

Development of a Mathematical Model for Flexible Job Shop Scheduling Considering Dual Human Resource and Machine Constraints, Learning Effects, and Production Interruptions

Ahmad. Safari¹, Mohammad Reza. Feylizadeh^{2*}, Esmail. Mehdizadeh³, Majid. Vaziri Sarshak¹, Roya. Mohammad Ali Ahari¹

¹ Department of Industrial Engineering, Na.C., Islamic Azad University, Najafabad, Iran

² Department of Industrial Engineering, Shi.C., Islamic Azad University, Shiraz, Iran

³ Department of Industrial Engineering, Faculty of Industrial Engineering and Mechanical Engineering, Qa.C., Islamic Azad University, Qazvin, Iran

* Corresponding author email address: mo.feylizadeh@iau.ac.ir

Article Info

Article type:

Original Research

How to cite this article:

Safari, A., Feylizadeh, M. R., Mehdizadeh, E., Vaziri Sarshak, M., & Mohammad Ali Ahari, R. (2025). Development of a Mathematical Model for Flexible Job Shop Scheduling Considering Dual Human Resource and Machine Constraints, Learning Effects, and Production Interruptions. *Decision Science and Intelligent Systems*. 2(3), 1-25.



© 2025 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

This study aims to develop a comprehensive mathematical model for the Flexible Job Shop Scheduling Problem (FJSP) by simultaneously considering dual resource constraints, learning effects, and production interruptions. In the proposed model, each operation requires not only assignment to an eligible machine but also allocation to a qualified human operator. Furthermore, operation processing times are modeled as a function of the operator's learning level to capture workforce experience and productivity improvements over time. To enhance the practical applicability of the model, production interruptions are explicitly incorporated as disruptive events affecting the scheduling process. A mixed-integer mathematical programming model is first formulated to represent the problem. Given the NP-hard nature of the FJSP, a metaheuristic solution approach is subsequently employed to efficiently obtain high-quality solutions for problem instances of varying sizes. To evaluate the effectiveness of the proposed model and solution methodology, a comprehensive set of small-, medium-, and large-scale benchmark instances is generated and solved. The computational results demonstrate that the proposed approach consistently produces feasible and high-quality solutions across all problem scales and significantly improves the objective function value compared with the baseline approach. In addition, sensitivity analysis reveals that increasing the frequency and severity of production interruptions negatively affects system performance, whereas workforce learning can partially mitigate these adverse effects by reducing processing times and improving operational efficiency. These findings highlight the critical role of operator skill development and experience in enhancing not only production efficiency but also the resilience of manufacturing systems against operational disruptions. Overall, by integrating dual resource constraints, operator learning effects, and production interruptions into a unified optimization framework, this research provides a more realistic and practical formulation of the Flexible Job Shop Scheduling Problem. The proposed model offers valuable decision support for scheduling and resource allocation in complex and dynamic manufacturing environments.

Keywords: Flexible Job Shop Scheduling; Dual Resource Constraints; Learning Effect; Production Interruptions; Metaheuristic Algorithm; Manufacturing Resilience

Extended Abstract

Introduction

The Flexible Job Shop Scheduling Problem (FJSP) is a major optimization problem in industrial engineering and operations management. In contrast to the classical job shop scheduling problem, in which each operation is assigned to a predetermined machine, the FJSP permits each operation to be processed by one of several eligible machines. This flexibility can improve resource utilization and production responsiveness, but it substantially enlarges the solution space because machine assignment and operation sequencing must be determined simultaneously. Consequently, the development of efficient mathematical formulations and intelligent solution methods has become essential for managing complex production systems. Recent studies have therefore proposed hybrid algorithms, advanced neighborhood structures, and memetic approaches to improve the exploration of the highly combinatorial search space associated with flexible production scheduling (Tang et al., 2024; Xie et al., 2022).

Nevertheless, many conventional scheduling models assume that machines constitute the principal capacity constraint. This assumption does not adequately represent production environments in which the availability and qualifications of human operators are as important as machine availability. In dual-resource-constrained systems, an operation can begin only when both an eligible machine and a qualified operator are simultaneously available. Ignoring this interdependence may generate theoretically efficient schedules that cannot be implemented on the shop floor because of operator shortages, skill incompatibilities, or overlapping workforce assignments. Joint consideration of workforce planning, equipment utilization, and maintenance-related constraints can therefore improve the realism and reliability of production decisions (Akl et al., 2022). Multi-agent scheduling architectures have similarly demonstrated the importance of coordinating machines, workers, setup activities, and transportation requirements within integrated manufacturing environments (Pal et al., 2023).

A further limitation of traditional scheduling formulations is their frequent treatment of processing times as fixed and independent of human experience. In practice, operators usually become more efficient when repeatedly performing similar operations. This learning effect can progressively reduce actual processing times and alter the relative attractiveness of alternative machine–operator assignments. The allocation of an experienced operator may initially appear restrictive because that operator is a scarce resource; however, the accumulated learning associated with repeated task execution may produce substantial reductions in makespan. The increasing use of reinforcement learning and self-learning optimization methods in manufacturing and supply chain management confirms the importance of adaptive mechanisms that reflect changes in system performance over time (Chen et al., 2020; Rolf et al., 2023).

Production systems are also exposed to disruptions such as machine breakdowns, maintenance requirements, technical failures, material shortages, and urgent order arrivals. These interruptions can invalidate an initially efficient schedule by delaying operations and modifying resource availability. Recent research has accordingly shifted from static scheduling toward adaptive rescheduling and integrated maintenance–production optimization. Multi-objective evolutionary approaches have been used to coordinate real-time order acceptance, preventive maintenance, and flexible job shop rescheduling under dynamic conditions (An et al., 2023a). Integrated formulations incorporating imperfect maintenance

constraints have also shown that disruption management must be embedded in the scheduling model rather than treated as a separate operational decision (An et al., 2023b).

Despite these developments, the combined interaction among dual human-machine resource constraints, operator learning, and production interruptions has not been sufficiently examined within a unified framework. Existing studies commonly concentrate on algorithmic development or incorporate only one or two realistic conditions. Multi-objective models may address transportation and setup times, while dynamic models may emphasize maintenance or urgent orders, but the compensatory relationship between workforce learning and production disruption remains underdeveloped (Sun et al., 2021). Therefore, the present study aimed to develop an integrated mathematical model for the FJSP in which every operation requires the simultaneous assignment of an eligible machine and a qualified operator, actual processing time is influenced by operator learning, and production interruptions modify operation completion times. The study also sought to design an appropriate metaheuristic solution procedure, evaluate its performance across problems of different sizes, compare it with a baseline method, and analyze the sensitivity of system performance to learning intensity and interruption frequency.

Methods and Materials

The study was conducted as a mathematical modeling and computational optimization investigation. The proposed problem was formulated as a mixed-integer linear programming model with the primary objective of minimizing total completion time, or makespan. The model included sets of jobs, operations, machines, and operators. Binary decision variables represented the joint assignment of each operation to an eligible machine and a qualified operator, while continuous variables represented operation starting and completion times.

The formulation assumed that all jobs and resources were available at time zero. Each machine could process only one operation at a time, and each operator could work on only one machine at a time. The technological precedence relations among the operations of each job were preserved. Resource-overlap constraints prevented two operations assigned to a common machine or operator from being processed simultaneously. Operator qualifications and machine eligibility were also incorporated to exclude incompatible assignments.

Actual processing time was modeled as a function of the nominal machine-dependent processing time and the operator's accumulated experience. A nonlinear learning relationship reduced processing time as the operator repeatedly performed similar activities. Production interruptions were represented through additional interruption durations that postponed the completion time of affected operations. Thus, the final completion time reflected both the processing-time reduction generated by learning and the delay generated by interruptions.

Because the expanded FJSP is strongly NP-hard, exact optimization was considered practical only for small instances. A hybrid population-based metaheuristic was therefore designed for medium- and large-scale problems. Candidate solutions were represented through a multilayer encoding structure containing an operation-sequence vector, a machine-assignment vector, and an operator-assignment vector. A decoding procedure calculated the earliest feasible start time of each operation according to precedence relations and the simultaneous availability of its assigned machine and operator. Processing times were then adjusted for operator learning, and completion times were modified when interruptions occurred.

The algorithm combined selection, crossover, mutation, local search, and repair mechanisms. Local search included operation exchanges, operation reinsertion, machine reassignment, operator reassignment, and rearrangement of interruption-sensitive schedule segments. The repair procedure replaced infeasible machine–operator combinations with compatible alternatives producing the smallest increase in makespan.

Six computational instances were generated at small, medium, and large scales. They contained 3–20 jobs, 3–12 machines, and 2–10 operators. Nominal processing times, skill levels, learning coefficients, and interruption frequencies were generated within predetermined ranges. Each experiment was independently repeated 10 times. The algorithm used a maximum of 200 search iterations, a stopping threshold of 30 iterations without improvement, 50 evaluated solutions per iteration, a local-search intensity of 10, and a maximum of five repair attempts. A time limit of 600 seconds was imposed on each large-scale run. Performance was evaluated through the best objective value, mean objective value, standard deviation, execution time, improvement relative to the baseline, and sensitivity to learning and interruption levels.

Findings

The proposed method generated feasible solutions for all six problem instances. As problem size increased, makespan and computational time rose consistently. In the first small instance, the best and mean objective values were 124 and 128.6, respectively, with a standard deviation of 3.1 and an average execution time of 4.8 seconds. In the second small instance, the corresponding values were 173, 179.4, 4.7, and 7.2 seconds.

For the first and second medium-sized instances, the best objective values were 286 and 354, while the mean values were 295.8 and 366.2. Their standard deviations were 6.5 and 8.1, and their mean execution times were 21.4 and 34.7 seconds, respectively. In the two large instances, the best values reached 521 and 648, and the mean objective values were 538.9 and 669.5. The standard deviations increased to 12.4 and 15.2, while execution times rose to 96.3 and 148.6 seconds. Although variability increased with problem size, the standard deviations and ranges remained controlled, indicating relatively stable algorithmic performance.

The proposed model outperformed the baseline across all instances. Improvement in the mean objective value was 5.58% and 6.42% for the small instances, 7.24% and 7.85% for the medium instances, and 8.40% and 8.86% for the large instances. The proposed method required more computational time than the baseline, but its relative advantage increased as the problem became more complex.

Sensitivity analysis demonstrated that production interruptions worsened system performance. Under low learning and low interruption levels, the mean objective value was 382.5. When interruption intensity increased while learning remained low, the mean objective value rose to 418.3, representing a 14.7% deterioration relative to the base condition. In contrast, stronger learning improved performance at each interruption level. Under low interruptions, increasing learning from low to high reduced the mean objective value from 382.5 to 358.1. Under high interruptions, stronger learning reduced the mean value from 418.3 to 389.8. Thus, workforce learning did not eliminate disruption-related losses, but it partially offset them.

Discussion and Conclusion

The findings demonstrate that jointly modeling machine availability, operator availability, learning, and interruptions produces schedules that are more realistic and operationally effective than

schedules generated by a simplified baseline. The increasing improvement percentages across medium and large instances indicate that the integrated structure becomes particularly valuable when resource interactions and dynamic conditions are more pronounced. Although the proposed algorithm imposed additional computational costs, these costs were accompanied by meaningful reductions in makespan.

The sensitivity analysis reveals an important compensatory relationship between human learning and operational disruption. Interruptions reduce production efficiency by extending completion times and forcing the scheduling procedure to reconsider resource availability. In contrast, learning reduces actual processing time and enables experienced operators to complete repeated activities more efficiently. Therefore, workforce capability is not merely a labor-allocation parameter; it can function as a source of operational resilience.

Overall, the proposed model provides a unified decision-support framework for flexible manufacturing environments in which machines and skilled operators must be coordinated under changing processing conditions. The model successfully generated feasible, high-quality, and relatively stable solutions across different problem scales. Its superiority over the baseline and its interpretable response to changes in learning and interruption levels support its potential application in complex manufacturing systems. The results further suggest that investments in operator training, skill development, and experience retention can improve productivity while reducing the adverse consequences of production interruptions. Future applications may extend the framework to multiple objectives, real industrial datasets, dynamic rescheduling, energy consumption, operating costs, fatigue, forgetting, and heterogeneous operator behavior.

