi, B. (2020). Demand Driven MRP: Literature Review And Research Issues. *13ème Conference Internationale De Modelisation, Optimisation Et Simulation (MOSIM2020)*, 12-14 Nov 2020, AGADIR, Maroc, Nov 2020, AGADIR (virtual), Morocco.
- Meinzel, L. (2019). Treball de Fi de Màster DDMRP: *presentation of a new solution of stock management and master production scheduling* MEMÒRIA Autor. Universitat Politècnica de Catalunya.
- Miclo, R., Fontanili, F., Lauras, M., Lamothe, J. & Milian, B. (2016). An empirical comparison of MRPII and Demand-Driven MRP. *IFAC-PapersOnLine*, 49(12), 1725-1730.
- Miclo, R., Fontanili, F., Lauras, M., Lamothe, J., & Milian, B. (2016). MRP vs. Demand-driven MRP: Towards an objective comparison. *Proceedings of 2015 International Conference on Industrial Engineering and Systems Management, IEEE IESM 2015*, 1072-1080.

- Miclo, R., Lauras, M., Fontanili, F., Lamothe, J., & Melnyk, S. A. (2019). Demand Driven MRP: assessment of a new approach to materials management. *International Journal of Production Research*, 57(1), 166–181.
- Mohammadi, T., Sajadi, S.M., Najafi, S.E. & Taghizadeh Yazdi, M. (2022). Optimizing Smart Supply Chain with Vendor Managed Inventory through the Internet of Things. *Industrial Management Journal*, 14(3), 458-483. (in Persian)
- Nagarajan, H., Lu, M., Yamangil, E. & Bent, R. (2016). Tightening McCormick relaxations for nonlinear programs via dynamic multivariate partitioning. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 9892 LNCS, 369–387.
- Ohno, T., & Bodek, N. (2019). *Toyota Production System: Beyond Large-Scale Production*. Productivity press. <https://doi.org/10.4324/9780429273018>.
- Ptak, C. A., & Smith, C. (2019). *Demand driven material requirements planning (DDMRP)*. Industrial Press.
- Rashidi Kamijani, A. R., Ghorbani, M. (2005). Prioritization of production control systems and hybrid and traction inventory in Iran Khodro Company. *Journal of Management*, 25, 35-44. (in Persian)
- Shofa, M. J., Moeis, A. O., & Restiana, N. (2018). Effective production planning for purchased part under long lead time and uncertain demand: MRP Vs demand-driven MRP. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 337(1), 012055.
- Shofa, M.J. & Widyarto, W.O. (2017). Effective Production Control in an Automotive Industry: MRP vs. Demand-Driven MRP. In *AIP Conference Proceedings*, Vol. 1855. AIP Publishing LLC.
- Simchi Levi, D. & Kaminsky, P. (2000). *Designing and managing the supply chain*, New York, Mc Graw Hill.
- Sivanandam, S. N., & Deepa, S. N. (2008). Genetic Algorithms. *Introduction to Genetic Algorithms*, 15–37. https://doi.org/10.1007/978-3-540-73190-0_2.
- Stevenson, M., Hendry, L. C., & Kingsman, B. G. (2005). A review of production planning and control: The applicability of key concepts to the make-to-order industry. *International Journal of Production Research*, 43(5), 869–898.
- Thürer, M., Fernandes, N. O., & Stevenson, M. (2020). Production planning and control in multi-stage assembly systems: an assessment of Kanban, MRP, OPT (DBR) and DDMRP by simulation. *International Journal of Production Research*, 0020-7543.
- Velasco Acosta, A. P., Mascle, C., & Baptiste, P. (2020). Applicability of Demand-Driven MRP in a complex manufacturing environment. *International Journal of Production Research*, 58(14), 4233–4245.
- Xua, G., Guana, Z., Yueb, L. & Mumtazc, J. (2023). An efficient production planning approach based demand driven MRP under resource constraints. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 14(3), 451–466.
- Yousefizadeh, S. & Molanazari, M. (2018). The Evolution of Enterprise Resource Planning System and the Advantages and Disadvantages of the System after Implementation Steps. *Journal of Accounting and Social benefit*, 18(1), 1-25. (in Persian)