

Mathematical Optimization of Data-Driven Production Planning Based on Production Planning Environment Characteristics for Product Tracking and Delay in the Biopharmaceutical Industry

Seyed Ghasem. Salimi Zaviyeh^{1*}, Abolfazl. Kazazi², Iman. Raeesi Vanani³, Soroush. Ghazinoori⁴

¹ Ph.D. Student of Department of Information Technology and Operations Management, Faculty of Management and Accounting, Allameh Tabataba'i University, Tehran, Iran

² Professor, Department of Information Technology and Operations Management, Faculty of Management and Accounting, Allameh Tabataba'i University, Tehran, Iran

³ Associate Professor, Department of Operations Management and Information Technology, Faculty of Management and Accounting, Allameh Tabataba'i University, Tehran, Iran

⁴ Associate Professor, Department of Technology Management and Entrepreneurship, Faculty of Management and Accounting, Allameh Tabataba'i University, Tehran, Iran

* Corresponding author email address: sg.salimi@gmail.com

Article Info

Article type:

Original Research

How to cite this article:

Salimi Zaviyeh, S. G., Kazazi, A., Raeesi Vanani, I., & Ghazinoori, S. (2025). Mathematical Optimization of Data-Driven Production Planning Based on Production Planning Environment Characteristics for Product Tracking and Delay in the Biopharmaceutical Industry. *Journal of Technology in Entrepreneurship and Strategic Management*, 4(3), 1-22.



© 2024 the authors. Published by KMAN Publication Inc. (KMANPUB), Ontario, Canada. This is an open access article under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0) License.

ABSTRACT

Data-driven production planning, by leveraging modern technologies such as artificial intelligence, machine learning, and big data analytics, enables the optimization of production processes, improved demand forecasting, and effective resource management. In the biopharmaceutical industry, which faces considerable uncertainties such as market fluctuations, supply chain complexity, and qualitative changes in production, the adoption of data-driven approaches can create a significant competitive advantage. Recent studies have shown that many companies encounter major challenges in adopting data-driven technologies and planning for data-driven production. Much of these difficulties are related to the characteristics of the production planning environment; therefore, understanding these characteristics is essential for identifying the needs and opportunities of data-driven production planning. Accordingly, the primary objective of this article is to propose an optimization model for data-driven production planning based on the characteristics of the production planning environment in the biopharmaceutical industry. In the present research, a case study (descriptive–mathematical) was conducted in the pharmaceutical industry. Data were collected through observations and visits to production sites, workshops, meetings, and formal interviews with production managers and planners, supply and technology managers, innovation managers, and production line engineers. The problem data were analyzed using CPLEX GAMS 24.4 software and a genetic algorithm implemented in Matlab R2022b. Ultimately, a conceptual, data-driven, and intelligent model (instead of the traditional model) of production planning based on production flexibility, intelligent systems, and expert systems is presented.

Keywords: Data-driven production planning, mathematical optimization, genetic algorithm, biopharmaceutical industry

Extended Abstract

Introduction

The rapid transformation of global manufacturing systems has emphasized the necessity for data-driven approaches in production planning and scheduling, particularly within high-risk and innovation-intensive industries such as biopharmaceuticals. Traditional models of production planning, which were once sufficient for relatively stable and predictable environments, have now become inadequate in coping with today's volatile market demands, stringent regulatory frameworks, and increasingly complex supply chains (Lee et al., 2021). Data-driven production planning has thus emerged as a strategic imperative, enabling organizations to harness the power of artificial intelligence, machine learning, and big data analytics to optimize production processes, minimize delays, and enhance traceability in highly sensitive manufacturing domains (Javaid & Ullah, 2025; Su et al., 2025).

A critical advantage of data-driven production planning lies in its ability to account for multiple demand features and uncertainties simultaneously. Unlike static optimization methods, advanced data-driven models integrate real-time information flows and predictive analytics to strengthen decision-making (Luo et al., 2025). The literature highlights that incorporating reinforcement learning and recurrent neural networks, such as LSTM-Q models, can significantly enhance hierarchical production planning by improving both demand forecasts and scheduling efficiency (Gomez-Gasquet et al., 2024). This is especially relevant to biopharmaceutical industries, where batch processes, quality variability, and market fluctuations introduce high degrees of uncertainty (Sharma et al., 2021).

The pharmaceutical sector has consistently sought innovative solutions to balance the competing goals of reducing costs, improving flexibility, and maintaining the highest levels of quality. Data-driven multi-objective optimization frameworks provide one of the most effective ways to achieve this balance (Lee et al., 2022; Mansouri Mosalou et al., 2024). The potential for data-driven approaches extends beyond operational efficiency; they also contribute to strategic resilience by equipping firms to withstand disruptions and adapt quickly to changes in supply and demand dynamics (Saldanha-da-Gama & Wang, 2024).

Prior studies have demonstrated that machine learning methods can revolutionize smart production logistics by enabling adaptive, predictive, and prescriptive decision-making across the supply chain (García et al., 2024). Applications in biopharmaceutical process development confirm that the adoption of machine learning for predictive modeling not only improves performance but also reduces risk in complex, high-cost processes (Khuat et al., 2023; Panjwani et al., 2024). These findings suggest that the integration of predictive and optimization frameworks into production systems creates substantial competitive advantages for firms operating in uncertain and data-intensive environments.

Scholars also underline that smart production management systems are essential for enhancing industrial sustainability, particularly under the paradigm of Industry 4.0 (Tripathi et al., 2022). Smart production planning and control models provide robust pathways to integrate sustainability into everyday operations, fostering resilience and environmental responsibility (Bueno et al., 2022; Bueno et al., 2020). The growing literature further indicates that these systems are increasingly applied not only in pharmaceuticals but also in semiconductors and other knowledge-based sectors, demonstrating their cross-industry relevance (Völker & Mönch, 2023; Wang et al., 2020).

The challenges facing biopharmaceutical production highlight the urgency of adopting advanced planning methods. The production of biologics requires precise handling of living cells, intensive

monitoring, and strict adherence to regulatory standards, making production planning highly sensitive to variability (Thakur et al., 2020). Studies emphasize that optimizing these processes through data-driven techniques can help firms overcome significant barriers related to efficiency and compliance (Gupta et al., 2020; Zhang et al., 2020). Additionally, data-driven approaches facilitate better alignment between strategic decisions and operational execution, creating synergy between corporate objectives and day-to-day manufacturing (Chien & Chen, 2022; Pascal et al., 2023).

Against this backdrop, the present study aims to develop and test a mathematical optimization model for data-driven production planning tailored to the biopharmaceutical industry. Unlike conventional models, this approach emphasizes environmental characteristics of production planning, incorporating uncertainty, variability, and the need for traceability. The contribution of this research lies in proposing a flexible, intelligent framework that integrates genetic algorithms and advanced optimization tools to address the inherent complexities of biopharmaceutical manufacturing.

Methods and Materials

This study employed a descriptive-mathematical case study approach within the biopharmaceutical industry. Data were collected through direct observations, site visits to production facilities, workshops, structured meetings, and formal interviews with production managers, planners, supply and technology managers, innovation managers, and production line engineers. The analysis of production planning data utilized CPLEX GAMS 24.4 for mathematical optimization, complemented by a genetic algorithm implemented in Matlab R2022b.

The proposed model was tested on actual production environments, focusing on the ability to reduce delays, enhance traceability, and improve production flexibility under uncertain market conditions. The conceptual framework was designed as a shift from traditional static models to a dynamic, intelligent, and data-driven production planning system.

Findings

The results of the study indicated that the proposed data-driven optimization model significantly improved production planning outcomes compared to traditional methods. Specifically, the model demonstrated a measurable reduction in production delays, enabling smoother workflow continuity across different stages of manufacturing.

Traceability of products was also enhanced, with the model providing accurate monitoring across the entire supply chain. This improvement was particularly critical for biopharmaceutical firms, where compliance with regulatory standards requires detailed tracking of product batches and quality indicators.

Additionally, the model proved highly effective in balancing competing objectives such as minimizing costs, improving flexibility, and maintaining product quality. This was achieved by embedding multi-objective optimization functions within the data-driven framework.

The integration of genetic algorithms enabled efficient problem-solving for large-scale and complex production planning challenges. The optimization process showed robustness against variability in demand and supply chain disruptions, highlighting the model's resilience under uncertainty.

Overall, the proposed model provided a more intelligent, flexible, and sustainable approach to production planning, demonstrating strong potential for application not only in the pharmaceutical sector but also in other data-intensive industries.

Discussion and Conclusion

The findings of this study reinforce the growing consensus in the literature that data-driven production planning offers transformative advantages for modern industries. The successful application of the proposed model in the biopharmaceutical sector aligns with prior research emphasizing the importance of predictive modeling, machine learning, and optimization in managing complex production environments ([García et al., 2024](#); [Khuat et al., 2023](#); [Panjwani et al., 2024](#)).

By integrating data-driven methodologies with mathematical optimization and heuristic algorithms, the study demonstrates how firms can effectively address uncertainty and achieve a balance between cost, flexibility, and quality ([Lee et al., 2022](#); [Mansouri Mosalou et al., 2024](#)). These outcomes are consistent with studies advocating for robust optimization approaches to enhance decision-making under uncertain conditions ([Gomez-Gasquet et al., 2024](#); [Saldanha-da-Gama & Wang, 2024](#)).

The enhanced product traceability achieved in this study echoes prior work on smart production planning and control systems, which highlight the role of data-driven solutions in ensuring compliance, transparency, and trust within supply chains ([Bueno et al., 2022](#); [Oluyisola et al., 2022](#)). In highly regulated sectors like pharmaceuticals, this capability is not only a competitive advantage but also a legal and ethical necessity ([Gupta et al., 2020](#); [Sharma et al., 2021](#)).

Moreover, the resilience and adaptability of the proposed model validate broader claims about the strategic role of data-driven production systems in Industry 4.0, extending beyond operational gains to long-term sustainability and industrial competitiveness ([Bueno et al., 2020](#); [Tripathi et al., 2022](#)). These results resonate with evidence from semiconductor and manufacturing industries, suggesting that data-driven approaches are universally applicable and can reshape production paradigms across multiple sectors ([Völker & Mönch, 2023](#); [Wang et al., 2020](#); [Zhang et al., 2020](#)).

In conclusion, the study contributes to both theory and practice by presenting a comprehensive framework for data-driven production planning in biopharmaceuticals. It validates the utility of integrating advanced optimization tools with data analytics to reduce delays, enhance traceability, and manage uncertainty. The model not only supports operational efficiency but also strengthens strategic decision-making, paving the way for broader applications in other industries.