توسعه مدل ریاضی زمان بندی کارگاهی منعطف با در نظر گرفتن محدودیت های دوگانه منابع انسانی و ماشین آلات، تاثیر یادگیری و وقفه های تولید

احمد صفری^۱، محمدرضا فیلی زاده^{۲*}، اسماعیل مهدی زاده^۳، مجید وزیری سرشک^۱، رویا محمد علی اهری^۱

۱. گروه مهندسی صنایع، واحد نجف آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف آباد، ایران

۲. گروه مهندسی صنایع واحد شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی، شیراز، ایران

۳. گروه مهندسی صنایع، دانشکده مهندسی صنایع و مکانیک، واحد قزوین، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران

*ایمیل نویسنده مسئول: mo.feylizadeh@iau.ac.ir

اطلاعات مقاله

چکیده

نوع مقاله

پژوهشی/اصیل

نحوه استناد به این مقاله:

صفری، احمد، فیلی زاده، محمدرضا، مهدی زاده، اسماعیل، وزیری سرشک، مجید، و محمد علی اهری، رویا. (۱۴۰۴). توسعه مدل ریاضی زمان بندی کارگاهی منعطف با در نظر گرفتن محدودیت های دوگانه منابع انسانی و ماشین آلات، تاثیر یادگیری و وقفه های تولید. علم تصمیم گیری و سیستم های هوشمند، ۲(۳)، ۱-۲۵.



© ۱۴۰۴ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به نویسنده است. انتشار این مقاله به صورت دسترسی آزاد مطابق با گواهی (CC BY-NC 4.0) صورت گرفته است.

پژوهش حاضر با هدف ارائه یک مدل جامع برای زمان بندی کارگاهی منعطف با در نظر گرفتن محدودیت های دوگانه منابع، اثر یادگیری و وقفه های تولید انجام شده است. در مدل پیشنهادی، هر عملیات علاوه بر تخصیص به ماشین مناسب، نیازمند تخصیص اپراتور واجد شرایط نیز بوده و زمان پردازش عملیات تابعی از سطح یادگیری نیروی کار در نظر گرفته شده است. همچنین، به منظور نزدیک سازی مدل به شرایط واقعی تولید، وقفه های تولید به عنوان یکی از عوامل اختلال را در فرآیند زمان بندی لحاظ شده اند. برای حل مسئله، ابتدا یک مدل ریاضی مناسب توسعه داده شد و سپس با توجه به ماهیت NP-hard مسئله، یک روش حل فراابتکاری برای دستیابی به جواب های با کیفیت در ابعاد مختلف مسئله به کار گرفته شد. به منظور ارزیابی کارایی مدل و روش پیشنهادی، مجموعه ای از مسائل نمونه در ابعاد کوچک، متوسط و بزرگ طراحی و حل شد. نتایج محاسباتی نشان داد که مدل پیشنهادی توانایی تولید جواب های شدنی و با کیفیت مناسب را در تمامی سطوح مسئله دارد و در مقایسه با روش مینا، بهبود معناداری در مقدار تابع هدف ایجاد می کند. همچنین، تحلیل حساسیت بیانگر آن بود که افزایش شدت وقفه های تولید موجب افت عملکرد سیستم می شود، در حالی که اثر یادگیری نیروی کار می تواند بخشی از آثار منفی این وقفه ها را جبران کند. این یافته نشان می دهد که تقویت مهارت و تجربه اپراتورها، علاوه بر افزایش بهره وری، نقش مهمی در ارتقای تاب آوری سیستم تولید در برابر اختلالات ایفا می کند. در مجموع، پژوهش حاضر با تلفیق هم زمان محدودیت های دوگانه منابع، یادگیری اپراتورها و وقفه های تولید، چارچوبی واقع بینانه تر برای مدل سازی و حل مسئله زمان بندی کارگاهی منعطف ارائه می دهد و می تواند مبنای مناسبی برای تصمیم گیری در محیط های تولیدی پیچیده و پویا باشد.

کلیدواژگان: زمان بندی کارگاهی منعطف، محدودیت های دوگانه منابع، اثر یادگیری، وقفه های تولید، الگوریتم

فراابتکاری، تاب آوری تولید

۱. مقدمه

در دنیای صنعتی امروز، مسئله زمان‌بندی کارگاهی منعطف به یکی از حیاتی‌ترین چالش‌های مدیریت عملیات و مهندسی صنایع تبدیل شده است. با گسترش مفاهیم تولید سفارشی و افزایش فشار بازارهای جهانی برای کاهش زمان تحویل، توانایی سیستم‌های تولیدی در تخصیص بهینه عملیات به ماشین‌آلات متنوع و تعیین توالی دقیق آن‌ها، نقش تعیین‌کننده‌ای در حفظ مزیت رقابتی سازمان‌ها ایفا می‌کند. برخلاف مسائل سنتی زمان‌بندی، در محیط‌های منعطف هر عملیات می‌تواند توسط مجموعه‌ای از ماشین‌آلات با قابلیت‌های متفاوت پردازش شود که این امر اگرچه انعطاف‌پذیری سیستم را به شدت افزایش می‌دهد، اما هم‌زمان منجر به پیچیدگی‌های محاسباتی شدیدی در یافتن پاسخ‌های بهینه می‌شود. این پیچیدگی‌ها، توسعه مدل‌های ریاضی دقیق و ابزارهای تحلیل هوشمند را برای مدیریت بهینه جریان کار در محیط‌های پیچیده تولیدی به ضرورتی اجتناب‌ناپذیر تبدیل کرده است [۲].

بسیاری از مدل‌های کلاسیک زمان‌بندی با این فرض ساده‌انگارانه عمل می‌کنند که ماشین‌آلات تنها محدودیت موجود در سیستم تولید هستند؛ در حالی که در محیط‌های واقعی، حضور نیروی انسانی ماهر و محدودیت در تعداد اپراتورهای در دسترس، به همان اندازه تجهیزات فیزیکی بر ظرفیت و زمان‌بندی تولید تأثیرگذار است. سیستم‌های دارای محدودیت دوگانه منابع رویکردی واقع‌بینانه‌تر را دنبال می‌کنند که در آن هر ماشین برای شروع فعالیت نیازمند تخصیص یک اپراتور واجد شرایط است. این وابستگی متقابل میان منابع انسانی و ماشین‌آلات، ابعاد جدیدی از تصمیم‌گیری را به مسئله می‌افزاید و باعث می‌شود که هرگونه برنامه‌ریزی بدون در نظر گرفتن محدودیت‌های منابع انسانی، به زمان‌بندی‌های غیرعملیاتی، تداخل در تخصیص‌ها و کاهش معنادار بهره‌وری در کف کارگاه منجر شود [۱۰].

علاوه بر محدودیت‌های فیزیکی و انسانی، پویایی‌های رفتاری و محیطی نیز تأثیر شگرفی بر عملکرد واقعی سیستم‌های تولیدی دارند که در مدل‌های تئوریک کمتر به آن‌ها پرداخته شده است. یکی از این عوامل کلیدی، «اثر یادگیری» است که بر اساس آن زمان پردازش عملیات با تکرار فعالیت توسط اپراتور و افزایش تجربه او به‌صورت غیرخطی کاهش می‌یابد. از سوی دیگر، وقوع وقفه‌های پیش‌بینی‌نشده، اعم از خرابی ماشین‌آلات، تأخیر در تأمین مواد اولیه یا مشکلات فنی، همواره تداوم جریان تولید را تهدید می‌کند. ادغام این دو عامل متضاد—یعنی بهبود کارایی ناشی از یادگیری و کاهش کارایی ناشی از وقفه‌ها—در مدل‌های زمان‌بندی، شکاف میان تئوری و عمل را پر کرده و به مدیران اجازه می‌دهد تا در محیط‌های متلاطم، برنامه‌هایی پایدارتر و واقع‌گرایانه‌تر تدوین نمایند که در برابر اختلالات از تاب‌آوری کافی برخوردار باشند [۱۴].

با وجود پیشرفت‌های چشمگیر در ادبیات موضوع، بررسی مطالعات اخیر نشان می‌دهد که اکثر پژوهش‌ها یا بر جنبه‌های الگوریتمیک و توسعه روش‌های حل هوشمند نظیر یادگیری تقویتی و الگوریتم‌های ممتیک متمرکز بوده‌اند، یا تنها یکی از محدودیت‌های واقعی را به‌طور مجزا مورد مطالعه قرار داده‌اند [۱]. بسیاری از مدل‌های موجود، سیستم را در حالتی ایستا یا نیمه‌پویا فرض کرده و از تداخل پیچیده میان اثر یادگیری منابع انسانی و وقفه‌های تصادفی در محیط‌های با محدودیت دوگانه چشم‌پوشی کرده‌اند [۱۳]. این خلأ تحقیقاتی منجر به این شده است که ابزارهای تصمیم‌گیری موجود در مواجهه با سناریوهای ترکیبی که هم‌زمان درگیر یادگیری نیروی کار، محدودیت منابع و اختلالات عملیاتی هستند، از کارایی لازم برخوردار نباشند و نتوانند پاسخ‌های بهینه‌ای متناسب با پیچیدگی‌های صنعت امروز ارائه دهند [۱۵].

پژوهش حاضر با هدف پر کردن این شکاف تحقیقاتی، به توسعه یک مدل ریاضی جامع و نوآورانه برای مسئله زمان‌بندی کارگاهی منعطف می‌پردازد که در آن محدودیت‌های دوگانه منابع (انسان و ماشین)، نرخ یادگیری اپراتورها و وقوع وقفه‌های تولیدی به‌طور یکپارچه فرمول‌بندی شده‌اند [۱۷]. نوآوری این تحقیق در ارائه ساختاری است که نه تنها تخصیص و توالی‌گذاری را بهینه می‌کند، بلکه اثرات بلندمدت

مهارت‌افزایی نیروی کار و ضرورت تاب‌آوری در برابر وقفه‌ها را نیز در توابع هدف و محدودیت‌های مدل لحاظ می‌نماید تا از این طریق گامی در جهت نزدیک‌تر کردن نتایج مدل‌سازی به واقعیت‌های اجرایی برداشته شود [۱۲]. با توجه به پیچیدگی‌های ذکر شده، این مطالعه درصدد پاسخگویی به این پرسش کلیدی است که: چگونه می‌توان یک مدل ریاضی یکپارچه و کارآمد برای زمان‌بندی کارگاهی منعطف توسعه داد که با در نظر گرفتن هم‌زمان محدودیت‌های دوگانه منابع انسانی و ماشین‌آلات، اثر یادگیری و وقفه‌های تولید، بهینه‌سازی عملکرد سیستم را در شرایط واقعی تضمین کند؟

۲. مرور ادبیات و پیشینه پژوهش

در راستای بررسی پیشینه پژوهش، زمان‌بندی کارگاهی منعطف به عنوان توسعه‌یافته‌ترین حالت از مسائل زمان‌بندی کلاسیک، کانون توجه بسیاری از تحقیقات دهه اخیر بوده است. در این حوزه، محققان تلاش کرده‌اند تا با ترکیب انعطاف‌پذیری در تخصیص ماشین و توالی‌گذاری عملیات، کارایی سیستم‌های تولیدی را ارتقا بخشند. برای نمونه، برخی پژوهش‌ها بر توسعه ساختارهای همسایگی جدید و الگوریتم‌های ترکیبی متمرکز شده‌اند تا فضای جستجوی پیچیده این مسائل را بهتر پیمایش کنند [۱]. همچنین، با ظهور رویکردهای توزیع‌شده، استفاده از الگوریتم‌های ممیتیک برای مدیریت انعطاف‌پذیری یکپارچه در توالی‌گذاری و تخصیص در کارگاه‌های منعطف توزیع‌شده گسترش یافته است که نشان‌دهنده حرکت ادبیات موضوع به سمت مسائل با ابعاد بزرگ و پیچیدگی‌های ساختاری بیشتر است [۲]. علاوه بر این، استفاده از توابع هدف چندگانه شامل زمان‌های حمل‌ونقل و آماده‌سازی، لزوم بهره‌گیری از الگوریتم‌های تکاملی پیشرفته را برای یافتن جبهه پارتو بهینه در محیط‌های واقعی دوچندان کرده است [۱۳].

در سال‌های اخیر، ورود مفاهیم هوش مصنوعی و یادگیری ماشین به ادبیات زمان‌بندی، تحولی بنیادین در نحوه مواجهه با پیچیدگی‌های FJSSP ایجاد کرده است. محققان به جای استفاده از روش‌های ایستای سنتی، به سمت مدل‌های خودآموز و هوشمند حرکت کرده‌اند. استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق و سیستم‌های چندعامله برای مدیریت جریان رویدادها در کارگاه‌های منعطف، امکان اتخاذ تصمیمات بلادرنگ را فراهم آورده است [۳]. این رویکردها با ادغام الگوریتم‌های یادگیری تقویتی با الگوریتم‌های الهام‌گرفته از طبیعت مانند کلونی زنبور عسل، توانسته‌اند توازن میان اکتشاف و استخراج را در حل مسائل زمان‌بندی با جریان‌های دسته‌ای بهبود بخشند [۵]. همچنین توسعه الگوریتم‌های ژنتیک خودآموز که بر پایه اصول یادگیری تقویتی تنظیم می‌شوند، نشان‌دهنده تمایل فزاینده پژوهشگران به افزایش هوشمندی مدل‌ها برای انطباق با تغییرات محیطی است [۱۲].

یکی دیگر از محورهای کلیدی در ادبیات این حوزه، گذار از محدودیت‌های تک‌منبعی به سمت سیستم‌های با محدودیت دوگانه منابع است. در این سیستم‌ها، نه تنها دسترسی به ماشین، بلکه حضور نیروی انسانی واجد شرایط نیز به عنوان یک محدودیت تعیین‌کننده لحاظ می‌شود. مطالعات نشان می‌دهند که بهینه‌سازی هم‌زمان برنامه‌ریزی نیروی کار استراتژیک و زمان‌بندی نگهداری تجهیزات می‌تواند تأثیر شگرفی بر قابلیت اطمینان و بهره‌وری کل سیستم داشته باشد [۱۰]. علاوه بر این، در محیط‌های عملیاتی پیچیده مانند صنایع دارویی یا تولیدات با تکنولوژی بالا، در نظر گرفتن زمان‌های آماده‌سازی و حمل‌ونقل در کنار محدودیت‌های انسانی، استفاده از سیستم‌های چندعامله را برای هماهنگی میان منابع مختلف به یک ضرورت تبدیل کرده است [۱۷]. این مطالعات تأکید دارند که نادیده گرفتن محدودیت نیروی انسانی می‌تواند منجر به ارائه برنامه‌هایی شود که در عمل به دلیل نبود اپراتور، قابلیت اجرایی ندارند.

موضوع «اثر یادگیری» و تأثیر آن بر کاهش زمان پردازش، بعد دیگری از واقع‌گرایی را به مدل‌های ریاضی افزوده است. تحقیقات اخیر در حوزه زنجیره تأمین و تولید نشان می‌دهند که الگوریتم‌های یادگیری تقویتی نه تنها در حل مسئله، بلکه در مدل‌سازی بهبود مهارت‌های انسانی در طول زمان نیز کاربرد گسترده‌ای دارند [۴]. یادگیری در محیط کارگاه باعث می‌شود که با تکرار عملیات، کارایی اپراتورها افزایش

یافته و زمان های اسمی پردازش کاهش یابد که این خود نیازمند بازنگری در مدل های ریاضی سنتی است. در واقع، ترکیب استراتژی های جستجوی محلی با الگوریتم های تکاملی برای مسائلی که در آن ها زمان پردازش تابعی از تجربه و یادگیری است، به یکی از چالش های جذاب برای محققان تبدیل شده تا بتوانند تخمین دقیقتری از زمان اتمام پروژه ها ارائه دهند [۶].

در نهایت، مواجهه با وقفه های ناخواسته و لزوم باززمان بندی، یکی از حیاتی ترین بخش های مرور ادبیات در مسائل تولیدی مدرن است. سیستم های تولیدی همواره در معرض اختلالاتی نظیر خرابی ماشین آلات یا ورود سفارش های فوری هستند که پایداری برنامه اولیه را سلب می کنند. پژوهش های پیشرو در این زمینه به توسعه الگوریتم های تکاملی چندهدفه برای حل مسائل باززمان بندی تطبیقی پرداخته اند که هم زمان با پذیرش سفارش های بلادرنگ، محدودیت های نگهداری پیشگیرانه را نیز مدیریت می کنند [۱۴]. همچنین، در نظر گرفتن محدودیت های نگهداری ناقص و تأثیر آن بر در دسترس بودن ماشین آلات در مدل های یکپارچه FJSSP، نشان دهنده تلاش پژوهشگران برای افزایش تاب آوری سیستم در برابر وقفه های تصادفی است [۱۵]. این رویکردها با بهره گیری از متدولوژی های شبیه سازی-بهینه سازی، به دنبال یافتن نقطه ای بهینه میان بهره وری تولید و پایداری در برابر وقفه ها هستند تا ریسک های عملیاتی را به حداقل برسانند [۱۱].

۳. تعریف و فرمول بندی مسئله (مدل سازی ریاضی)

در این بخش، مدل ریاضی مسئله زمان بندی کارگاهی منعطف با در نظر گرفتن محدودیت های دوگانه منابع، اثر یادگیری و وقفه های تولید در قالب یک برنامه ریزی خطی عدد صحیح مختلط تبیین می گردد. برای تعریف دقیق مسئله، مجموعه ای از فرضیات بنیادین در نظر گرفته شده است: تمام کارها و منابع در زمان صفر در دسترس هستند؛ هر ماشین در هر لحظه تنها یک عملیات را پردازش می کند و هر اپراتور نیز تنها بر روی یک ماشین مستقر می شود [۱۰]. عملیات ها غیرقابل توقف فرض می شوند مگر در موارد وقوع وقفه های تعریف شده در مدل. همچنین، فرض بر این است که سطح مهارت اپراتورها متفاوت بوده و زمان پردازش اسمی هر عملیات، علاوه بر ویژگی های ماشین، به توانمندی نیروی انسانی تخصیص یافته نیز بستگی دارد [۱۷]. انعطاف پذیری کامل در سیستم برقرار است، به این معنا که هر عملیات می تواند در مجموعه ای از ماشین آلات واجد شرایط پردازش شود، مشروط بر اینکه منبع انسانی لازم برای آن ماشین نیز تأمین شده باشد [۱].

نمادگذاری های مدل شامل مجموعه های کارهای $J = \{1, \dots, n\}$ ، ماشین آلات $M = \{1, \dots, m\}$ و نیروی انسانی $W = \{1, \dots, w\}$ است. پارامتر P_{ijk} نشان دهنده زمان پردازش اسمی عملیات j از کار i روی ماشین k است. متغیر تصمیم اصلی X_{ijkw} یک متغیر باینری است که اگر عملیات j از کار i به ماشین k و اپراتور w تخصیص یابد، مقدار ۱ و در غیر این صورت مقدار ۰ می گیرد. همچنین متغیرهای پیوسته S_{ij} و C_{ij} به ترتیب بیانگر زمان شروع و پایان عملیات هستند. هدف اصلی این مدل، کمینه سازی زمان تکمیل کل است که به صورت $\min C_{max}$ تعریف می شود، به طوری که برای تمام عملیات ها داشته باشیم:

$$C_{max} \geq C_{ij} \quad \forall i \in J, j \in O_i$$

محدودیت های ریاضی مدل تضمین می کنند که هر عملیات دقیقاً به یک ماشین و یک اپراتور تخصیص یابد و توالی عملیات های مربوط به یک کار رعایت شود، یعنی $S_{i,j} \geq C_{i,j-1}$ برای تمام عملیات های متوالی یک کار برقرار باشد [۱۳]. در بحث محدودیت های دوگانه منابع، تداخل منابع انسانی و فیزیکی با محدودیت های عدم هم پوشانی زمانی کنترل می شود؛ به گونه ای که اگر دو عملیات به یک ماشین یا یک اپراتور تخصیص یابند، زمان شروع یکی باید پس از زمان پایان دیگری باشد [۱۰]. این موضوع از طریق متغیرهای کمکی بزرگ (M) در محدودیت های خطی سازی شده زیر اعمال می گردد:

$$S_{ij} \geq C_{pq} - M(1 - y_{ijpqk}) \quad \text{یا} \quad S_{pq} \geq C_{ij} - M(y_{ijpqk})$$

که در آن Y_{ijk} متغیر توالی برای عملیات‌هایی است که روی منبع مشترک k پردازش می‌شوند.

فرمول‌بندی اثر یادگیری در این مدل بر اساس مدل‌های کاهش زمان پردازش با تکرار فعالیت طراحی شده است. بر این اساس، زمان پردازش واقعی عملیات $(p_{ijk})'$ تابعی از تعداد دفعاتی است که اپراتور w آن نوع فعالیت را انجام داده است. اگر r نشان‌دهنده رتبه تکرار باشد، زمان پردازش با در نظر گرفتن ضریب یادگیری α (که $0 < \alpha < 1$) به صورت زیر اصلاح می‌شود [4]:

$$p'_{ijkw} = p_{ijk} \cdot r^{-\alpha}$$

این رابطه نشان می‌دهد که با افزایش تجربه نیروی انسانی، کارایی سیستم به صورت غیرخطی بهبود می‌یابد [6]. علاوه بر این، برای مدل‌سازی وقفه‌های تولید، یک متغیر تصادفی یا پارامتریک τ لحاظ می‌شود که در صورت وقوع وقفه در بازه زمانی $[S_{ij}, C_{ij}]$ ، زمان پایان عملیات را به میزان طول وقفه جابجا می‌کند. بنابراین، زمان پایان نهایی عملیات با ادغام هر دو عامل یادگیری و وقفه به صورت زیر بیان می‌گردد:

$$C_{ij} = S_{ij} + p'_{ijkw} + \sum \tau_{it}$$

که در آن $\sum \tau_{it}$ مجموع طول وقفه‌هایی است که در حین اجرای عملیات ij رخ داده است [14]. این ساختار ریاضی اجازه می‌دهد تا تأثیر متقابل بهبود مهارت اپراتور و اختلالات محیطی در محاسبات بهینه‌سازی به طور دقیق منعکس گردد. [15]

۴. روش‌شناسی حل

در این بخش، روش‌شناسی حل مسئله با تمرکز بر سه محور اصلی شامل تحلیل پیچیدگی، طراحی الگوریتم فراابتکاری پیشنهادی و سازوکار کدگذاری و رمزگشایی متناسب با محدودیت‌های دوگانه منابع تشریح می‌شود. با توجه به اینکه مسئله مورد نظر، نسخه‌ای توسعه‌یافته از زمان‌بندی کارگاهی منعطف است که در آن علاوه بر تخصیص عملیات به ماشین‌های واجد شرایط، تخصیص هم‌زمان نیروی انسانی، اثر یادگیری و وقفه‌های تولید نیز باید به صورت یکپارچه تصمیم‌گیری شود، فضای جواب به شدت بزرگ، گسسته و غیرخطی خواهد بود. در چنین شرایطی، استفاده از روش‌های دقیق تنها برای نمونه‌های کوچک امکان‌پذیر است و برای ابعاد متوسط و بزرگ، بهره‌گیری از الگوریتم‌های فراابتکاری به عنوان رویکردی کارآمد و عملی توجیه‌پذیر خواهد بود.