بهینه سازی ریاضی برنامه ریزی تولید داده محور بر اساس ویژگی های محیط برنامه ریزی تولید برای ردیابی و تاخیر محصولات در صنعت دارویی بیوفارما

سیدقاسم سلیمی زاویه^۱، ابوالفضل کزازی^۲، ایمان رئیسی وانانی^۳، سروش قاضی نوری^۴

۱. دانشجوی دکتری گروه فناوری اطلاعات و مدیریت عملیات، دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران
۲. استاد گروه فناوری اطلاعات و مدیریت عملیات، دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران
۳. دانشیار، گروه مدیریت عملیات و فناوری اطلاعات، دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران
۴. دانشیار گروه مدیریت فناوری و کارآفرینی، دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران

*ایمیل نویسنده مسئول: sg.salimi@gmail.com

اطلاعات مقاله

چکیده

نوع مقاله

پژوهشی/اصیل

نحوه استناد به این مقاله:

سلیمی زاویه، سیدقاسم، کزازی، ابوالفضل، رئیسی وانانی، ایمان، و قاضی نوری، سروش. (۱۴۰۴). بهینه سازی ریاضی برنامه ریزی تولید داده محور بر اساس ویژگی های محیط برنامه ریزی تولید برای ردیابی و تاخیر محصولات در صنعت دارویی بیوفارما. *تکنولوژی در کارآفرینی و مدیریت استراتژیک*. ۴ (۳)، ۲۲-۱.



© ۱۴۰۴ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به نویسنده است. انتشار این مقاله

برنامه ریزی تولید داده محور با بهره گیری از فناوری های نوین مانند هوش مصنوعی، یادگیری ماشین و تحلیل داده های بزرگ، امکان بهینه سازی فرآیندهای تولید، پیش بینی بهتر تقاضا و مدیریت مؤثر منابع را فراهم می سازد. در صنعت زیست دارو، که با عدم قطعیت های فراوانی مانند نوسانات بازار، پیچیدگی زنجیره تأمین و تغییرات کیفی در تولید مواجه است، استفاده از روش های داده محور می تواند مزیت رقابتی قابل توجهی ایجاد کند. مطالعات اخیر نشان داده است که بسیاری از شرکت ها در اتخاذ فناوری های داده محور و برنامه ریزی برای تولید داده محور با چالش های زیادی روبرو هستند. بسیاری از این مشکلات به ویژگی های محیط برنامه ریزی تولید مربوط می شود، بنابراین درک این ویژگی ها برای تعیین نیازها و فرصت ها برای برنامه ریزی تولید داده محور ضروری است. بنابراین هدف اصلی مقاله ارائه یک مدل بهینه سازی برای برنامه ریزی تولید داده محور بر اساس ویژگی های محیط برنامه ریزی تولید در صنعت دارویی بیوفارما می باشد. در پژوهش حاضر از مطالعه موردی (توصیفی- ریاضی) در صنعت دارویی، استفاده شده است. داده ها از طریق مشاهدات و بازدید از سایت های تولید، کارگاه ها، جلسات و مصاحبه های رسمی با مدیران و برنامه ریزان تولید، مدیران تامین و فناوری، مدیران نوآوری و مهندسان خط تولید جمع آوری شده است. داده های مساله با استفاده از نرم افزار CPLEX GAMS 24.4 و الگوریتم ژنتیک در نرم افزار Matlab R2022b تحلیل شده است. در نهایت یک مدل مفهومی داده محور و هوشمند (به جای مدل سنتی) برنامه ریزی تولید مبتنی بر انعطاف پذیری تولید، سیستم های هوشمند و خبره ارائه می شود.

کلیدواژگان: برنامه ریزی تولید داده محور، بهینه سازی ریاضی، الگوریتم ژنتیک، صنعت دارویی بیوفارما

مقدمه

تحولات پرشتاب فناوری در دهه‌های اخیر موجب دگرگونی عمیق در شیوه‌های برنامه‌ریزی و مدیریت تولید شده است. ظهور رویکردهای داده‌محور، که بر پایه استفاده از داده‌های کلان، هوش مصنوعی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین بنا شده‌اند، توانسته است جایگزینی کارآمد برای مدل‌های سنتی برنامه‌ریزی تولید فراهم کند (Lee et al., 2021). در این میان، صنایع پیچیده‌ای همچون صنعت داروسازی و زیست‌دارو به دلیل حساسیت‌های کیفی، نیازهای نظارتی و نوسانات تقاضا بیش از سایر حوزه‌ها به این تحولات وابسته‌اند (Sharma et al., 2021). برنامه‌ریزی تولید داده‌محور نه تنها امکان پیش‌بینی دقیق‌تر تقاضا و تخصیص بهینه منابع را فراهم می‌سازد، بلکه از طریق استفاده از مدل‌های بهینه‌سازی ریاضی و شبیه‌سازی می‌تواند ریسک‌های ناشی از عدم قطعیت محیطی را کاهش دهد (Su et al., 2025).

مطالعات اخیر نشان داده‌اند که مدل‌های بهینه‌سازی داده‌محور قادر به ترکیب چندین ویژگی تقاضا و شرایط محیطی بوده و از این طریق تصمیم‌گیری‌های برنامه‌ریزی را هوشمندتر و منعطف‌تر می‌کنند (Luo et al., 2025). به‌طور خاص، بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی بازگشتی و الگوریتم‌های تقویتی در پیش‌بینی تقاضا و زمان‌بندی تولید، گام بلندی در جهت ارتقاء کارآمدی زنجیره تأمین محسوب می‌شود (Gomez-Gasquet et al., 2024). در این راستا، استفاده از الگوریتم‌های مبتنی بر داده مانند مدل‌های LSTM-Q یا روش‌های یادگیری تقویتی عمیق توانسته است برنامه‌ریزی سلسله‌مراتبی تولید و زمان‌بندی عملیات را به شکل کارآمدتری پشتیبانی کند (Gomez-Gasquet et al., 2024; Luo et al., 2025).

از سوی دیگر، اهمیت داده‌محوری در مدیریت زنجیره تأمین دارویی نیز روزبه‌روز پررنگ‌تر شده است. طراحی شبکه‌های تأمین سوخت‌های زیستی با رویکرد داده‌محور نشان داده است که می‌توان عدم قطعیت‌های ناشی از تغییرات محیطی و بازار را به شکل مؤثری مدیریت کرد (Mansouri Mosalou et al., 2024). همچنین مطالعاتی در زمینه برنامه‌ریزی و کنترل تولید هوشمند در عصر صنعت ۴.۰ به این نتیجه رسیده‌اند که استفاده از مدل‌های داده‌محور، نقش کلیدی در ارتقاء پایداری و کاهش هزینه‌ها ایفا می‌کند (Oluyisola et al., 2020; Oluyisola et al., 2022). این یافته‌ها تأکید می‌کنند که حرکت به سمت داده‌محوری نه تنها جنبه نوآورانه دارد بلکه ضرورتی اجتناب‌ناپذیر برای رقابت‌پذیری در صنایع دانش‌بنیان همچون داروسازی است.

برنامه‌ریزی تولید داده‌محور به‌ویژه در صنعت بیوفارما که با عدم قطعیت‌های فراوانی مانند نوسانات تقاضا، شرایط پیچیده تولید و کیفیت متغیر مواجه است، می‌تواند ارزش افزوده زیادی ایجاد کند (Gupta et al., 2020). مرور پژوهش‌ها نشان می‌دهد که ترکیب مدل‌های بهینه‌سازی ریاضی با شبیه‌سازی داده‌محور، ابزاری قدرتمند برای کاهش تأخیرات تولید و ردیابی محصولات در زنجیره تأمین فراهم آورده است (Javaid & Ullah, 2025). افزون بر این، استفاده از مدل‌های پیش‌بینی عملکرد کشت سلولی بر اساس داده‌های تاریخی فرآیند، توانسته است چالش‌های مهم تولید زیست‌داروها را کاهش دهد (Panjwani et al., 2024).

ابعاد کاربردی برنامه‌ریزی داده‌محور به حوزه‌های مختلفی کشیده شده است. به‌عنوان مثال، در صنعت نیمه‌هادی‌ها مدل‌های برنامه‌ریزی داده‌محور توانسته‌اند ابزار مؤثری برای مدیریت پیچیدگی و افزایش بهره‌وری فراهم کنند (Völker & Mönch, 2023). همچنین در حوزه داروسازی، استفاده از مدل‌های داده‌محور برای توسعه فرآیندها و نوآوری‌های تولید به‌عنوان یک روند رو به رشد مطرح شده است (Khuat et al., 2023; Wang, 2023). این رویکردها نشان می‌دهند که داده‌محوری دیگر محدود به یک حوزه خاص نیست بلکه به رویکردی میان‌رشته‌ای و فراصنعتی تبدیل شده است.

چالش‌های پیاده‌سازی برنامه‌ریزی تولید داده‌محور نیز نیازمند توجه جدی است. برخی پژوهش‌ها نشان داده‌اند که علیرغم مزایای فراوان، بسیاری از سازمان‌ها در ادغام فناوری‌های داده‌محور با سیستم‌های موجود خود دچار مشکل هستند (Pascal et al., 2023). علاوه بر این، نیاز به مدل‌های قوی‌تر برای مواجهه با عدم قطعیت‌های مختلف و پشتیبانی از تصمیم‌گیری چندهدفه احساس می‌شود (Lee et al., 2022). به همین دلیل، مطالعات اخیر تلاش کرده‌اند با طراحی مدل‌های بهینه‌سازی مقاوم و ترکیبی، این محدودیت‌ها را کاهش دهند (Saldanha-da-Gama & Wang, 2024).

ادبیات پژوهشی همچنین به‌طور ویژه بر صنعت داروسازی و زیست‌دارو تمرکز کرده است. تولید داروهای زیستی به دلیل ماهیت پیچیده فرآیندها و حساسیت‌های کیفی نیازمند ابزارهای پیشرفته‌تری برای برنامه‌ریزی تولید است (Thakur et al., 2020). استفاده از مدل‌های داده‌محور در این زمینه به توسعه فرآیندها، ارتقاء کیفیت و کاهش هزینه‌ها کمک کرده است (Sharma et al., 2021). به‌ویژه، ترکیب بهینه‌سازی چندهدفه با رویکردهای داده‌محور توانسته است اهداف پایداری را نیز در برنامه‌ریزی تولید داروسازی لحاظ کند (Lee et al., 2022). با توجه به نقش فزاینده فناوری‌های داده‌محور، تولید هوشمند به‌عنوان یکی از ارکان اصلی صنعت ۴.۰ شناخته می‌شود. این تحول، ارتباط نزدیکی میان برنامه‌ریزی تولید و کنترل هوشمند برقرار کرده و از این طریق، مدیریت منابع، کیفیت و زمان‌بندی را بهینه ساخته است (Bueno et al., 2022; Tripathi et al., 2022). مرور نظام‌مند مطالعات اخیر نیز نشان داده است که کنترل و برنامه‌ریزی تولید هوشمند به یکی از محورهای اصلی پژوهش در صنعت ۴.۰ تبدیل شده است (Bueno et al., 2020).

نکته قابل توجه آن است که پیشرفت‌های اخیر در مدل‌سازی داده‌محور نه تنها در سطح عملیاتی بلکه در سطح راهبردی نیز مؤثر بوده‌اند. این مدل‌ها توانسته‌اند به سازمان‌ها در تصمیم‌گیری‌های کلان و استراتژیک کمک کنند و بدین ترتیب هم‌راستایی بهتری میان اهداف کسب‌وکار و فرآیندهای تولید ایجاد نمایند (Chien & Chen, 2022). همچنین استفاده از مدل‌های داده‌محور در طراحی سیستم‌های هوشمند برنامه‌ریزی تولید، امکان انعطاف‌پذیری بیشتر در برابر تغییرات بازار را فراهم کرده است (Oluyisola et al., 2022).

در مجموع، مرور ادبیات نشان می‌دهد که گرچه برنامه‌ریزی تولید داده‌محور با چالش‌هایی مانند نیاز به زیرساخت‌های فناورانه، مدیریت تغییر سازمانی و پیچیدگی‌های محاسباتی مواجه است، اما پتانسیل بالایی برای بهبود کارآمدی، پایداری و نوآوری در صنایع مختلف، به‌ویژه صنعت داروسازی دارد (Radmehr et al., 2020; Razavi, 2022; Wang et al., 2020; Zhang et al., 2020). بر همین اساس، هدف پژوهش حاضر ارائه یک مدل بهینه‌سازی ریاضی برای برنامه‌ریزی تولید داده‌محور در صنعت داروسازی بیوفارما با تمرکز بر ویژگی‌های محیطی برنامه‌ریزی تولید است.

روش پژوهش

این پژوهش از نظر هدف یک نوع تحقیق کاربردی-توسعه‌ای است. از جنبه روش، توصیفی ریاضی است، زیرا در صدد است تا با استفاده از یک روش ریاضی یک مسئله ریاضی را حل کند. روش مورد استفاده در این پژوهش، روش مطالعه موردی (تجربی - ریاضی) می‌باشد.

داده های مساله از طریق کاتالوگ ها، آمار موجود، مطالعه کتابخانه ای و مستندات کارخانه های تولید دارو در صنعت دارویی بیوفارما، مراجعه مستقیم به مدیران و کارشناسان تولید، و مصاحبه با آن ها جمع آوری شده است. در واقع، این مقاله ارائه دهنده رویکردی کمی مبتنی بر تجزیه و تحلیل آماری و مدلسازی ریاضی با هدف برنامه ریزی تولید داده محور بر اساس ویژگی های محیط برنامه ریزی تولید است که در بستر مطالعه موردی صورت گرفته است. جامعه آماری تحقیق کارشناسان و خبرگان شاغل در صنایع دانش بنیان دارویی بیوفارما می باشد. در این مقاله تحقیقی - کاربردی در دو فاز ارائه شده است. در فاز اول تعریف برنامه ریزی تولید داده محور ارائه گردید. در فاز دوم مدل ریاضی مقاله که یک مدل ریاضی با هدف کاهش هزینه تولید و مدت زمان تاخیر برنامه ریزی تولید داده محور بر اساس ویژگی های محیط برنامه ریزی تولید، مبتنی بر انقلاب صنعتی چهارم و تجهیزات هوشمند آن می باشد، ارائه می شود. در گام نهایی، مدل ریاضی با استفاده از اطلاعات بدست آمده از بخش مطالعه موردی ارزیابی شده و با استفاده از الگوریتم ژنتیک در نرم افزار Gams24.4 حل شده است.

ایران از اوایل دهه ۱۳۸۰ با ایجاد مراکز تحقیقاتی و شرکت های دانش بنیان مسیر توسعه زیست دارو را آغاز کرد و تاکنون بیش از ۲۵ داروی زیستی در کشور تولید شده است. شرکت هایی نظیر سیناژن، اکتور، کیمیا دارو و عبیدی از بازیگران اصلی این صنعت هستند. دولت از طریق صندوق نوآوری، تسهیلات گمرکی، و همکاری های دانشگاهی از این صنعت حمایت می کند. وضعیت صنعت زیست دارو در ایران در سال های اخیر پیشرفت های چشمگیری داشته است:

جدول ۱

وضعیت صنعت زیست داروی ایران

تولید داروهای نو ترکیب	مانند انسولین، فاکتورهای انعقادی و آنتی بادی های مونوکلونال
تأسیس شرکت های دانش بنیان	مانند زیست دارو دانش و مدوک زیست دارو که در تولید داروهای بیوسیمیلار (شبیه سازی زیست داروها) فعالیت دارند
تحقیق و توسعه	همکاری دانشگاه ها و مراکز پژوهشی مانند انستیتو پاستور در توسعه واکسن ها
چالش های صنعت	وابستگی به مواد اولیه وارداتی و محدودیت های فناوری و تحریم موانع اصلی اند

جدول ۲

رتبه بندی از شرکت های فعال در صنعت زیست داروی ایران

شرکت	اهمیت	نیروی انسانی	درآمد	محصولات	واکسن
زیست دارو دانش	بالا	متخصص بیوتکنولوژی	۵۰ میلیون دلار	داروهای ام اس و سرطان	ندارد
مدوک زیست دارو	بالا	تیم تحقیق و توسعه	۳۰ میلیون دلار	محصولات پلاسما	ندارد
سرم سازی رازی	بسیار بالا	پژوهشگران مجرب	۱۰۰ میلیون دلار	واکسن دام و طیور	دارد
انستیتو پاستور	بالا	محققان بین المللی	۸۰ میلیون دلار	واکسن انسانی	دارد
فارس ژن	متوسط	مهندسان ژنتیک	۲۰ میلیون دلار	داروهای نو ترکیب	ندارد

در فاز دوم مدل ریاضی برای پایش و زمان تحویل دارو در صنعت دارویی بیوفارما با توجه به پیاده سازی مدل و اعمال داده محوری، رویکردهای مختلفی در نظر گرفته شده است که در آن برای هر محصول دارویی بیوفارما توسط هر دستگاه در خط تولید، ابتدا یک زمان "پایه" که متناظر با زمان پایه عملیات در مدل ریاضی، فرض شده و سپس انعطاف پذیری مساله به گونه ای فرض می شود که به ما اجازه انحراف پایه توسط هر دستگاه در خط تولید نسبت به زمان پردازش پایه را تا زمانی که کل زمان پردازش محصول دارویی بیوفارما یکسان شود، بدهد. برای

مجموعه‌های داده‌های مساله ریاضی، به طور تصادفی نمونه‌های تولیدی را با ۲ دستگاه در خط تولید و ۱۰ نوع محصول دارویی شامل (سانتگرلین، سانو تاید، سان بی زوم، سانتورلین، رلیکسوسان، ریلوزول، زولدرونیک اسید، سالمترول، فاکتور هفت و لتروزول) ایجاد گردید. رای هر عملیات O_{ij} ، یک زمان پایه اولیه p_{ij}^B فرض شده که به طور یکسان در فاصله زمانی [6, 140] انتخاب شده است. از طرفی بر روی موارد خاص و ریزتر متمرکز می‌شویم؛ زیرا محاسبه حدهای پایین برای خط تولید بدون فرض نمودن قابلیت اطمینان بسیار سخت است. بنابراین می‌توان مدل برنامه‌ریزی خاصی برای محاسبه حداقل زمان تحویل دارو در صنعت بیوفارما را در قالب دو تابع زیر در نظر گرفت:

$$TVD = \sum_j SP_j * T_j \quad \text{رابطه (۱)}$$

$$IVD = \sum_j CP_j * C_j \quad \text{رابطه (۲)}$$

$$Z = \alpha IVD + \beta TVD \quad \text{رابطه (۳)}$$

که (Z) تابع هدف بهینه‌سازی ریاضی را نشان می‌دهد که مجموع وزنی TVD^1 و IVD^2 را که بیانگر زمان تاخیر تحویل دارو می‌باشند را به حداقل می‌رساند. لازم به ذکر است که CP_j بیانگر هزینه مواد اولیه محصول دارویی بیوفارما j و SP_j برابر با زمان لازم برای تکمیل فرآیند تولید دارویی بیوفارما j است. C_j و T_j نیز به ترتیب هزینه نهایی تکمیل تولید داروی بیوفارما j با در نظر گرفتن حذف واسطه‌ها به کمک بلاک‌چین، تعداد مهارت مورد نیاز در سیستم تولید و محصول دارویی بیوفارما j می‌باشد. با توجه به نمونه‌های تولید شده، می‌توان حالت‌های خاصی را در شرایط تولید محصول دارویی بیوفارما دارای قابلیت اطمینان فرض کرد و تولید نمود که در زیر ارائه شده است:

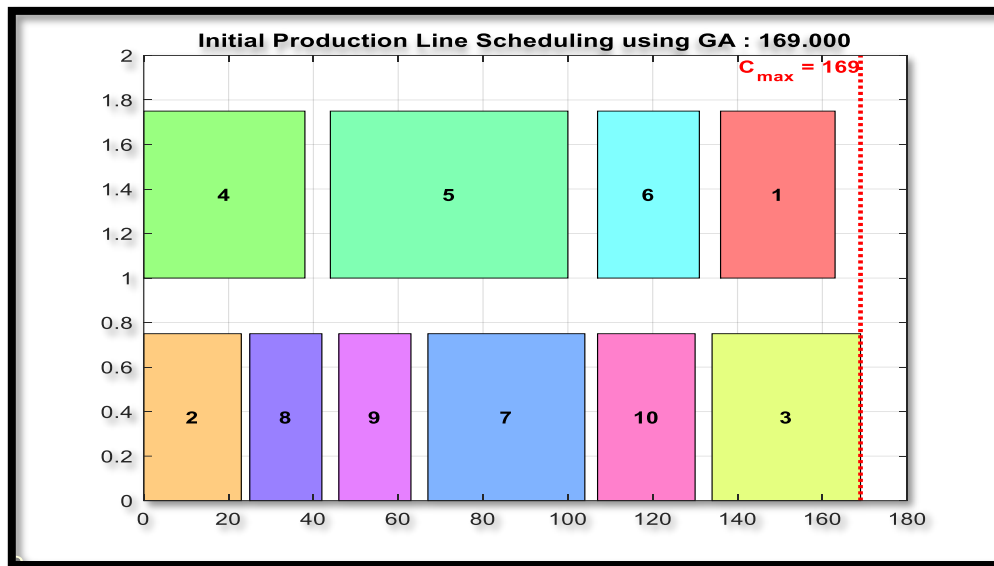
حدهای بالا و پایین را برای تمام حالات O_{ij} برابر با $\alpha \geq 0$ و $\beta \geq 1$ در نظر گرفته و $p_{ij} = \alpha p_{ij}^B$ و $\bar{p}_{ij} = \beta p_{ij}^B$ نیز فرض شده است. زمان پردازش کلی p_j محصول دارویی بیوفارما j برابر با مجموع زمان‌های پایه می‌باشد. برای مقادیر تولید شده α و β ، حالتی را بدون حدهای بالایی در زمان پردازش واقعی انتخاب نمودیم (یعنی فقط از مقادیر α برای حدهای پایین استفاده می‌کنیم) و حالتی را فرض می‌نماییم که حدهای پایین و بالا هر دو مناسب باشند. توجه شود که این حالت شامل مواردی می‌شود که کلیه تولید محصول دارویی بیوفارما ممکن است در تمام دستگاه در خطوط تولید دارویی توزیع شود. در شکل ۴-۱، شماتیک اولیه ترتیب تولید محصولات دارویی بیوفارما مورد نظر توسط دو دستگاه در دو خط تولید با استفاده از الگوریتم ژنتیک ارائه شده است.