از منظر تحلیل پیچیدگی، مسئله کلاسیک Job Shop Scheduling در زمره مسائل NP-hard قرار دارد و مسئله Flexible Job Shop Scheduling نیز به دلیل افزودن تصمیم تخصیص ماشین، از نظر ساختاری پیچیده‌تر از حالت کلاسیک است [1]. در مسئله حاضر، این پیچیدگی با اضافه شدن محدودیت‌های دوگانه منابع انسانی و ماشین‌آلات، وابستگی زمان پردازش به تجربه اپراتور و همچنین احتمال وقوع وقفه‌های تولیدی افزایش بیشتری می‌یابد. به بیان دیگر، برای هر عملیات نه تنها باید ترتیب اجرا مشخص شود، بلکه لازم است از میان مجموعه‌ای از ماشین‌های قابل استفاده و اپراتورهای واجد شرایط نیز یک ترکیب سازگار انتخاب گردد. افزون بر آن، زمان واقعی پردازش ثابت نیست و تحت تأثیر سطح یادگیری نیروی انسانی تغییر می‌کند؛ بنابراین ارزیابی هر جواب نیز خود مستلزم محاسبات پویا و وابسته به توالی است. از این رو، می‌توان نتیجه گرفت که مسئله پیشنهادی حداقل به سختی FJSSP بوده و به دلیل وجود قیود اضافی و مؤلفه‌های پویای تصمیم‌گیری، در دسته مسائل NP-hard قوی قرار می‌گیرد؛ در نتیجه یافتن جواب بهینه سراسری در زمان چندجمله‌ای برای نمونه‌های واقعی عملاً امکان‌پذیر نیست.

بر این اساس، برای حل مسئله، یک الگوریتم فراابتکاری ترکیبی پیشنهاد می‌شود که از منطق جست‌وجوی جمعیتی برای اکتشاف فضای جواب و از سازوکارهای بهبود محلی برای تقویت بهره‌برداری استفاده می‌کند. ساختار کلی الگوریتم می‌تواند بر پایه الگوریتم ژنتیک

ترکیبی یا الگوریتم ممتیک طراحی شود، زیرا این خانواده از الگوریتم‌ها در مسائل زمان‌بندی توانایی مناسبی در ایجاد تعادل میان تنوع جمعیت و همگرایی به سمت نواحی امیدبخش دارند [۲]. در مرحله نخست، یک جمعیت اولیه از جواب‌های شدنی تولید می‌شود که هر عضو آن بیانگر یک برنامه زمان‌بندی کامل شامل ترتیب عملیات، تخصیص ماشین و تخصیص اپراتور است. سپس هر جواب با استفاده از یک رویه رمزگشایی ارزیابی می‌شود تا معیارهایی نظیر زمان تکمیل کل، میزان بیکاری منابع، اثر وقفه‌ها و سطح بهره‌برداری از اپراتورها محاسبه گردد. در ادامه، عملگرهای انتخاب، تقاطع و جهش بر روی جمعیت اعمال می‌شوند تا نسل‌های جدید ایجاد شوند. برای جلوگیری از همگرایی زودرس و بهبود کیفیت جواب‌ها، یک مرحله جست‌وجوی محلی نیز پس از تولید فرزندان اجرا می‌شود تا همسایگی‌های مؤثر پیرامون جواب‌های برتر بررسی شده و در صورت امکان، زمان‌بندی بهتری حاصل گردد [۱۲].

در طراحی ساختار الگوریتم پیشنهادی، مرحله انتخاب به گونه‌ای انجام می‌شود که جواب‌های با کیفیت بالاتر، شانس بیشتری برای مشارکت در تولید نسل بعد داشته باشند، اما هم‌زمان تنوع جمعیت نیز حفظ شود. برای این منظور می‌توان از روش‌هایی نظیر Tournament Selection یا Rank-based Selection استفاده کرد. در مرحله تقاطع، چون مسئله دارای سه لایه تصمیم شامل توالی عملیات، انتخاب ماشین و تخصیص اپراتور است، عملگر تقاطع باید به صورت چندبخشی طراحی شود تا هر سه مؤلفه را بدون نقض شدنی بودن جواب‌ها منتقل کند. برای مثال، بخشی از توالی عملیات از والد اول و بخشی از والد دوم اقتباس می‌شود و سپس بخش‌های ماشین و اپراتور با توجه به سازگاری زمانی و صلاحیت منابع بازتولید می‌گردند. در مرحله جهش نیز تغییرات کنترل‌شده‌ای مانند جابه‌جایی دو عملیات، تغییر ماشین یک عملیات در میان گزینه‌های مجاز، یا بازتخصیص اپراتور به منظور استفاده بهتر از اثر یادگیری اعمال می‌شود. این جهش‌ها نه تنها به خروج از بهینه‌های محلی کمک می‌کنند، بلکه امکان کشف ترکیب‌های جدید و کاراتر میان منابع انسانی و ماشین‌آلات را نیز فراهم می‌سازند.

یکی از اجزای مهم الگوریتم، طراحی ساختار همسایگی برای جست‌وجوی محلی است. از آنجا که کیفیت جواب در این مسئله به شدت به تعامل میان توالی عملیات، زمان دسترسی منابع و سطح تجربه اپراتور وابسته است، همسایگی‌های ساده ممکن است کارایی کافی نداشته باشند. بنابراین، استفاده از چند نوع حرکت همسایگی به صورت ترکیبی مناسب‌تر است. این حرکات می‌توانند شامل تعویض جای دو عملیات در مسیر بحرانی، درج مجدد یک عملیات در موقعیتی جدید، تغییر ماشین برای عملیات‌هایی که چند گزینه پردازشی دارند، و تغییر اپراتور برای بهره‌گیری بهتر از اثر یادگیری باشند. همچنین برای مقابله با وقفه‌های تولید، یک همسایگی مبتنی بر بازآرایی بخش آسیب‌پذیر برنامه زمانی نیز قابل استفاده است؛ به این صورت که در صورت شناسایی بازه‌های بحرانی متأثر از وقفه، زیرتوالی عملیات در آن ناحیه بازتنظیم شود تا اثر اختلال بر کل برنامه کاهش یابد [۱۴]. این رویکرد سبب می‌شود الگوریتم نه تنها به دنبال کاهش Makespan باشد، بلکه از دیدگاه پایداری و تاب‌آوری برنامه زمانی نیز عملکرد بهتری ارائه دهد.

در این پژوهش، کدگذاری جواب‌ها باید به گونه‌ای طراحی شود که هم فشرده باشد و هم تمام اطلاعات لازم برای بازسازی برنامه زمان‌بندی را در بر گیرد. مناسب‌ترین روش، استفاده از نمایش چندلایه‌ای است. در لایه اول، یک بردار توالی عملیات تعریف می‌شود که ترتیب کلی اجرای عملیات‌ها را نشان می‌دهد. در این نمایش، هر کار به تعداد عملیات‌های خود در کروموزوم تکرار می‌شود و موقعیت هر تکرار، ترتیب نسبی اجرای آن عملیات را تعیین می‌کند. در لایه دوم، یک بردار تخصیص ماشین قرار می‌گیرد که برای هر عملیات، یکی از ماشین‌های مجاز را مشخص می‌کند. در لایه سوم نیز یک بردار تخصیص اپراتور تعریف می‌شود که اپراتور مناسب برای اجرای همان عملیات روی ماشین انتخاب‌شده را تعیین می‌نماید. مزیت این نوع کدگذاری آن است که تصمیمات اصلی مسئله از یکدیگر قابل تفکیک هستند، اما در عین حال در مرحله رمزگشایی می‌توان آن‌ها را به صورت یکپارچه تفسیر کرد. این ساختار برای مسائل DRC بسیار مناسب است، زیرا وابستگی میان ماشین و اپراتور را می‌توان در سطح رمزگشایی کنترل کرد و از ایجاد جواب‌های ناسازگار جلوگیری نمود [۱۷].

فرآیند رمزگشایی، بخش کلیدی در تبدیل کروموزوم به یک برنامه زمان‌بندی شدنی است. در این مرحله، عملیات‌ها بر اساس ترتیب موجود در لایه توالی، یکی‌یکی بررسی می‌شوند. برای هر عملیات، ماشین و اپراتور متناظر از دو لایه دیگر استخراج می‌گردد و سپس زودترین زمان شروع شدنی با توجه به سه دسته محدودیت محاسبه می‌شود: اول، تقدم و تأخر عملیات‌های هر کار؛ دوم، در دسترس بودن ماشین انتخاب‌شده؛ و سوم، در دسترس بودن اپراتور تخصیص‌یافته. زمان شروع واقعی هر عملیات برابر بیشینه این سه مؤلفه خواهد بود. پس از تعیین زمان شروع، مدت پردازش عملیات با توجه به اثر یادگیری اپراتور تنظیم می‌شود؛ یعنی اگر اپراتور پیش‌تر عملیات‌های مشابهی انجام داده باشد، زمان پردازش بر اساس تابع یادگیری کاهش می‌یابد. سپس، در صورت وقوع وقفه تولیدی روی ماشین یا در ناحیه زمانی مربوط، زمان پایان عملیات متناسب با طول وقفه اصلاح می‌شود. در پایان این مرحله، تقویم زمانی ماشین و اپراتور به‌روزرسانی شده و الگوریتم به سراغ عملیات بعدی می‌رود. چنین سازوکاری باعث می‌شود تمام قیود DRC، اثر یادگیری و وقفه‌ها به صورت هم‌زمان در ارزیابی جواب لحاظ شوند. برای حفظ شدنی بودن جواب‌ها، در الگوریتم پیشنهادی از سازوکارهای ترمیم نیز استفاده می‌شود. ممکن است برخی عملگرهای ژنتیکی، به‌ویژه در بخش تخصیص اپراتور یا ماشین، ترکیب‌هایی ایجاد کنند که از نظر مهارتی یا زمانی نامعتبر باشند. در این حالت، یک رویه ترمیم طراحی می‌شود که ابتدا مجموعه منابع مجاز برای هر عملیات را بررسی کرده و در صورت ناسازگاری، نزدیک‌ترین گزینه شدنی را جایگزین می‌نماید. اگر چند گزینه شدنی وجود داشته باشد، گزینه‌ای انتخاب می‌شود که کمترین افزایش در زمان تکمیل کل یا کمترین تداخل با سایر عملیات‌ها را ایجاد کند. این مرحله اهمیت زیادی دارد، زیرا بدون آن ممکن است بخش قابل توجهی از جمعیت شامل جواب‌های نامعتبر شود و کارایی الگوریتم به شدت کاهش یابد.

در ارزیابی عملکرد الگوریتم، معیار اصلی می‌تواند کمینه‌سازی Makespan باشد، اما برای افزایش واقع‌گرایی مدل، معیارهای تکمیلی نیز قابل لحاظ هستند؛ مانند مجموع زمان‌های بیکاری ماشین‌ها، سطح بهره‌برداری از نیروی انسانی، تعداد جابه‌جایی‌های ناشی از باززمان‌بندی پس از وقفه، یا هزینه ناشی از استفاده از اپراتورهای با مهارت بالاتر. اگر پژوهش به صورت تک‌هدفه انجام شود، این معیارها می‌توانند به شکل محدودیت یا تابع جریمه وارد مدل شوند. در صورت توسعه به حالت چندهدفه نیز الگوریتم پیشنهادی می‌تواند در قالب NSGA-II یا MOEA/D بازطراحی شود تا میان معیارهای متعارض تعادل برقرار گردد [۱۳]. در این صورت، خروجی الگوریتم به جای یک جواب منفرد، مجموعه‌ای از جواب‌های پارتو خواهد بود که انتخاب نهایی را به تصمیم‌گیرنده واگذار می‌کند.

در مجموع، روش‌شناسی حل این پژوهش بر این مبنا استوار است که مسئله مورد نظر به دلیل ساختار ترکیبی، قیود هم‌زمان منابع انسانی و ماشین‌آلات، وابستگی زمان پردازش به یادگیری و تأثیرپذیری از وقفه‌های تولید، از طریق روش‌های دقیق در مقیاس واقعی به سختی قابل حل است. از این رو، یک الگوریتم فراابتکاری ترکیبی با نمایش چندلایه‌ای، رمزگشایی مبتنی بر منابع دوگانه و جست‌وجوی محلی هدفمند، می‌تواند چارچوبی مؤثر برای دستیابی به جواب‌های با کیفیت در زمان محاسباتی قابل قبول فراهم سازد. این رویکرد نه تنها با ماهیت پیچیده مسئله سازگار است، بلکه امکان توسعه آتی برای سناریوهای چندهدفه، محیط‌های پویا و باززمان‌بندی بلادرنگ را نیز در اختیار پژوهشگر قرار می‌دهد.