شکل ۱

ترتیب تولید محصولات دارویی مورد نظر توسط دو دستگاه در خط تولید با الگوریتم ژنتیک

¹ Throughput Value- Day

² Inventory Value- Day



برای تحلیل حساسیت، ۱۱ مساله تولید بر اساس تغییرات α و β ایجاد شده است. به طوری که در ابتدا $\alpha = 1$ و $\beta = 0$ و در انتها $\alpha = 0$ و $\beta = 1$ می باشد و در این بین تغییرات یک دهم واحدی برای هر نمونه مساله فرض شده تا ۱۱ نمونه مساله مشخص شود. برای داده های ۱۱ مساله آزمایش، مقادیر زمان واقعی محصول دارویی بیوفارما در موقعیت k روی دستگاه در خط تولید i یعنی x_{ik} ترتیب ورود هر محصول دارویی بیوفارما به داخل چرخه یعنی γ_j ، زمان تکمیل چرخه تولید k یعنی F_k ، زمان تاخیر محصول دارویی بیوفارما T_j ، زمان تکمیل محصول دارویی بیوفارما j یعنی C_j ، مجموع حاصل ضرب ارزش مواد هر محصول در زمان تکمیل آن یعنی IVD ، مجموع حاصل ضرب ارزش هر محصول دارویی بیوفارما در مدت زمان تاخیر آن یعنی TVD و تابع هدف مساله Z را مشخص می نماییم.

جدول ۳

داده های فاز دوم مدل ریاضی محاسبه پایش و میزان تاخیر در صنعت دارویی

محصول	حد پایین زمان	حد پایین زمان	حد بالای زمان	حد بالای زمان	هزینه اولیه هر	هزینه فروش هر	مؤد تحویل	زمان
مورد نظر	پایه دستگاه در	پایه دستگاه در	پایه دستگاه در	پایه دستگاه در	محصول دارویی	محصول دارویی	محصول	پردازش
	خط تولید	خط تولید	خط تولید	خط تولید	بیوفارما	بیوفارما	دارویی	محصول
	(ساعت)	(ساعت)	(ساعت)	(ساعت)	(CP_j)	(SP_j)	(d_j)	دارویی j
سانتگرلین	۱۶	۱۶	۴۸	۴۸	۱۷	۱۰۰	۹۶	۶۴
سانو تاید	۲۷	۶	۸۱	۱۸	۱۷	۷۹	۳۳۲	۶۶
سان بی زوم	۲۶	۲۸	۷۸	۸۴	۱۲	۱۰۰	۲۸۶	۱۰۸
سانتورلین	۴	۱۵	۱۲	۴۵	۱۳	۸۸	۷۲	۳۸
رلیکسوسان	۲۲	۴۷	۶۶	۱۴۱	۲۲	۵۶	۲۵۸	۱۳۸
ریلوزول	۲۲	۱۹	۶۶	۵۹	۲۷	۸۲	۱۳۸	۸۳
زولدرونیک اسید	۳۲	۹	۹۸	۲۹	۱۴	۵۸	۱۷۲	۸۴
سالمترول	۲۵	۲۵	۷۷	۱۳۷	۲۳	۶۲	۵۰۶	۱۴۲
فاکتور هفت	۰	۲	۲	۸	۲۶	۸۴	۷	۶
لتروزول	۴۴	۱۷	۱۳۴	۵۱	۱۶	۷۲	۳۰۷	۱۲۳

برای نمونه حالت اول: مساله با $\alpha = 0$ و $\beta = 1$ ارائه شده و مشابه همین منوال برای حالت‌های ۱۱ گانه تحلیل صورت گرفته است که از آوردن جزییات حالت‌های دوم تا یازدهم صرف نظر شده و جدول نهایی تحلیل‌های ۱۱ گانه آورده شده است.

جدول ۴

ترتیب ورود هر محصول دارویی بیوفارما در حالت اول

محصول / اولویت	سانتگرلین	سانو تاید	سان زوم	بی	سانتورلین	رلیکسوسان	ریلوزول	زولدرونیک اسید	سالمترول	فاکتور هفت	لتروزول
۱			*								
۲						*					
۳							*				
۴		*									
۵				*						*	
۶					*						
۷						*					
۸										*	
۹											*
۱۰								*			

بر اساس جدول فوق، مشخص می‌شود که ابتدا سان بی زوم، سپس ریلوزول، بعد از آن زولدرونیک اسید و در انتها فاکتور هفت وارد خط تولید می‌شوند تا توسط دستگاه در خط تولید پردازش شوند.

جدول ۵

نتایج مساله نمونه در حالت اول

محصول مورد نظر	حد پایین زمان پردازش دستگاه در خط تولید ۲ (ساعت)	حد پایین زمان پردازش خط تولید ۱ (ساعت)	زمان تکمیل هر محصول دارویی (C_j)	زمان تکمیل چرخه k حالت اول (F_k)
سانتگرلین	۶	۹۶	۶	۴۲
سانو تاید	۳۴	۴	۲۳۲	۷۰
سان بی زوم	۲۸	۳۶	۲۸۶	۱۲۵
سانتورلین	۵۵	۲۸	۷۲	۱۷۳
رلیکسوسان	۲۹	۵۵	۴۱۹	۱۹۹
ریلوزول	۱۸	۴۸	۱۳۸	۲۸۱
زولدرونیک اسید	۸۲	۲۶	۱۷۳	۳۲۲
سالمترول	۴۱	۸۲	۵۰۶	۴۱۹
فاکتور هفت	۹۷	۴۱	۷	۴۸۴
لتروزول	۶۵	۷۷	۳۲۲	

جدول ۶

زمان تاخیر تولید محصول دارویی بیوفارما دارای تاخیر در حالت اول

محصول دارای تاخیر	میزان تاخیر (ساعت)
رلیکسوسان	۱۶۱
زولدرونیک اسید	۱
لتروزول	۱۵

بر اساس جدول فوق ملاحظه می شود که تنها تولید محصولات دارویی رلیکسوسان، زولدرونیک اسید و لتروزول دارای تاخیر می باشند. مقدار تابع هدف برای حالت اول در جدول زیر مشخص شده است.

جدول ۷

نتایج حاصل از TVD و IVD و Z در حالت اول

Z	IVD	TVD
۱۱۱۵۴	۴۲۲۸۲	۱۱۱۵۴

حالت های دوم تا یازدهم نیز مشابه جداول فوق می باشد و چون تعداد جداول بسیار زیاد می باشد لذا تحلیل تمام موارد به صورت خلاصه در بخش یافته ها ذکر شده است.

یافته ها

۱۱ حالت برای مساله ریاضی بر اساس تغییرات α و β ایجاد شده است که در این قسمت نتایج هر مساله ارائه شده است. برای مشخص شدن ترتیب ورود هر یک از تولید محصول دارویی بیوفارما، از الگوریتم ژنتیک برای بهینه سازی مدل بهره گرفته شده است. به منظور تاثیر مقدارهای مختلف α و β بر تابع هدف، مقادیر مختلفی را در حالات ۱۱ نمونه متغیر در نظر گرفته شد که برای هر محصول دارویی بیوفارما، بایستی مجموع α و β برابر با یک شود. نتایج مطرح شده در ۱۱ نمونه مساله در جدول نهایی ذکر شده است.

جدول ۸

نتایج نهایی همه حالات های ۱۱ گانه مساله

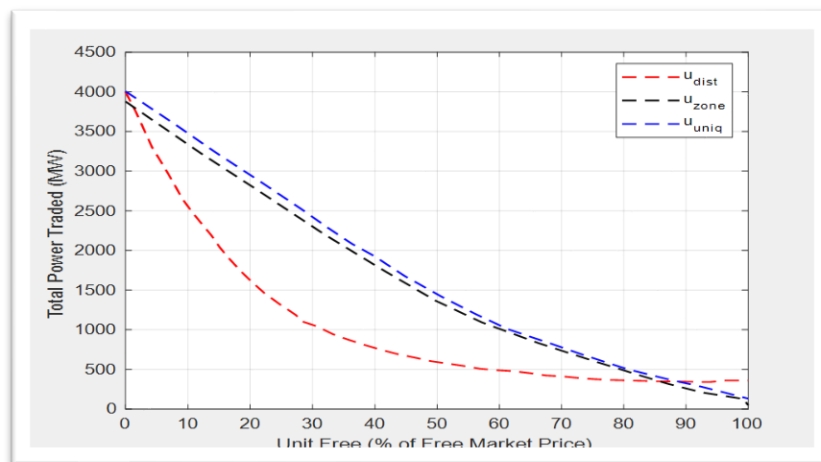
حالت	TVD	IVD	Z
$\beta = 1$ و $\alpha = 0$	۱۱۱۵۴	۴۲۲۸۲	۱۱۱۵۴
$\beta = 0.9$ و $\alpha = 0.1$	۱۱۱۵۴	۴۰۸۹۴	۱۳۱۲۵.۳
$\beta = 0.8$ و $\alpha = 0.2$	۱۱۱۵۴	۴۰۸۹۴	۱۶۱۰۲

۱۹۰۷۶	۴۰۸۹۴	۱۱۱۵۴	$\beta = 0.7$ و $\alpha = 0.3$
۲۲۰۵۰	۴۰۸۹۴	۱۱۱۵۴	$\beta = 0.6$ و $\alpha = 0.4$
۲۵۰۲۴	۴۰۸۹۴	۱۱۱۵۴	$\beta = 0.5$ و $\alpha = 0.5$
۲۷۹۹۸	۴۰۸۹۴	۱۱۱۵۴	$\beta = 0.4$ و $\alpha = 0.6$
۳۰۹۷۲	۴۰۸۹۴	۱۱۱۵۴	$\beta = 0.3$ و $\alpha = 0.7$
۳۴۷۴۸.۴	۳۹۱۷۷	۱۷۰۳۴	$\beta = 0.2$ و $\alpha = 0.8$
۳۶۹۶۲.۷	۳۹۱۷۷	۱۷۰۳۴	$\beta = 0.1$ و $\alpha = 0.9$
۳۷۸۵۰	۳۷۸۵۰	۳۹۸۹۵	$\beta = 0$ و $\alpha = 1$

نتایج جدول فوق نشان می‌دهد که با افزایش α ، مقدار تابع هدف که حاصل از مجموع مقادیر حاصل ضرب ارزش هر محصول در مدت زمان تاخیر آن (TVD) و مجموع حاصل ضرب ارزش مواد اولیه هر محصول در زمان تکمیل آن (IVD) می‌باشد، افزایش می‌یابد. شکل (۴) نشان می‌دهد که وقتی هزینه‌های شبکه منحصربه‌فرد و منطقه‌ای خیلی زیاد است، نمایندگان تمایل به ترک شبکه را دارند؛ زیرا، سیاست فاصله دستگاه‌ها و عوامل، تبادلات مربوط به اعضای شبکه برای پایش محصولات را فراهم نمی‌کند. از این‌رو، نمایندگان، حتی با وجود هزینه‌های واحد فاصله‌های زیاد، به تبادل داده با یکدیگر ادامه می‌دهند. در شکل (۵) نیز همان‌طور که انتظار می‌رفت، هزینه‌های مربوط به پایش محصولات بین دستگاه‌ها و واحدهای پردازش، از بین بردن تمام واسطه‌ها برای تامین توان و انرژی لازم برای پایش و همچنین تولید محصول را فراهم می‌کند. این کاملاً نشان می‌دهد که برخلاف تخصیص هزینه منحصربه‌فرد، فاصله دستگاه‌ها و عوامل، امکان جداسازی اقتصادی بخش‌های مختلف شبکه را فراهم می‌کند.