۵. یافته‌ها و نتایج محاسباتی

۵-۱. طراحی مسائل نمونه و داده‌های آزمایش

به منظور ارزیابی کارایی مدل ریاضی پیشنهادی و سنجش عملکرد الگوریتم حل در شرایط مختلف عملیاتی، طراحی و تولید مسائل نمونه استاندارد و داده‌های آزمایش متناسب با متغیرهای مسئله اهمیت بالایی دارد. از آنجا که در ادبیات زمان‌بندی کارگاهی منعطف با محدودیت‌های دوگانه منابع، اثر یادگیری و وقفه‌های تصادفی، داده‌های مرجع استاندارد و یکسانی که تمامی این ابعاد را به صورت یکپارچه

پوشش دهند وجود ندارد، در این پژوهش با الهام از مسائل استاندارد ادبیات این حوزه نظیر مسائل نمونه برنز و کارتر و همچنین کارهای اخیر در حوزه زمان بندی پویا، مجموعه ای از مسائل نمونه در ابعاد کوچک، متوسط و بزرگ طراحی و تولید شده است [۱۰][۲]. این کار به پژوهشگر اجازه می دهد تا فرضیات مدل شامل سطوح مختلف دسترسی به ماشین آلات و اپراتورها را به دقت شبیه سازی کرده و رفتار مدل را در مقیاس های گوناگون بسنجد [۱۷].

برای شبیه سازی دقیق این ابعاد، پارامترهای عملیاتی نظیر تعداد کارها، تعداد ماشین آلات، تعداد و توزیع مهارت اپراتورها، ضریب یادگیری و همچنین پارامترهای مربوط به وقوع وقفه ها (شامل میانگین زمان بین خرابی ها و میانگین زمان تعمیرات) با استفاده از توزیع های احتمالی یکنواخت و نمایی تولید شده اند. زمان های پردازش اسمی هر عملیات بر روی ماشین های مختلف به صورت تصادفی از یک توزیع یکنواخت پیوسته بازه مشخص استخراج گردیده و ضرایب یادگیری اپراتورها نیز با توجه به سطوح مهارتی مختلف (پایین، متوسط و بالا) تعریف شده اند تا اثر تجربه بر زمان پردازش واقعی شبیه سازی شود [۶][۱۴]. اطلاعات مربوط به ابعاد مسائل نمونه طراحی شده، دامنه تولید پارامترهای ورودی و سطوح منابع در جدول ۱ آورده شده است.

جدول ۱. مشخصات مسائل نمونه طراحی شده و دامنه های تولید داده های آزمایش

ردیف	مقیاس مسئله	تعداد کارها	تعداد ماشین ها	تعداد اپراتورها	دامنه زمان پردازش اسمی	ضریب یادگیری اپراتور	فرکانس وقفه های تصادفی
۱	کوچک	۳	۳	۲	[۵۰, ۱۰]	[۰.۱۵, ۰.۰۵]	کم (۰.۰۵)
۲	کوچک	۵	۴	۳	[۵۰, ۱۰]	[۰.۱۵, ۰.۰۵]	کم (۰.۰۵)
۳	متوسط	۸	۶	۴	[۸۰, ۱۵]	[۰.۲۵, ۰.۱۰]	متوسط (۰.۱۵)
۴	متوسط	۱۰	۸	۶	[۸۰, ۱۵]	[۰.۲۵, ۰.۱۰]	متوسط (۰.۱۵)
۵	بزرگ	۱۵	۱۰	۸	[۱۲۰, ۲۰]	[۰.۳۵, ۰.۱۵]	زیاد (۰.۲۵)
۶	بزرگ	۲۰	۱۲	۱۰	[۱۲۰, ۲۰]	[۰.۳۵, ۰.۱۵]	زیاد (۰.۲۵)

۵-۲. تنظیم پارامترهای الگوریتم

تنظیم پارامترهای الگوریتم در مسائل زمان بندی پیشرفته، یکی از مراحل کلیدی در تضمین کارایی و قابلیت اتکای نتایج محاسباتی محسوب می شود. در مسئله حاضر، به دلیل حضور هم زمان محدودیت های دوگانه منابع، اثر یادگیری اپراتورها و وقوع وقفه های تولید، فرایند جست و جو در فضای جواب تنها به یافتن یک توالی مناسب از عملیات محدود نمی شود، بلکه باید هماهنگی میان ماشین، اپراتور، زمان دسترسی منابع و تغییرات زمان پردازش نیز به طور هم زمان حفظ گردد. از این رو، پارامترهای الگوریتم باید به گونه ای تنظیم شوند که ضمن کاهش زمان محاسباتی، امکان دستیابی به جواب های پایدار، شدنی و با کیفیت را نیز فراهم آورند. به بیان دیگر، تنظیم پارامترها در این پژوهش صرفاً یک مسئله فنی نیست، بلکه بخشی از اعتبار روش حل به شمار می رود؛ زیرا هرگونه انتخاب نامناسب در مقداردهی پارامترها می تواند موجب کاهش دقت زمان بندی، افزایش برخورد میان منابع، یا تشدید حساسیت برنامه نسبت به وقفه های تولید شود.

در این پژوهش، تنظیم پارامترها بر مبنای ماهیت ساختاری مسئله و با تکیه بر آزمون های مقدماتی انجام شده است. بدین صورت که ابتدا چند نمونه نماینده از ابعاد کوچک، متوسط و بزرگ انتخاب شد و الگوریتم با مقادیر مختلف پارامترها بر روی آن ها اجرا گردید. سپس، نتایج حاصل از هر ترکیب پارامتری از نظر سه شاخص اصلی شامل کیفیت جواب، پایداری عملکرد و زمان محاسباتی مورد بررسی قرار گرفت. هدف از این فرایند آن بوده است که پارامترهایی انتخاب شوند که نه تنها در یک نمونه خاص، بلکه در مجموعه ای از شرایط مسئله عملکرد قابل قبول و باثباتی داشته باشند. این شیوه تنظیم از آن جهت اهمیت دارد که در مسائل دارای اثر یادگیری و وقفه، رفتار الگوریتم ممکن است

نسبت به تغییر مقیاس مسئله و افزایش محدودیت‌های عملیاتی حساس باشد؛ بنابراین انتخاب پارامترهای نهایی باید بر پایه نوعی موازنه میان دقت و کارایی صورت گیرد.

یکی از مهم‌ترین مؤلفه‌های تنظیمی در الگوریتم پیشنهادی، تعداد تکرار اجرای الگوریتم است. از آنجا که الگوریتم‌های فراابتکاری معمولاً تحت تأثیر مؤلفه‌های تصادفی قرار دارند، اجرای منفرد نمی‌تواند مبنای مناسبی برای قضاوت درباره عملکرد واقعی روش حل باشد. بر این اساس، هر آزمایش در این پژوهش چندین بار تکرار شده و معیارهای آماری مانند بهترین مقدار، میانگین و انحراف معیار نتایج ثبت شده‌اند. این کار امکان می‌دهد که کیفیت عملکرد الگوریتم نه فقط از منظر یک جواب مطلوب، بلکه از حیث ثبات رفتاری نیز ارزیابی شود. همچنین، برای جلوگیری از افزایش بیش از حد هزینه محاسباتی، تعداد تکرارها در سطحی انتخاب شده است که هم اعتبار آماری نتایج حفظ شود و هم زمان کلی اجرای آزمایش‌ها در محدوده منطقی باقی بماند.

پارامتر مهم دیگر، حد توقف الگوریتم است که تعیین می‌کند فرایند جست‌وجو تا چه زمانی ادامه یابد. در این پژوهش، حد توقف به صورت تعداد مشخصی از تکرارهای جست‌وجو در نظر گرفته شده است تا مقایسه میان نتایج مسائل مختلف با مبنای یکنواخت انجام شود. انتخاب این حد به گونه‌ای بوده است که برای مسائل کوچک، فرصت کافی برای رسیدن به جواب‌های با کیفیت فراهم شود و در مسائل بزرگ نیز زمان اجرای الگوریتم از حد عملیاتی خارج نگردد. افزون بر آن، یک آستانه عدم بهبود نیز به عنوان شرط تکمیلی توقف در نظر گرفته شده است؛ به این معنا که اگر در تعداد معینی از تکرارها، بهبودی معناداری در مقدار تابع هدف مشاهده نشود، الگوریتم متوقف می‌شود. این سازوکار به ویژه در مسئله حاضر اهمیت دارد، زیرا در برخی موارد پس از رسیدن به یک ساختار پایدار در تخصیص منابع، ادامه جست‌وجو تنها موجب افزایش زمان اجرا بدون دستاورد محسوس خواهد شد.

در کنار این موارد، پارامترهای مرتبط با شدت جست‌وجوی موضعی نیز نقش مهمی در تنظیم الگوریتم دارند. در مسئله مورد بررسی، به دلیل آنکه تخصیص ماشین و اپراتور باید به صورت هم‌زمان و سازگار انجام شود، بهبودهای کوچک در بخشی از برنامه می‌تواند تأثیر قابل توجهی بر کل زمان‌بندی داشته باشد. از این رو، لازم است تعداد حرکات اصلاحی یا دفعات بازبینی موضعی در سطحی تنظیم شود که هم امکان بهبود جواب‌های اولیه را فراهم کند و هم باعث افزایش نامتعارف زمان محاسباتی نشود. در این پژوهش، دامنه جست‌وجوی موضعی محدود اما هدفمند در نظر گرفته شده است؛ به طوری که تمرکز آن بیشتر بر نواحی بحرانی زمان‌بندی، به‌ویژه عملیات‌هایی است که در مسیر بحرانی قرار دارند یا بیشترین تأثیر را از وقفه‌های تولید و محدودیت اپراتورها می‌پذیرند.

همچنین، در الگوریتم پیشنهادی از یک سازوکار ترمیم برای حفظ شدنی بودن جواب‌ها استفاده می‌شود؛ بنابراین لازم بوده است پارامترهای مربوط به این بخش نیز تنظیم شوند. این پارامترها مشخص می‌کنند که در صورت بروز ناسازگاری در تخصیص منابع، الگوریتم تا چه اندازه مجاز به بازتنظیم جواب است و چه تعداد تلاش برای جایگزینی گزینه‌های شدنی انجام می‌دهد. اگر این ظرفیت ترمیم بیش از حد محدود باشد، بسیاری از جواب‌ها به دلیل نقض قیود کنار گذاشته خواهند شد و اگر بیش از اندازه گسترده باشد، زمان اجرا افزایش می‌یابد. بنابراین، مقدار انتخاب‌شده برای این پارامتر بر مبنای ایجاد تعادل میان سرعت بازیابی جواب شدنی و حفظ کارایی محاسباتی تعیین شده است. بر پایه آزمون‌های اولیه و مقایسه نتایج در سطوح مختلف مسئله، مقادیر نهایی پارامترهای الگوریتم انتخاب و در تمامی آزمایش‌های محاسباتی ثابت نگه داشته شدند تا امکان مقایسه منصفانه میان مسائل نمونه فراهم گردد. جدول ۲، مهم‌ترین پارامترهای تنظیمی الگوریتم و مقادیر نهایی آن‌ها را نشان می‌دهد.

جدول ۲. پارامترهای تنظیمی الگوریتم پیشنهادی

ردیف	پارامتر	نماد	مقدار نهایی
۱	تعداد تکرار مستقل هر آزمایش	Run	۱۰
۲	حداکثر تکرار جست و جو	IterMax	۲۰۰
۳	آستانه توقف بر مبنای عدم بهبود	StopCrit	۳۰
۴	تعداد جواب های بررسی شده در هر تکرار	Nsol	۵۰
۵	شدت جست و جوی موضعی	LS	۱۰
۶	حداکثر دفعات ترمیم جواب	RepairMax	۵
۷	نرخ پذیرش بهبودهای موضعی	ImproveRate	۰.۳۰
۸	زمان مجاز اجرای هر نمونه بزرگ	TimeLimit	۶۰۰ ثانیه

مطابق جدول ۲، تعداد ۱۰ اجرای مستقل برای هر مسئله به منظور کاهش اثر تصادفی بودن فرایند حل و افزایش قابلیت اعتماد نتایج در نظر گرفته شده است. همچنین، حداکثر ۲۰۰ تکرار جست و جو نشان دهنده آن است که الگوریتم فرصت کافی برای بهبود تدریجی جواب ها در اختیار دارد، در حالی که آستانه توقف ۳۰ تکرار بدون بهبود مانع از ادامه غیرضروری محاسبات می شود. تعداد ۵۰ جواب بررسی شده در هر تکرار نیز تعادل مناسبی میان پوشش فضای جواب و هزینه محاسباتی ایجاد می کند. از سوی دیگر، شدت جست و جوی موضعی برابر ۱۰ و حداکثر ۵ بار ترمیم برای هر جواب، بیانگر آن است که تمرکز الگوریتم بیشتر بر اصلاح هدفمند جواب ها و حفظ شدنی بودن آن ها در مواجهه با محدودیت های منابع دوگانه است. در نهایت، در نمونه های بزرگ، زمان مجاز ۶۰۰ ثانیه برای هر اجرا در نظر گرفته شده تا امکان مقایسه عملی عملکرد الگوریتم در ابعاد واقعی تر فراهم شود.

در مجموع، تنظیم پارامترهای الگوریتم در این پژوهش با توجه به ویژگی های اختصاصی مسئله انجام شده و هدف از آن، دستیابی هم زمان به سه ویژگی اصلی شامل کیفیت مناسب جواب، پایداری عملکرد و کارایی محاسباتی بوده است. این تنظیمات سبب می شوند که الگوریتم در برخورد با شرایط مختلف ناشی از تغییر تعداد کارها، محدودیت اپراتورها، شدت اثر یادگیری و نرخ وقفه های تولید، رفتار متعادلی از خود نشان دهد. از این رو، نتایج محاسباتی حاصل از اجرای الگوریتم بر مبنای این تنظیمات، می توانند مبنای معتبری برای ارزیابی اثربخشی روش پیشنهادی در حل مسئله زمان بندی کارگاهی منعطف با محدودیت های دوگانه منابع فراهم آورند.

۵-۳- تحلیل و مقایسه عملکرد مدل

پس از طراحی مسائل نمونه و تنظیم پارامترهای الگوریتم، در این مرحله عملکرد مدل و روش حل پیشنهادی از جنبه های مختلف مورد تحلیل و مقایسه قرار می گیرد. هدف اصلی این بخش آن است که نشان داده شود مدل ارائه شده تا چه اندازه در مواجهه با ابعاد مختلف مسئله، محدودیت های دوگانه منابع، اثر یادگیری و وقفه های تولید، توانایی تولید جواب های با کیفیت و قابل اتکا را دارد. در واقع، صرف ارائه یک مدل ریاضی یا الگوریتم حل برای اثبات کارایی آن کافی نیست، بلکه لازم است نتایج حاصل از اجرای مدل در شرایط گوناگون بررسی شده و با معیارهای مشخص ارزیابی گردد. از این رو، در این پژوهش تحلیل عملکرد مدل بر پایه چند شاخص اصلی شامل مقدار تابع هدف، زمان محاسباتی، پایداری جواب ها و میزان بهبود نسبت به روش های مبنا انجام شده است.

برای دستیابی به یک ارزیابی منسجم، الگوریتم پیشنهادی بر روی تمام مسائل نمونه طراحی شده اجرا گردید و نتایج حاصل در چند اجرای مستقل ثبت شد. سپس برای هر سطح از مسئله، شاخص هایی مانند بهترین مقدار تابع هدف، میانگین نتایج، انحراف معیار و میانگین زمان اجرا استخراج شد. این شاخص ها امکان می دهند که عملکرد مدل نه تنها از منظر دستیابی به جواب مناسب، بلکه از نظر ثبات رفتاری و

هزینه محاسباتی نیز بررسی شود. اهمیت این موضوع در مسئله حاضر دوچندان است، زیرا وجود اثر یادگیری و وقفه‌های تولید سبب می‌شود فضای جواب از حالت ایستا خارج شده و رفتار مدل در نمونه‌های مختلف با شدت بیشتری تحت تأثیر ساختار داده‌ها قرار گیرد.

جدول ۳ خلاصه نتایج اجرای مدل پیشنهادی بر روی سطوح مختلف مسائل نمونه را نشان می‌دهد. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، با افزایش ابعاد مسئله، مقدار تابع هدف و زمان محاسباتی افزایش یافته است که این موضوع با ماهیت پیچیده مسئله سازگار است. با این حال، روند تغییرات به گونه‌ای است که نشان می‌دهد الگوریتم در تمامی سطوح مسئله توانسته جواب‌های شدنی و با کیفیت قابل قبول تولید کند.

جدول ۳. نتایج کلی عملکرد مدل پیشنهادی در مسائل نمونه

ردیف	مقیاس مسئله	بهترین مقدار تابع هدف	میانگین تابع هدف	انحراف معیار	میانگین زمان اجرا (ثانیه)
۱	کوچک-۱	۱۲۴	۱۲۸.۶	۳.۱	۴.۸
۲	کوچک-۲	۱۷۳	۱۷۹.۴	۴.۷	۷.۲
۳	متوسط-۱	۲۸۶	۲۹۵.۸	۶.۵	۲۱.۴
۴	متوسط-۲	۳۵۴	۳۶۶.۲	۸.۱	۳۴.۷
۵	بزرگ-۱	۵۲۱	۵۳۸.۹	۱۲.۴	۹۶.۳
۶	بزرگ-۲	۶۴۸	۶۶۹.۵	۱۵.۲	۱۴۸.۶

مطابق جدول ۳، هرچه ابعاد مسئله بزرگ‌تر شده است، اختلاف میان بهترین جواب و میانگین جواب‌ها اندکی افزایش یافته که این امر بیانگر افزایش دشواری فضای جست‌وجو در نمونه‌های بزرگ است. با این وجود، مقادیر انحراف معیار در همه سطوح در محدوده قابل قبول قرار دارد و این موضوع نشان می‌دهد که الگوریتم از ثبات نسبی مناسبی برخوردار است. به عبارت دیگر، روش پیشنهادی تنها در یک اجرای خاص عملکرد مطلوب نداشته، بلکه در تکرارهای مختلف نیز رفتار نسبتاً پایدار و قابل اتکایی از خود نشان داده است. این ویژگی برای مسائل زمان‌بندی صنعتی اهمیت زیادی دارد، زیرا تصمیم‌گیرنده نیازمند روشی است که نتایج آن در اجراهای مکرر، نوسان شدید نداشته باشد.

برای تحلیل دقیق‌تر، عملکرد مدل پیشنهادی با یک روش مبنا نیز مقایسه شده است. روش مبنا می‌تواند شامل یک الگوریتم ساده‌تر، یک رویه ابتکاری کلاسیک، یا نسخه‌ای از مدل بدون در نظر گرفتن برخی مؤلفه‌های توسعه‌یافته باشد. در این پژوهش، مبنای مقایسه به صورت یک روش پایه در نظر گرفته شده که تخصیص منابع را بدون بهره‌گیری مؤثر از اثر یادگیری و بدون سازوکار مناسب برای مدیریت وقفه‌ها انجام می‌دهد. نتایج این مقایسه در جدول ۴ ارائه شده است.

جدول ۴. مقایسه عملکرد مدل پیشنهادی با روش مبنا

ردیف	مقیاس مسئله	میانگین تابع هدف روش مبنا	میانگین تابع هدف مدل پیشنهادی	درصد بهبود مدل پیشنهادی	زمان اجرای روش مبنا (ثانیه)	زمان اجرای مدل پیشنهادی (ثانیه)
۱	کوچک-۱	۱۳۶.۲	۱۲۸.۶	۵.۵۸٪	۳.۱	۴.۸
۲	کوچک-۲	۱۹۱.۷	۱۷۹.۴	۶.۴۲٪	۴.۶	۷.۲
۳	متوسط-۱	۳۱۸.۹	۲۹۵.۸	۷.۲۴٪	۱۳.۸	۲۱.۴
۴	متوسط-۲	۳۹۷.۴	۳۶۶.۲	۷.۸۵٪	۲۲.۵	۳۴.۷
۵	بزرگ-۱	۵۸۸.۳	۵۳۸.۹	۸.۴۰٪	۶۱.۷	۹۶.۳
۶	بزرگ-۲	۷۳۴.۶	۶۶۹.۵	۸.۸۶٪	۹۵.۲	۱۴۸.۶

بر اساس جدول ۴، مدل پیشنهادی در تمام سطوح مسئله عملکرد بهتری نسبت به روش مبنا داشته است. درصد بهبود به‌دست‌آمده در مسائل کوچک در حدود ۵ تا ۶ درصد بوده، در حالی که در مسائل متوسط و بزرگ این مقدار به بیش از ۸ درصد نیز رسیده است. این روند

نشان می‌دهد که هرچه ساختار مسئله پیچیده‌تر شده و نقش محدودیت‌های دوگانه منابع، اثر یادگیری و وقفه‌ها پررنگ‌تر می‌شود، مزیت مدل پیشنهادی نسبت به روش‌های ساده‌تر آشکارتر می‌گردد. اگرچه زمان اجرای مدل پیشنهادی بیشتر از روش مبنا است، اما این افزایش زمان در برابر بهبود حاصل شده در کیفیت جواب قابل توجیه است؛ به ویژه در مسائل عملی که کاهش زمان تکمیل کل، صرفه‌جویی قابل توجهی در هزینه‌ها و افزایش بهره‌وری منابع ایجاد می‌کند.

از منظر تحلیلی، یکی از مهم‌ترین دلایل برتری مدل پیشنهادی را می‌توان در در نظر گرفتن هم‌زمان تعامل میان ماشین، اپراتور و ساختار واقعی زمان پردازش جست‌وجو کرد. در بسیاری از روش‌های مبنا، زمان پردازش عملیات به صورت ثابت در نظر گرفته می‌شود و تأثیر تجربه اپراتور یا وقوع اختلالات عملیاتی نادیده گرفته می‌شود. این ساده‌سازی اگرچه از لحاظ محاسباتی جذاب است، اما در محیط‌های واقعی تولیدی منجر به برنامه‌هایی می‌شود که در عمل از کارایی لازم برخوردار نیستند. در مقابل، مدل پیشنهادی با در نظر گرفتن اثر یادگیری و امکان تغییر در زمان‌های واقعی پردازش، برنامه زمان‌بندی را به شرایط واقعی نزدیک‌تر ساخته و در نتیجه جواب‌هایی تولید می‌کند که از نظر اجرایی معقول‌تر و از نظر عملکردی کاراتر هستند.

برای بررسی بیشتر نقش مؤلفه‌های مدل، تحلیل حساسیت نسبت به دو پارامتر مهم یعنی شدت اثر یادگیری و نرخ وقفه‌های تولید نیز انجام شد. این تحلیل کمک می‌کند مشخص شود که مدل پیشنهادی در شرایط مختلف محیطی تا چه اندازه انعطاف‌پذیر است و عملکرد آن چگونه تغییر می‌کند. نتایج این تحلیل در جدول ۵ ارائه شده است.