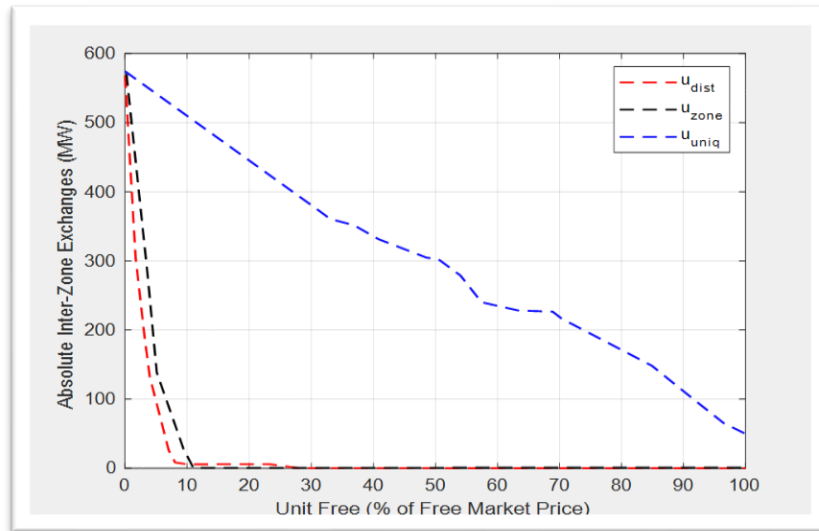
شکل ۲

مقدار کل توان معامله شده در شبکه به منظور پایش و تولید محصول



شکل ۳

مقدار کل توان مبادله شده بین بخش‌های مختلف شبکه به منظور پایش و تولید محصول



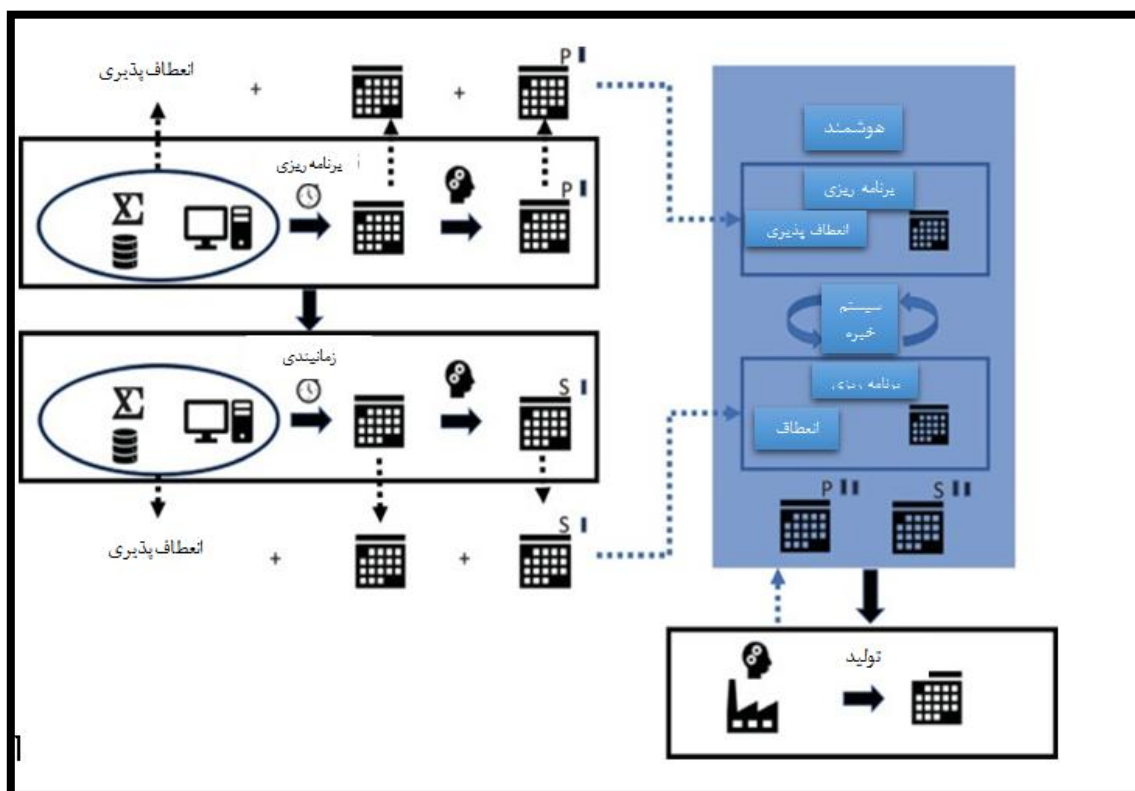
همچنین مشخص شد که هزینه های شبکه پیشنهادی به گونه ای بر معاملات دوجانبه تأثیر می گذارد که ممکن است شرایط زمان بندی بهتری در خط تولید را ایجاد کند.

در حال حاضر، تعداد زیادی از شرکت ها در بخش های مختلف وجود دارند که بر اساس پیشنهاد سیستم برنامه ریزی تولید سنتی، تولید خود را مدیریت می کنند. تصمیم گیرندگان تاکتیکی در جستجوی برنامه ریزی هستند که نتایج اساسی آن طرح اصلی تولید (MPP) باشد. تصمیم گیرندگان مدل هایی را ایجاد می کنند که با آن خط مشی برنامه ریزی خود را نشان می دهند (سطوح، موجودی، تاریخ در دسترس بودن، اندازه قطعه، دوره ها، افق ها، و غیره) و به دنبال راه حل هایی با ابزارها (بهینه یا کمتر از حد بهینه) می گردند و برنامه ها را به صورت دوره ای تولید می کنند. این مدل ها و پارامترهای آن ها در طول زمان بسیار کمی تغییر می کنند. اطلاعاتی که برنامه ریزان با آن ظرفیت تولیدی را تعریف می کنند بر اساس مفروضات یا محاسباتی است که ممکن است به دلیل دشواری فنی انجام محاسبات و یا به دلیل عدم وجود داده های قابل اعتماد، بیانگر واقعیت کارخانه به خصوص در صنعت دارویی بیوفارما نباشد. در بسیاری از موارد، داده های مبتنی بر تجربه هستند و بر اساس آزمون و خطا تصحیح می شوند که در راه حل های IT ثابت می شوند و برای مدت طولانی بدون تغییر باقی می ماند تا زمانی که تجدیدنظر جدیدی انجام شود. هنگامی که طرح های آزمایشی به دست آمد، آن ها تجزیه و تحلیل می شوند تا شامل جنبه های غیر مدل سازی شده (ویژگی های سفارشات خاص و غیره)، پیشنهادات صحیح که با واقعیت مطابقت ندارند. تصمیم گیرندگان سطح عملیاتی به روش مشابهی کار می کنند، همچنین مدل هایی برای حل دوره ای در جایی که برنامه های تولید آزمایشی به دست می آید، دارند و پس از تجزیه و تحلیل، آن ها قطعی می شوند. این مدل ها محدودیت ها را با جزئیات بسیار بیشتر و در نتیجه با پیچیدگی بسیار بیشتر در نظر می گیرند. علاوه بر این، آن ها معمولاً به یک فضای زمانی کوچکتر (افق زمان بندی) می پردازند. سطح عملیاتی به عنوان محدودیت نیازهای سطح تاکتیکی را در نظر می گیرد و به دنبال راه حل هایی با جهت گیری توالی و زمان بندی (تخصیص سفارشات به ماشین ها و/یا کارگران، برای مثال) است. رویکرد مهندسی ارائه شده توسط ساختار سیستم برنامه ریزی تولید داده محور و هوشمند هنوز معتبر است و مزایای ذکر شده در بالا را ارائه می دهد. ما در یک محیط صنعتی دارویی هستیم که راه حل های مبتنی بر آخرین فناوری موجود (پیشنهادهای صنعت ۴.۰) را در خود جای داده است. این راه حل ها دنیای اینترنت اشیاء (IoT) را در زمینه تولید و تدارکات مستقر می کند و به شرکت ها اجازه می دهد تا فوراً اطلاعاتی در مورد آنچه در کارخانه های تولید یا حمل و نقل آن ها اتفاق می افتد را داشته باشند. تغییر چارچوب سنتی سیستم برنامه ریزی تولید داده محور و هوشمند پیشنهاد تحقیق ما می باشد. به طور خاص، سیستمی با یکپارچگی بیشتر و استفاده بهتر از اطلاعات با تعریف یک لایه مکمل بین سطح تاکتیکی و عملیاتی

برای به‌دست آوردن زمان‌بندی و برنامه‌ریزی تولید داده محور می‌باشد. شکل (۶) این پیشنهاد را نشان می‌دهد. این لایه برای ادغام سطوح تاکتیکی- عملیاتی برای بهبود کارایی از طرح‌ها و برنامه‌های شرح داده شده در برنامه‌ریزی تولید داده محور سنتی تغذیه می‌کند. همچنین شناسایی انعطاف‌پذیری احتمالی در سیستم و همچنین داده‌های واقعی سازمان که به نوعی در طرح‌ها و برنامه‌ها تأثیر می‌گذارد، باید شناسایی شود. این داده‌ها ممکن است توسط سیستم اجرای تولید (MES)، نرم‌افزار مدیریت انبار، برنامه‌ریزی منابع سازمانی (ERP) یا سیستم‌های جدیدی که در زمینه صنعت ۴.۰ ایجاد می‌شوند، جمع‌آوری شوند.

شکل ۴

مدل مفهومی (جایگزین مدل سنتی) برنامه‌ریزی تولید داده محور و هوشمند سازی آن



مدل مفهومی برنامه‌ریزی تولید داده محور پیشنهادی بر اساس مفاهیم زیر است:

- ۱- سیستم برنامه‌ریزی تولید داده محور و هوشمندی سازی آن نقطه شروع خوبی است
- ۲- سیستم فعلی طرح‌ها و برنامه‌های قطعی را با استفاده از بالا به پایین تولید می‌کند.

رویکرد در تصمیم گیری ابتدا طرح ها تولید شده و سپس برنامه ها تدوین شده است.

– فرض بر این است که طرح ها و برنامه ها برای مدل فعلی (ریاضی) و داده های مورد استفاده بهترین هستند.

۲- امکان شناسایی انعطاف پذیری واقعی وجود دارد

– محدودیت های سخت (شرایطی که همیشه باید رعایت شوند) و محدودیت های نرم (شرایط قابل تغییر یا دارای حاشیه) در مدل های

برنامه ریزی و زمان بندی ظاهر می شوند. برای مثال اولی ممکن است با شرایط فیزیکی یا قراردادی گیاه مطابقت داشته باشد. این آخری ممکن است شرایط مربوط به سیاست های داخلی باشد که شرکت می خواهد (به طور متوسط) استفاده کند.

– تصمیم گیرندگان مجموعه ای از جایگزین های مرتبط با محدودیت های نرم را می شناسند که می توانند برای تنظیم طرح ها و برنامه ها

با توجه به شرایط هر لحظه استفاده شوند. به عنوان مثال، مقدار زیادی را کاهش دهید، منابع بیشتری را در نظر بگیرید.

۳- می توان در طرح ها و برنامه ها انعطاف پذیری را معرفی کرد

– فرض بر این است که طرح ها و برنامه های تولید را می توان با در نظر گرفتن جایگزین ها به لطف محدودیت های نرم بهبود بخشید.

این مقاله ابزارهای موجود در حوزه (مدل سازی ریاضی، تاکتیکی، عملیاتی و مفهومی) سیستم برنامه ریزی تولید داده محور را پیشنهاد

می کند تا بتوانند از انعطاف پذیری واقعی و اطلاعات فعلی در محیط تولید برای ارائه راه حل هایی استفاده کنند که با واقعیت هر لحظه سازگارتر

باشد. سیستم برنامه ریزی تولید داده محور و سیستم اطلاعاتی وابسته آن در سازمان ها مورد استفاده قرار می گیرند و معرفی مفهوم Industry

4.0 طیف مهمی از پیشنهادات را در این زمینه ارائه می دهد. در این مقاله، در فاز اول از مطالعه ادبیات برای شناسایی عناصر برنامه ریزی تولید

داده محور و ویژگی های محیط برنامه ریزی تولید در صنعت با توجه به ویژگی های محیط برنامه ریزی تولید استفاده شده است. مدل بهینه سازی

حاصل از طریق ارائه الگویی ساختار یافته برای توصیف محیط برنامه ریزی تولید داده محور و هوشمند سازی در صنعت دارویی بیوفارما استفاده

شده است. مراحل روش با در نظر گرفتن اینکه سیستم برنامه ریزی تولید داده محور حاصل باید با ویژگی های محیط تولید مورد نظر مطابقت

داشته باشد، تنظیم و ساختار یافته است. مدل پیشنهادی با بهینه سازی برنامه عملیاتی خطوط تولید مختلف، هزینه کل تولید را به حداقل

می رساند، در حالی که محدودیت های عملیات فیزیکی را برآورده می کند و از عرضه تقاضا برای انواع مختلف محصول اطمینان می دهد. مدل

ریاضی با استفاده از حل کننده های نرم افزار Gams24.4 گمز مورد تحلیل قرار گرفته است. تجزیه و تحلیل حساسیت کاربرد مدل پیشنهادی

را برای اصلاح برنامه تولید در سطوح مختلف تقاضای تولید نشان داد که منجر به صرفه جویی در هزینه های عملیاتی زمانی که تقاضای تولید

کاهش می یابد، می شود. مدل پیشنهادی همچنین در یک کارخانه تولید صنعت دارویی در دنیای واقعی برای بهینه سازی برنامه تولید پیاده سازی

شد و از الگوریتم ژنتیک برای تعیین ترتیب ورود محصولات دارویی و کاهش هزینه های تاخیر در پایش محصولات دارویی بهره گرفته شد.

نتایج مطالعه نشان می دهد که استفاده از مدل پیشنهادی نه تنها برنامه تولید را برای ارائه تقاضا برای محصولات مختلف بهینه می کند، بلکه

هزینه تولید را به حداقل می رساند. نتایج نشان می دهد شرکت هایی با چالش برانگیزترین محیط های برنامه ریزی تولید نیز همان هایی می باشند

که در حال حاضر بیشترین علاقه را به بررسی برنامه ریزی تولید داده محور نشان می دهند. این موارد همچنین نشان می دهد که برنامه ریزی

تولید داده محور در همه محیط های برنامه ریزی جدید مورد نیاز است و به طور مشابه، اینکه صنعت های خاص نظیر دارویی و غذایی و... نیازی

به بهره برداری از تمام قابلیت های برنامه ریزی تولید داده محور برای بهبود عملکرد را دارند. این چارچوب به اولویت بندی مباحث برای برنامه ریزی

تولید داده محور کمک می کند و برای شناسایی فناوری های خاصی که می توانند برنامه ریزی تولید داده محور را فعال کنند، کمک می کند. با

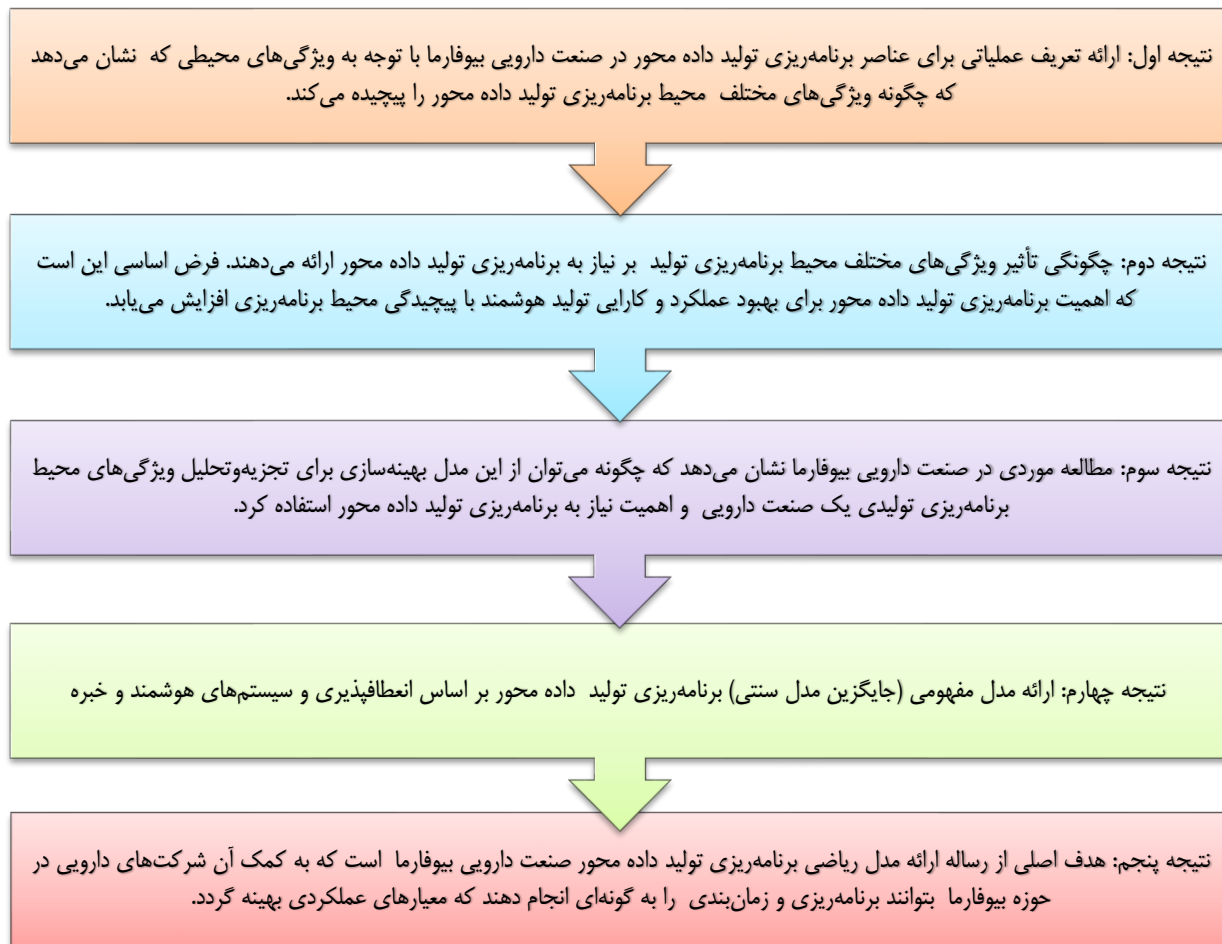
توجه به مدل ریاضی ارائه شده در بخش سوم، به بررسی برنامه ریزی در صنعت دارویی بیوفارما از طریق کدنویسی در نرم افزار Gams 24.4

و Matlab پرداخته شد. ابتدا به تولید مجموعه داده های مساله مورد مطالعه اشاره گردید. اهمیت مساله تحقیق در تعیین حد بالا و پایین

برای مدل ریاضی بود که در محدوده موارد مختلف، به تولید مجموعه داده‌های مساله بر مبنای تغییرات حد بالا، حد پایین، تعداد دستگاه در خط تولیدها و تعداد تولید محصول دارویی بیوفارما می‌باشد. سپس داده‌های مورد مطالعه را در حالت‌های متفاوت از قبیل در نظر گرفتن تنها حد پایین و نیز در نظر گرفتن حدهای پایین و بالا مورد ارزیابی قرار داده و مقادیر مجموع حاصل ضرب ارزش هر محصول در مدت زمان تاخیر آن (TVD) و مجموع حاصل ضرب ارزش مواد اولیه هر محصول در زمان تکمیل آن (IVD) را تعیین نموده و بر اساس ضرایب α و β ، مقدار تابع هدف مساله (Z) برای هر مساله تعیین شده است. در تحقیق حاضر موارد متعددی را با در نظر گرفتن محدودیت‌ها و فرض‌ها در دستگاه‌های خطوط تولیدی جداگانه نسبت به زمان واقعی مورد واکاوی قرار داده شد. نتایج بدست آمده از تحلیل‌های مدل ریاضی نشان می‌دهد که با افزایش α و کاهش β مقدار TVD یعنی مجموع حاصل ضرب ارزش هر محصول در مدت زمان تاخیر آن، افزایش و میزان IVD یعنی مجموع حاصل ضرب ارزش مواد هر محصول در زمان تکمیل آن، کاهش یافته است. در این میان، کمترین مقدار Z که مجموع حاصل ضرب ارزش هر محصول در مدت زمان تاخیر و حاصل ضرب ارزش مواد هر محصول در زمان تکمیل آن بر اساس ضرایب α و β می‌باشد برای حالت $\alpha = 0$ و $\beta = 1$ و بیشترین مقدار آن برای حالت $\alpha = 1$ و $\beta = 0$ می‌باشد. نتایج نشان می‌دهد که بحث مواد اولیه و تامین آن در صنعت دارویی از اهمیت بالایی برخوردار است؛ زیرا، تعیین تولید محصول دارویی بیوفارما نیازمند تکمیل تمام مراحل در کل فرایند تولید در صنعت دارویی می‌باشد. با افزایش مدت زمان خرید و تامین برخی مواد اولیه در صنعت دارویی بیوفارما، مدت تکمیل یک محصول دارویی بیوفارما در کل فرایند تولید با تاخیر مواجه شده و سبب بروز تاخیر در تکمیل فرایند تولید در صنعت دارویی خواهد شد. از این‌رو، می‌توان بهترین حالت را در بین حالات در نظر گرفته شده برای این پژوهش، $\alpha = 0.5$ و $\beta = 0.5$ در نظر گرفت.