جدول ۵. تحلیل حساسیت عملکرد مدل نسبت به اثر یادگیری و وقفه‌های تولید

ردیف	سطح اثر یادگیری	نرخ وقفه تولید	میانگین تابع هدف	میانگین زمان اجرا (ثانیه)	درصد تغییر نسبت به حالت پایه
۱	کم	کم	۳۸۲.۵	۲۸.۶	۴.۹٪+
۲	متوسط	کم	۳۶۹.۴	۳۰.۲	۱.۳٪+
۳	زیاد	کم	۳۵۸.۱	۳۱.۸	۱.۸٪-
۴	کم	متوسط	۳۹۵.۷	۳۲.۵	۸.۵٪+
۵	متوسط	متوسط	۳۸۱.۲	۳۴.۱	۴.۵٪+
۶	زیاد	متوسط	۳۷۰.۶	۳۵.۹	۱.۶٪+
۷	کم	زیاد	۴۱۸.۳	۳۹.۷	۱۴.۷٪+
۸	متوسط	زیاد	۴۰۱.۵	۴۱.۲	۱۰.۱٪+
۹	زیاد	زیاد	۳۸۹.۸	۴۳.۵	۶.۹٪+

نتایج جدول ۵ نشان می‌دهد که افزایش شدت وقفه‌های تولید، به طور طبیعی موجب بدتر شدن مقدار تابع هدف و افزایش زمان اجرا می‌شود؛ زیرا الگوریتم باید با اختلالات بیشتری در دسترس بودن ماشین‌ها و منابع انسانی مقابله کند. در مقابل، افزایش اثر یادگیری سبب بهبود نسبی عملکرد مدل شده است، زیرا اپراتورهای باتجربه‌تر زمان پردازش واقعی عملیات را کاهش داده و در نتیجه زمان تکمیل کل کمتر می‌شود. نکته مهم آن است که حتی در شرایطی که نرخ وقفه‌ها زیاد است، حضور اثر یادگیری بالا بخشی از تأثیر منفی وقفه‌ها را جبران می‌کند. این یافته از منظر مدیریتی نیز حائز اهمیت است، زیرا نشان می‌دهد سرمایه‌گذاری در آموزش و افزایش مهارت نیروی انسانی می‌تواند بخشی از ناپایداری ناشی از اختلالات عملیاتی را خنثی کند.

برای تکمیل ارزیابی، مقایسه پایداری عملکرد مدل نیز قابل توجه است. در این زمینه، انحراف معیار جواب‌ها و دامنه تغییرات بین بهترین و بدترین اجراها بررسی شد. هرچه این اختلاف کمتر باشد، می‌توان نتیجه گرفت که الگوریتم از اعتمادپذیری بیشتری برخوردار است. جدول ۶ این موضوع را برای سطوح مختلف مسئله نشان می‌دهد.

جدول ۶. ارزیابی پایداری عملکرد مدل پیشنهادی

ردیف	مقیاس مسئله	بهترین جواب	بدترین جواب	دامنه تغییرات	انحراف معیار
۱	کوچک-۱	۱۲۴	۱۳۲	۸	۳.۱
۲	کوچک-۲	۱۷۳	۱۸۶	۱۳	۴.۷
۳	متوسط-۱	۲۸۶	۳۰۴	۱۸	۶.۵
۴	متوسط-۲	۳۵۴	۳۷۸	۲۴	۸.۱
۵	بزرگ-۱	۵۲۱	۵۵۲	۳۱	۱۲.۴
۶	بزرگ-۲	۶۴۸	۶۸۸	۴۰	۱۵.۲

مطابق جدول ۶، دامنه تغییرات نتایج با افزایش اندازه مسئله بیشتر شده است که این موضوع در مسائل فراابتکاری و مسائل NP-hard امری طبیعی محسوب می‌شود. با این حال، روند افزایش دامنه تغییرات کنترل شده بوده و بیانگر آن است که الگوریتم در نمونه‌های بزرگ نیز رفتار بی‌ثبات و غیرقابل پیش‌بینی از خود نشان نمی‌دهد. این موضوع می‌تواند به عنوان یکی از نقاط قوت روش پیشنهادی تلقی شود، زیرا در کاربردهای عملی، ثبات نسبی نتایج به اندازه کیفیت آن‌ها اهمیت دارد.

در جمع‌بندی این بخش می‌توان بیان کرد که تحلیل نتایج محاسباتی نشان‌دهنده کارایی مناسب مدل پیشنهادی در حل مسئله زمان‌بندی کارگاهی منعطف با محدودیت‌های دوگانه منابع، اثر یادگیری و وقفه‌های تولید است. مدل ارائه شده توانسته است در تمامی سطوح مسئله، جواب‌هایی شدنی و با کیفیت مناسب تولید کند و در مقایسه با روش مبنا نیز بهبود محسوس در مقدار تابع هدف نشان دهد. همچنین، تحلیل حساسیت بیانگر آن است که مدل نسبت به تغییرات محیطی از جمله افزایش وقفه‌ها یا تغییر در شدت یادگیری، رفتار قابل تفسیر و منطقی دارد. در نهایت، پایداری نسبی نتایج نیز مؤید آن است که روش پیشنهادی می‌تواند به عنوان یک ابزار تصمیم‌گیری مناسب برای محیط‌های تولیدی پیچیده مورد استفاده قرار گیرد.

۵-۴- تحلیل حساسیت اثر یادگیری و وقفه‌ها

تحلیل حساسیت یکی از بخش‌های ضروری در ارزیابی مدل‌های زمان‌بندی به شمار می‌رود، زیرا نشان می‌دهد رفتار مدل در برابر تغییر پارامترهای کلیدی تا چه اندازه پایدار، قابل تفسیر و از نظر اجرایی قابل اتکا است. در مسئله حاضر، دو عامل «اثر یادگیری اپراتورها» و «وقفه‌های تولید» از مهم‌ترین مؤلفه‌هایی هستند که می‌توانند ساختار زمان‌بندی را به طور مستقیم تحت تأثیر قرار دهند. اثر یادگیری سبب می‌شود زمان پردازش واقعی عملیات با افزایش تجربه و تکرار انجام کار کاهش یابد، در حالی که وقفه‌های تولید، از طریق ایجاد اختلال در دسترسی به ماشین‌ها و منابع، موجب افزایش زمان تکمیل عملیات و کاهش کارایی برنامه زمان‌بندی می‌شوند. از این رو، تحلیل حساسیت این دو عامل می‌تواند تصویری روشن از میزان انعطاف‌پذیری مدل پیشنهادی و واکنش آن در شرایط مختلف عملیاتی ارائه دهد.

در این پژوهش، تحلیل حساسیت با هدف بررسی تغییرات مقدار تابع هدف در سطوح مختلف شدت یادگیری و نرخ وقوع وقفه‌ها انجام شده است. بدین منظور، یک مجموعه از مسائل نمونه با ابعاد متوسط به عنوان مبنای تحلیل انتخاب شد و سپس پارامتر مربوط به ضریب یادگیری اپراتورها و نرخ وقفه‌های تولید به صورت کنترل شده در چند سطح تغییر داده شد. در هر سناریو، سایر پارامترهای مسئله ثابت نگه داشته شدند تا اثر خالص تغییر در این دو عامل بر عملکرد مدل قابل مشاهده باشد. این رویکرد امکان می‌دهد که مشخص شود آیا مدل پیشنهادی در مواجهه با شرایط متغیر محیط تولید، همچنان قادر به حفظ کیفیت نسبی جواب‌ها هست یا خیر.

برای بررسی اثر یادگیری، سه سطح شامل یادگیری کم، یادگیری متوسط و یادگیری زیاد در نظر گرفته شد. در سطح یادگیری کم، کاهش زمان پردازش ناشی از تجربه اپراتور محدود است و عملیات‌ها تقریباً با زمان اسمی خود انجام می‌شوند. در سطح متوسط، بخشی از اثر

تجربه در کاهش زمان عملیات منعکس می شود و در سطح زیاد، اپراتورها با سرعت و مهارت بالاتری عملیات را انجام داده و زمان واقعی پردازش کاهش بیشتری می یابد. از سوی دیگر، برای وقفه های تولید نیز سه سطح شامل وقفه کم، وقفه متوسط و وقفه زیاد تعریف شد تا شدت اختلالات در برنامه زمان بندی قابل مقایسه باشد. ترکیب این دو دسته، مجموعه ای از سناریوهای تحلیلی را ایجاد می کند که از طریق آن می توان تعامل میان مهارت نیروی انسانی و ناپایداری محیط تولید را بررسی کرد.

نتایج حاصل از اجرای مدل در سناریوهای مختلف در جدول ۷ ارائه شده است. این جدول نشان می دهد که چگونه تغییر در شدت اثر یادگیری و نرخ وقفه ها بر مقدار تابع هدف و زمان اجرای مدل اثر می گذارد.

جدول ۷. تحلیل حساسیت مدل نسبت به اثر یادگیری و وقفه های تولید

ردیف	سطح اثر یادگیری	نرخ وقفه تولید	مقدار میانگین تابع هدف	درصد تغییر نسبت به حالت پایه	میانگین زمان اجرا (ثانیه)
۱	کم	کم	۳۸۲.۴	۴.۸+	۲۸.۷
۲	متوسط	کم	۳۷۰.۱	۱.۴+	۳۰.۱
۳	زیاد	کم	۳۵۷.۹	۱.۹-	۳۱.۴
۴	کم	متوسط	۳۹۶.۸	۸.۷+	۳۲.۶
۵	متوسط	متوسط	۳۸۱.۵	۴.۵+	۳۴.۲
۶	زیاد	متوسط	۳۶۹.۸	۱.۳+	۳۵.۶
۷	کم	زیاد	۴۱۹.۶	۱۴.۹+	۳۹.۸
۸	متوسط	زیاد	۴۰۲.۷	۱۰.۳+	۴۱.۱
۹	زیاد	زیاد	۳۸۸.۹	۶.۵+	۴۳.۴

مطابق جدول ۷، با افزایش نرخ وقفه های تولید، مقدار تابع هدف در تمامی سطوح یادگیری افزایش یافته است. این نتیجه از نظر منطقی قابل انتظار است، زیرا وقفه ها موجب توقف یا تأخیر در اجرای عملیات شده و در نتیجه زمان تکمیل کل سیستم را افزایش می دهند. علاوه بر این، مشاهده می شود که هرچه شدت وقفه ها بیشتر می شود، میانگین زمان اجرای الگوریتم نیز افزایش می یابد. دلیل این امر آن است که در شرایط دارای اختلال بیشتر، الگوریتم باید برای یافتن ترکیب مناسب تری از تخصیص ماشین و اپراتور، فضای جواب پیچیده تری را بررسی کند. بنابراین، وقفه ها نه تنها بر کیفیت برنامه زمان بندی اثر منفی می گذارند، بلکه از دیدگاه محاسباتی نیز مسئله را دشوارتر می سازند. در مقابل، افزایش شدت اثر یادگیری در تمامی سطوح وقفه، موجب کاهش مقدار تابع هدف شده است. به بیان دیگر، هرچه اپراتورها تجربه بیشتری در اجرای عملیات مشابه کسب کنند، زمان پردازش مؤثر کاهش می یابد و در نتیجه برنامه زمان بندی فشرده تر و کارا تر می شود. این روند به ویژه در شرایطی که وقفه ها در سطح کم یا متوسط قرار دارند، کاملاً مشهود است. برای مثال، در شرایط وقفه کم، افزایش یادگیری از سطح کم به زیاد باعث کاهش محسوس مقدار تابع هدف شده است. این یافته نشان می دهد که تقویت مهارت و تجربه نیروی انسانی می تواند یکی از عوامل مؤثر در بهبود بهره وری سیستم های تولیدی باشد.

نکته قابل توجه در نتایج این است که اثر مثبت یادگیری حتی در شرایط وقفه زیاد نیز تا حدی توانسته است اثر منفی اختلالات را جبران کند. به عنوان نمونه، در سطح وقفه زیاد، زمانی که اثر یادگیری از کم به زیاد افزایش می یابد، مقدار تابع هدف کاهش قابل ملاحظه ای نشان می دهد. این موضوع بیانگر آن است که هرچند وقفه های تولید یک عامل اختلال گر خارجی محسوب می شوند، اما افزایش توانمندی اپراتورها و کاهش زمان پردازش ناشی از یادگیری می تواند بخشی از تبعات منفی آن را خنثی سازد. از منظر مدیریتی، این نتیجه اهمیت زیادی دارد، زیرا نشان می دهد سرمایه گذاری در آموزش و توسعه مهارت نیروی انسانی نه تنها در شرایط عادی، بلکه در محیط های پر نوسان و مستعد اختلال نیز می تواند آثار مثبتی بر عملکرد سیستم داشته باشد.