شکل ۵

نتایج اصل از پژوهش



با توجه به نتایج مطالعه، تأثیر احتمالی مدل ریاضی کاربردی ارائه شده این است که به تولیدکنندگان صنایع (دارویی، غذایی، خودرو و پتروشیمی و...) در حوزه داده محوری و هوشمندی تولید اجازه می دهد تا با بهینه سازی برنامه های خطوط تولید، کارایی تولید را افزایش دهند و در هزینه عملیات صرفه جویی کنند. تأثیر مهم دیگر مدل پیشنهادی حذف حدسیات رایج در انتخاب و اولویت بندی خطوط تولید برای پروژه های بهره وری انرژی است. این به سازندگان اجازه می دهد تا خطوط با کمترین کارایی را شناسایی کرده و منابع را به کارآمدترین روش برای بهبود عملکرد و کارایی کل کارخانه تولیدی تخصیص دهند.

یافته های مدیریتی و سازمانی پژوهش: با توجه به اهمیت کاهش هزینه ها در برنامه ریزی تولید داده محور در صنایع مختلف (دارویی، غذایی و...) توجه مدیران به این موضوع، در این پژوهش مدل متناسب با برنامه ریزی تولید داده محور که قابلیت اجرا در صنایعی مختلف را دارد طراحی شد. مدیران با در نظر گرفتن مدل و استفاده از ابزارهای مناسب و الگوریتم های ریاضی دیگر می توانند حداقل و حداکثر هزینه های متحمل بر سیستم را شناسایی کرده و متناسب با بودجه در دسترس، مناسبترین گزینه را برای برنامه ریزی تولید داده محور و هوشمند سازی آن و تأمین سفارش های مشتریان و تخصیص بهینه به واحدهای تولیدی و صنعتی اتخاذ کنند.

از منظر سازمانی، مهارت ها و قابلیت های برنامه ریزان تولید و توسعه دهندگان سیستم عامل موفقیت حیاتی برای دستیابی به برنامه ریزی تولید داده محور خواهد بود و مطالعاتی که مجموعه مهارت های مورد نیاز و چگونگی نهادینه سازی آن دانش را بررسی می کنند، بینش ارزشمندی برای صنایع مختلف تولیدی خواهند بود. با توجه به پیاده سازی سیستم برنامه ریزی تولید داده محور، مطالعات طولی که بهبودهای عملکرد واقعی را که در عمل به هنگام استفاده از یک سیستم برنامه ریزی تولید داده محور کاملاً توسعه یافته قابل دستیابی است،

ارزیابی می‌کنند، می‌توانند نشان دهند که یک سیستم برنامه‌ریزی تولید داده محور چقدر می‌تواند بر بهبود عملکرد عملیاتی و تولید پایدار در کارخانه‌های آینده داشته باشد.

بحث و نتیجه‌گیری

یافته‌های پژوهش حاضر نشان داد که استفاده از مدل بهینه‌سازی ریاضی داده‌محور در برنامه‌ریزی تولید صنعت دارویی بیوفارما می‌تواند به طور چشمگیری بر کاهش تأخیرات تولید، بهبود قابلیت ردیابی محصولات و ارتقاء انعطاف‌پذیری سیستم‌های تولیدی تأثیرگذار باشد. نتایج تحلیل‌ها آشکار ساخت که مدل ارائه‌شده توانسته است با ترکیب الگوریتم‌های ژنتیک و ابزارهای داده‌محور، شرایط عدم قطعیت بازار و پیچیدگی‌های زنجیره تأمین را به نحو مؤثری مدیریت کند. این یافته همسو با دیدگاه پژوهش‌هایی است که بر اهمیت داده‌محوری و هوشمندسازی در ارتقاء قابلیت تصمیم‌گیری و کارآمدی در صنایع پیچیده تأکید کرده‌اند (Javaid & Ullah, 2025; Su et al., 2025). در واقع، یافته‌های ما تأییدکننده این نکته است که مدل‌های داده‌محور می‌توانند به‌عنوان جایگزینی مؤثر برای روش‌های سنتی برنامه‌ریزی عمل کنند و از طریق یکپارچه‌سازی داده‌های عملیاتی و محیطی، تصمیم‌گیری‌های دقیق‌تری را در زمینه تخصیص منابع و مدیریت زمان‌بندی ارائه دهند (Lee et al., 2021).

یکی از نکات کلیدی در یافته‌های پژوهش، توانایی مدل در کاهش ریسک ناشی از نوسانات تقاضا و تغییرات بازار است. مدل حاضر نشان داد که با به‌کارگیری ساختارهای داده‌محور و ابزارهای پیش‌بینی تقاضا می‌توان خطاهای ناشی از عدم قطعیت را تا حد زیادی کاهش داد. این نتیجه با مطالعاتی که به کاربرد روش‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی تقاضا و توسعه فرآیندهای دارویی پرداخته‌اند مطابقت دارد (García et al., 2024; Khuat et al., 2023). همچنین پژوهش‌های اخیر نشان داده‌اند که ترکیب مدل‌های پیش‌بینی تقاضا با الگوریتم‌های هوشمند می‌تواند هماهنگی بهتری میان تولید و زنجیره تأمین ایجاد کند (Luo et al., 2025; Wang et al., 2024). نتایج ما این دیدگاه را تأیید می‌کند و نشان می‌دهد که در صنعت بیوفارما، جایی که تغییرات بازار می‌تواند به سرعت ساختار تولید را دچار چالش کند، استفاده از مدل‌های داده‌محور به یک ضرورت راهبردی تبدیل شده است.

علاوه بر این، نتایج تحقیق بیانگر آن بود که مدل ارائه‌شده توانسته است میان اهداف متعارض همچون کاهش هزینه، افزایش انعطاف‌پذیری و ارتقاء کیفیت تعادل ایجاد کند. این امر با یافته‌های پژوهش‌هایی که بر اهمیت بهینه‌سازی چندهدفه در صنعت دارویی تأکید کرده‌اند هم‌راستا است (Lee et al., 2022; Mansouri Mosalou et al., 2024). چنین رویکردی کمک می‌کند تا سازمان‌ها بتوانند همزمان با پاسخگویی به نیازهای بازار، پایداری و کارآمدی تولید را نیز تضمین کنند. پژوهش حاضر نشان داد که این تعادل می‌تواند از طریق ادغام ابزارهای ریاضی و الگوریتم‌های یادگیری تقویتی حاصل شود، موضوعی که در مطالعات اخیر نیز به‌عنوان یکی از مسیرهای مهم توسعه مورد توجه قرار گرفته است (Gomez-Gasquet et al., 2024; Saldanha-da-Gama & Wang, 2024).

یافته‌ها همچنین بر نقش کلیدی مدل‌های داده‌محور در بهبود فرآیندهای ردیابی محصول تأکید داشتند. در صنعت دارویی که الزامات نظارتی و کیفیتی اهمیت حیاتی دارند، قابلیت ردیابی دقیق محصولات می‌تواند نه تنها از بروز مشکلات کیفی جلوگیری کند بلکه در مدیریت ریسک و افزایش اعتماد ذی‌نفعان نیز نقش‌آفرین باشد. نتایج به‌دست‌آمده با پژوهش‌هایی که بر اهمیت سیستم‌های داده‌محور در تضمین کیفیت و شفافیت زنجیره تأمین اشاره کرده‌اند، همخوانی دارد (Bueno et al., 2022; Oluyisola et al., 2022). به‌ویژه در حوزه تولید داروهای زیستی، که فرآیندها پیچیده و خطاها پرهزینه هستند، استفاده از سیستم‌های هوشمند و داده‌محور برای ردیابی و کنترل کیفیت امری اجتناب‌ناپذیر است (Gupta et al., 2020; Sharma et al., 2021).

از منظر عملیاتی، یافته‌ها نشان دادند که ترکیب الگوریتم‌های ژنتیک با نرم‌افزارهای تخصصی بهینه‌سازی می‌تواند یک ابزار قدرتمند برای حل مسائل پیچیده برنامه‌ریزی تولید باشد. این موضوع همسو با پژوهش‌هایی است که به ادغام روش‌های ریاضی و هوش مصنوعی در طراحی مدل‌های تولید پرداخته‌اند (Javaid & Ullah, 2025; Radmehr et al., 2020; Razavi, 2022). مدل حاضر توانست با استفاده از این ترکیب، محدودیت‌های سنتی مانند پیچیدگی محاسباتی و زمان‌بر بودن فرایندهای برنامه‌ریزی را کاهش دهد. این یافته در امتداد رویکردهایی است که به توسعه سیستم‌های هوشمند و منعطف برای مدیریت تولید در عصر صنعت ۴.۰ پرداخته‌اند (Bueno et al., 2020; Tripathi et al., 2022).

یکی دیگر از دستاوردهای تحقیق، امکان تعمیم‌پذیری مدل به سایر صنایع دانش‌بنیان بود. هرچند مطالعه حاضر بر صنعت داروسازی متمرکز بود، اما نتایج نشان داد که این رویکرد می‌تواند در حوزه‌هایی همچون صنایع نیمه‌هادی، خودرو و حتی انرژی نیز به کار گرفته شود (Völker & Mönch, 2023; Wang et al., 2020). این همگرایی میان صنایع مختلف نشان می‌دهد که داده‌محوری و بهینه‌سازی ریاضی به‌عنوان یک رویکرد فراصنعتی عمل کرده و مرزهای سنتی میان حوزه‌ها را درنور دیده است.

نتایج پژوهش همچنین نشان داد که مدل ارائه‌شده می‌تواند به‌عنوان ابزاری استراتژیک در سطح کلان سازمان‌ها مورد استفاده قرار گیرد. این مدل به مدیران کمک می‌کند تا با در نظر گرفتن عدم قطعیت‌ها و اهداف چندگانه، تصمیم‌گیری‌های جامع‌تری در حوزه تولید و زنجیره تأمین اتخاذ کنند. این موضوع با مطالعاتی که به نقش داده‌محوری در ارتقاء تصمیم‌گیری‌های استراتژیک پرداخته‌اند مطابقت دارد (Chien & Chen, 2022; Pascal et al., 2023).

به‌طور کلی، یافته‌های تحقیق حاضر با بخش عمده‌ای از ادبیات پیشین همخوانی دارد و نشان می‌دهد که برنامه‌ریزی تولید داده‌محور می‌تواند تحولات اساسی در مدیریت تولید و زنجیره تأمین به‌ویژه در صنایع حساس همچون داروسازی ایجاد کند. این نتایج همسو با پژوهش‌هایی است که بر ضرورت گذار از مدل‌های سنتی به مدل‌های هوشمند و داده‌محور تأکید دارند (Thakur et al., 2020; Wang, 2020; Zhang et al., 2023). پژوهش حاضر از این منظر ارزشمند است که نه تنها شواهد تجربی تازه‌ای ارائه می‌دهد بلکه مسیرهای جدیدی را برای توسعه نظری و کاربردی در حوزه برنامه‌ریزی تولید باز می‌کند.

این پژوهش همانند بسیاری از مطالعات کاربردی با محدودیت‌هایی روبه‌رو بوده است. نخست، داده‌های مورد استفاده صرفاً از یک صنعت خاص (داروسازی بیوفارما) استخراج شد و لذا تعمیم‌پذیری کامل نتایج به سایر صنایع نیازمند مطالعات گسترده‌تر است. دوم، مدل ارائه‌شده علی‌رغم قدرت بالا در تحلیل داده‌ها و حل مسائل پیچیده، همچنان متکی به کیفیت و کامل بودن داده‌های ورودی است؛ در نتیجه در محیط‌هایی که داده‌ها ناقص یا غیرقابل اعتماد باشند، عملکرد مدل کاهش خواهد یافت. سوم، اجرای مدل نیازمند زیرساخت‌های فناورانه پیشرفته و تخصص‌های بین‌رشته‌ای است که در بسیاری از سازمان‌ها ممکن است به سادگی در دسترس نباشد. چهارم، زمان و هزینه اجرای مدل در مقیاس‌های بزرگ می‌تواند چالش‌برانگیز باشد و نیازمند سرمایه‌گذاری قابل توجه در زمینه سخت‌افزار و نرم‌افزار است.

با توجه به محدودیت‌های یادشده، تحقیقات آینده می‌توانند در چند مسیر توسعه یابند. نخست، تعمیم مدل به سایر صنایع همچون انرژی‌های تجدیدپذیر، خودروسازی و صنایع نیمه‌هادی می‌تواند به درک بهتر از قابلیت‌های داده‌محور در شرایط محیطی متفاوت کمک کند. دوم، ترکیب مدل حاضر با فناوری‌های نو ظهوری همچون اینترنت اشیا، بلاک‌چین و محاسبات لبه می‌تواند امکان ارتقاء امنیت داده‌ها، بهبود شفافیت زنجیره تأمین و افزایش سرعت پردازش را فراهم آورد. سوم، مطالعات آینده می‌توانند بر توسعه مدل‌های ترکیبی تمرکز کنند که همزمان از الگوریتم‌های یادگیری عمیق و روش‌های بهینه‌سازی ریاضی استفاده کنند. چهارم، بررسی ابعاد رفتاری و مدیریتی در پذیرش

مدل‌های داده‌محور در سازمان‌ها می‌تواند درک جامع‌تری از چالش‌های پیاده‌سازی فراهم سازد. در نهایت، انجام مطالعات مقایسه‌ای میان صنایع مختلف برای شناسایی عوامل کلیدی موفقیت در پیاده‌سازی برنامه‌ریزی تولید داده‌محور توصیه می‌شود. از منظر عملی، مدیران و تصمیم‌گیرندگان در صنعت داروسازی می‌توانند با سرمایه‌گذاری بر روی زیرساخت‌های فناورانه و توسعه مهارت‌های داده‌محور در نیروی انسانی، شرایط لازم برای اجرای مدل‌های بهینه‌سازی داده‌محور را فراهم کنند. همچنین توصیه می‌شود سازمان‌ها با اتخاذ رویکردی تدریجی، مدل‌های داده‌محور را ابتدا در بخش‌های محدود و سپس در مقیاس وسیع‌تر به کار گیرند تا ریسک‌های اجرایی کاهش یابد. علاوه بر این، همکاری نزدیک میان واحدهای تولید، فناوری اطلاعات و تحقیق و توسعه می‌تواند به ارتقاء هماهنگی در پیاده‌سازی مدل‌های هوشمند کمک کند. در نهایت، تدوین سیاست‌های حمایتی و ایجاد بسترهای قانونی برای بهره‌گیری از فناوری‌های داده‌محور می‌تواند مسیر توسعه پایدار و رقابتی در صنعت دارویی را هموار سازد.

تقدیر و تشکر

از تمامی کسانی که در انجام این مطالعه همراهی نمودند تشکر و قدردانی می‌گردد.

تعارض منافع

در انجام مطالعه حاضر، هیچ‌گونه تضاد منافع وجود ندارد.

مشارکت نویسندگان

در نگارش این مقاله تمامی نویسندگان نقش یکسانی ایفا کردند.

موازین اخلاقی

در پژوهش حاضر تمامی موازین اخلاقی رعایت گردیده است.

شفافیت داده‌ها

داده‌ها و مآخذ پژوهش حاضر در صورت درخواست از نویسنده مسئول و ضمن رعایت اصول کپی رایت ارسال خواهد شد.

حامی مالی

این پژوهش حامی مالی نداشته است.

References

- Bueno, A., Filho, M. G., Carvalho, J. V., & Calfe, M. (2022). Smart Production Planning and Control Model. In A. Mesquita, A. Abreu, & J. V. Carvalho (Eds.), *Perspectives and Trends in Education and Technology* (Vol. 256). Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-16-5063-5_21
- Bueno, A. F., Godinho Filho, M., & Frank, A. G. (2020). Smart production planning and control in the industry 4.0 context: a systematic literature review. *Computers & Industrial Engineering*, 106774. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106774>
- Chien, C. F., & Chen, Y. J. (2022). Data-driven smart manufacturing: Applications, trends and challenges. *Journal of Manufacturing Systems*, 62, 279-290.

- García, E., Hoon Kwak, D., Jeong, Y., & Wiktorsson, M. (2024). Machine learning in smart production logistics: a review of technological capabilities. *International Journal of Production Research*, 1-35. https://www.researchgate.net/publication/382464697_Machine_learning_in_smart_production_logistics_a_review_of_technological_capabilities
- Gomez-Gasquet, P., Boza, A., Perales, D. P., & Estes, A. (2024). A Deep Reinforcement Learning Approach for Smart Coordination Between Production Planning and Scheduling. In R. Rodríguez-Rodríguez, Y. Ducq, R. D. Leon, & D. Romero (Eds.), *Enterprise Interoperability X* (Vol. 11). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-24771-2_17
- Gupta, A., Singh, R., & Kumar, P. (2020). Data-driven approaches in biopharma production: A review. *Biotechnology Advances*, 45.
- Javaid, W., & Ullah, S. (2025). Data driven simulation based optimization model for job-shop production planning and scheduling: an application in a digital twin shop floor. *Journal of Simulation*, 1-15. <https://doi.org/10.1080/17477778.2025.2469687>
- Khuat, T. T., McShan, D., & O'Mahony, C. (2023). Machine Learning in Biopharmaceutical Process Development: Current Trends and Future Directions.
- Lee, C., Park, J., & Choi, Y. (2022). Data-Driven Multi-Objective Optimization for Sustainable Pharmaceutical Production. *Computers & Industrial Engineering*, 169, 108141.
- Lee, J., Kao, H. A., & Yang, S. (2021). Data-driven smart manufacturing. *Journal of Manufacturing Systems*, 58, 1-12.
- Luo, D., Guan, Z., Ding, L., Fang, W., & Zhu, H. (2025). A Data-Driven Methodology for Hierarchical Production Planning with LSTM-Q Network-Based Demand Forecast. *Symmetry*, 17(5), 655. <https://doi.org/10.3390/sym17050655>
- Mansouri Mosalou, F., Amiri, M., Taghavi Fard, M. T., & Haji Agha'i Kashteli, M. (2024). Design and Planning of Bioethanol Supply Chain Network with a Hybrid Data-Driven Robust Optimization Approach under Discrete Uncertainty Sets. *Decision Making and Operations Research*, 327-352. https://www.journal-dmor.ir/article_199979_en.html
- Oluyisola, O. E., Bhalla, S., Sgarbossa, F., & Strandhagen, J. O. (2022). Designing and developing smart production planning and control systems in the industry 4.0 era: a methodology and case study. *J Intell Manuf*, 33, 311-332. <https://doi.org/10.1007/s10845-021-01808-w>
- Oluyisola, O. E., Sgarbossa, F., & Strandhagen, J. O. (2020). Smart Production Planning and Control: Concept, Use-Cases and Sustainability Implications. *Sustainability*, 12(9), 3791. <https://doi.org/10.3390/su12093791>
- Panjwani, N., Luben, D., Lin, N., Baksh, S., Ultee, M. E., Coffman, J., & Titchener-Hooker, N. J. (2024). Predictive modelling of cell culture performance for commercial biotherapeutics production using historical process data. *Biotechnology and Bioengineering*. <https://doi.org/10.1002/bit.28813>
- Pascal, G., Tornillo, J. E., Rossit, D. A., & Redchuk, A. (2023). Data-Driven Production Planning and Supply Chain Management: A Brief Review. 2023 4th International Conference on Data Analytics for Business and Industry (ICDABI),
- Radmehr, M., Abdollahzadeh Sangarudi, H., & Saheb Jamnia, N. (2020). An Integrated Mathematical Programming Model for Production and Distribution of Radiopharmaceuticals (Case Study: Pars Isotope Company). <https://www.magiran.com/paper/2177619/an-integrated-mathematical-model-of-production-and-distribution-planning-for-radiopharmaceutical-products-case-study-pars-isotope-company?lang=en>
- Razavi. (2022). Optimization of Herbal Drug Production with Genetic Algorithm. *Journal of Industrial Engineering of Iran*.
- Saldanha-da-Gama, F., & Wang, S. (2024). Data-Driven Robust Production Planning. In *Facility Location Under Uncertainty* (Vol. 356). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-55927-3_16
- Sharma, A., Goyal, P., & Choudhary, A. (2021). Biopharmaceutical production: Challenges and recent trends. *Biotechnology Reports*, 31, e00685.
- Su, X., Zeng, L., Shao, B., & Lin, B. (2025). Data-driven optimization for production planning with multiple demand features. *Kybernetes*, 54(1), 110-133. <https://doi.org/10.1108/K-04-2023-0690>
- Thakur, M., Horst, J., Roth, A., & McNally, D. (2020). Biopharmaceutical production: Planning.
- Tripathi, V., Chattopadhyaya, S., Mukhopadhyay, A. K., Saraswat, S., Sharma, S., Li, C., & Georgise, F. B. (2022). A novel smart production management system for the enhancement of industrial sustainability in Industry 4.0. *Mathematical Problems in Engineering*. <https://doi.org/10.1155/2022/6424869>
- Völker, T., & Mönch, L. (2023). Data-Driven Production Planning Models for Wafer Fabs: An Exploratory Study. *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 36(3), 445-457. <https://doi.org/10.1109/TSM.2023.3277410>
- Wang, L. (2023). Data-Driven Modeling Methods for Pharmaceutical Processes. *Journal of Pharmaceutical Innovation*, 18(1), 112-130.
- Wang, S., Yang, G., & Liu, S. (2024). A data-driven multi-channel supply chain multi-factory collaborative production planning problem. *Soft Comput.* <https://doi.org/10.1007/s00500-023-09546-2>
- Wang, Y., Ma, H., & Zhang, X. (2020). Data-driven production planning for smart manufacturing. *Journal of Manufacturing Systems*, 54, 321-330.
- Zhang, Y., Liu, C., & Lv, J. (2020). Data-driven production planning and scheduling: A review. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 31, 1749-1770.