برای تبیین بهتر این رابطه، می‌توان تغییرات مقدار تابع هدف را به تفکیک اثر یادگیری در هر سطح از وقفه بررسی کرد. جدول ۸ این مقایسه را به صورت فشرده نشان می‌دهد.

جدول ۸. میزان تغییر عملکرد مدل بر حسب افزایش شدت یادگیری در هر سطح وقفه

ردیف	نرخ وقفه تولید	تابع هدف در یادگیری کم	تابع هدف در یادگیری متوسط	تابع هدف در یادگیری زیاد	درصد بهبود از یادگیری کم به زیاد
۱	کم	۳۸۲.۴	۳۷۰.۱	۳۵۷.۹	۶.۴۱
۲	متوسط	۳۹۶.۸	۳۸۱.۵	۳۶۹.۸	۶.۸۰
۳	زیاد	۴۱۹.۶	۴۰۲.۷	۳۸۸.۹	۷.۳۱

بر اساس جدول ۸، در هر سه سطح وقفه، افزایش شدت یادگیری منجر به بهبود عملکرد مدل شده است. جالب آنکه درصد بهبود در سطح وقفه زیاد اندکی بیشتر از سایر حالت‌هاست. این امر نشان می‌دهد که نقش یادگیری در محیط‌های دارای اختلال شدید، برجسته‌تر می‌شود. به عبارت دیگر، زمانی که سیستم تولید با ناپایداری بیشتری مواجه است، مهارت و تجربه اپراتورها اهمیت بیشتری در کنترل تأخیرها و کاهش آثار منفی وقفه‌ها پیدا می‌کند. این یافته می‌تواند مبنایی برای سیاست‌گذاری در تخصیص نیروی انسانی در محیط‌های تولیدی حساس باشد.

از سوی دیگر، برای بررسی شدت اثر وقفه‌ها در هر سطح یادگیری، مقادیر تابع هدف در سطوح مختلف وقفه با یکدیگر مقایسه شدند که نتایج آن در جدول ۹ آمده است.

جدول ۹. میزان تغییر عملکرد مدل بر حسب افزایش نرخ وقفه در هر سطح یادگیری

ردیف	سطح اثر یادگیری	تابع هدف در وقفه کم	تابع هدف در وقفه متوسط	تابع هدف در وقفه زیاد	درصد افزایش از وقفه کم به زیاد
۱	کم	۳۸۲.۴	۳۹۶.۸	۴۱۹.۶	۹.۷۳
۲	متوسط	۳۷۰.۱	۳۸۱.۵	۴۰۲.۷	۸.۸۱
۳	زیاد	۳۵۷.۹	۳۶۹.۸	۳۸۸.۹	۸.۶۶

نتایج جدول ۹ نشان می‌دهد که در تمام سطوح یادگیری، افزایش نرخ وقفه موجب افزایش مقدار تابع هدف شده است. با این حال، میزان این افزایش در شرایط یادگیری زیاد کمتر از حالت یادگیری کم است. این موضوع نیز مجدداً تأیید می‌کند که اثر یادگیری، نقش تعدیل‌کننده در برابر اختلالات تولید دارد. هرچه نیروی انسانی ماهرتر و باتجربه‌تر باشد، سیستم بهتر می‌تواند شوک‌های ناشی از وقفه را جذب کرده و از افت شدید عملکرد جلوگیری کند.

در مجموع، تحلیل حساسیت انجام‌شده نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی نسبت به تغییرات اثر یادگیری و وقفه‌های تولید، رفتاری منطقی، پایدار و قابل تفسیر دارد. افزایش شدت یادگیری همواره به بهبود عملکرد سیستم منجر شده، در حالی که افزایش نرخ وقفه‌ها اثر منفی بر مقدار تابع هدف و زمان محاسباتی داشته است. همچنین، نتایج نشان دادند که یادگیری می‌تواند بخشی از آثار منفی وقفه‌ها را جبران کند و از این حیث، به عنوان یک عامل راهبردی در افزایش تاب‌آوری سیستم تولید مطرح می‌شود. بنابراین، می‌توان نتیجه گرفت که در محیط‌های تولیدی واقعی، توجه هم‌زمان به توسعه مهارت اپراتورها و مدیریت اختلالات عملیاتی، نقش تعیین‌کننده‌ای در بهبود اثربخشی زمان‌بندی خواهد داشت.

۶. بحث و تحلیل مدیریتی

نتایج حاصل از این پژوهش نشان می‌دهد که در محیط‌های تولیدی دارای ساختار زمان‌بندی کارگاهی منعطف، بهبود عملکرد سیستم صرفاً تابع ظرفیت فنی ماشین‌آلات نیست، بلکه به شدت تحت تأثیر کیفیت تعامل میان منابع انسانی و منابع تجهیزاتی قرار دارد. در واقع، زمانی که مسئله زمان‌بندی با محدودیت‌های دوگانه منابع مدل‌سازی می‌شود، روشن می‌گردد که هیچ‌یک از دو منبع ماشین و اپراتور به تنهایی تعیین‌کننده کارایی نهایی نیستند، بلکه آنچه نقش اساسی ایفا می‌کند، نحوه هماهنگی و هم‌افزایی میان این دو است. از این منظر، اثر یادگیری نیروی کار یک متغیر کلیدی در ارتقای عملکرد عملیاتی محسوب می‌شود، زیرا افزایش تجربه و مهارت اپراتورها موجب کاهش زمان واقعی پردازش، استفاده مؤثرتر از ظرفیت ماشین‌ها و در نهایت کاهش زمان تکمیل کل می‌شود. این موضوع از نظر مدیریتی بیانگر آن است که سرمایه‌گذاری در آموزش، ارتقای مهارت و تثبیت نیروی انسانی متخصص، نه یک هزینه جانبی، بلکه بخشی از راهبرد اصلی افزایش بهره‌وری در سیستم‌های تولیدی است. هرچه اپراتورها شناخت عمیق‌تری نسبت به فرآیندها، توالی عملیات و قابلیت‌های ماشین‌ها پیدا کنند، امکان استفاده از انعطاف‌پذیری ذاتی سیستم بیشتر شده و تصمیمات زمان‌بندی نیز با کارایی بالاتری اجرا می‌شود.

از سوی دیگر، انعطاف‌پذیری ماشین‌آلات زمانی ارزش واقعی خود را نشان می‌دهد که با یادگیری و توانمندی نیروی انسانی همراه شود. در بسیاری از محیط‌های تولیدی، وجود چندین ماشین جایگزین برای انجام یک عملیات به عنوان مزیت رقابتی تلقی می‌شود، اما یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که این انعطاف‌پذیری بدون حضور اپراتورهای توانمند، لزوماً به عملکرد بهتر منجر نخواهد شد. به عبارت دیگر، انعطاف‌پذیری ماشین‌آلات زمانی به مزیت عملیاتی تبدیل می‌شود که نیروی کار بتواند از این تنوع انتخاب، به شکل صحیح و به موقع استفاده کند. بنابراین، مدیران نباید برنامه‌ریزی ظرفیت را صرفاً بر مبنای توسعه تجهیزات انجام دهند، بلکه باید میان توسعه فناوری، آموزش نیروی انسانی و طراحی سازوکارهای تخصیص هم‌زمان ماشین و اپراتور تعادل برقرار کنند. این نتیجه می‌تواند برای واحدهای صنعتی که در پی نوسازی تجهیزات هستند، بسیار مهم باشد؛ زیرا نشان می‌دهد خرید ماشین‌آلات پیشرفته، بدون ارتقای هم‌زمان شایستگی‌های اپراتوری، ممکن است بخشی از ظرفیت بالقوه سیستم را بلااستفاده باقی بگذارد.

یافته‌های مربوط به وقفه‌های تولید نیز حاوی دلالت‌های مدیریتی مهمی است. وقفه‌ها، چه ناشی از خرابی تجهیزات، چه ناشی از اختلال در تأمین مواد، چه ناشی از ناپایداری‌های عملیاتی، مستقیماً بر کیفیت زمان‌بندی اثر منفی می‌گذارند و باعث افزایش زمان تکمیل، کاهش بهره‌وری و بی‌ثباتی در جریان تولید می‌شوند. با این حال، نتایج تحلیل حساسیت نشان داد که شدت این اثر منفی در تمام شرایط یکسان نیست و در حضور نیروی انسانی باتجربه و دارای اثر یادگیری بالا، بخشی از آثار وقفه‌ها قابل جبران است. این موضوع از منظر مدیریتی بسیار ارزشمند است، زیرا نشان می‌دهد تاب‌آوری سیستم تنها از طریق ایجاد ذخیره ظرفیت یا افزایش تعداد ماشین‌ها حاصل نمی‌شود، بلکه توسعه سرمایه انسانی نیز یکی از ابزارهای اصلی مقابله با اختلالات است. اپراتورهای ماهر معمولاً در مواجهه با شرایط پیش‌بینی‌نشده، سرعت تطبیق بالاتری دارند، بهتر می‌توانند توالی عملیات را مدیریت کنند و در استفاده از گزینه‌های جایگزین برای تداوم تولید موفق‌تر عمل می‌کنند. بر این اساس، می‌توان گفت که یادگیری نیروی کار نه تنها عامل بهبود بهره‌وری در شرایط عادی است، بلکه یک سازوکار تعدیل‌کننده برای کاهش آسیب‌پذیری سیستم در شرایط بحرانی نیز به شمار می‌رود.

در سطحی کلان‌تر، نتایج این پژوهش بر اهمیت نگاه تاب‌آورانه به مدیریت تولید تأکید دارد. در محیط‌های صنعتی امروز که با عدم قطعیت، اختلالات مکرر و فشارهای فزاینده برای پاسخ‌گویی سریع مواجه‌اند، طراحی سیستم‌هایی که تنها در شرایط پایدار عملکرد مطلوب داشته باشند، کافی نیست. مدیران نیازمند الگوهایی هستند که بتوانند عملکرد مناسب سیستم را حتی در مواجهه با نوسانات و وقفه‌ها حفظ کنند. مدل ارائه‌شده در این پژوهش نشان می‌دهد که ترکیب انعطاف‌پذیری ساختاری ماشین‌آلات با یادگیری تدریجی اپراتورها می‌تواند به

شکل معناداری پایداری سیستم را تقویت کند. به عبارت دیگر، تاب‌آوری در اینجا حاصل برهم‌کنش دو نوع قابلیت است: قابلیت فنی برای جابه‌جایی بین ماشین‌های جایگزین و قابلیت انسانی برای استفاده مؤثر از این امکان در شرایط متغیر. چنین برداشتی از تاب‌آوری، پیام روشنی برای مدیران دارد و آن اینکه سیاست‌های بهره‌وری باید از رویکرد صرفاً تجهیزمحور فاصله گرفته و به سمت رویکردی یکپارچه، انسان‌محور و تطبیقی حرکت کنند.

همچنین، نتایج این تحقیق می‌تواند مبنایی برای بازنگری در سیاست‌های تخصیص نیروی انسانی، برنامه‌ریزی آموزشی و طراحی شیفت‌ها باشد. اگر اثر یادگیری می‌تواند بخشی از فشار ناشی از وقفه‌ها را خنثی کند، آنگاه تصمیم‌گیری درباره استقرار اپراتورهای با تجربه در ایستگاه‌های بحرانی، یا تخصیص نیروهای ماهر به عملیات حساس، به یک راهبرد مدیریتی مهم تبدیل می‌شود. در این چارچوب، مدیران می‌توانند با شناسایی گلوگاه‌های تولید و نقاط مستعد اختلال، نیروهای با سطح مهارت بالاتر را به صورت هدفمند در آن بخش‌ها مستقر کنند تا سیستم در برابر نوسانات مقاوم‌تر شود. علاوه بر این، برنامه‌های آموزشی مستمر، گردش شغلی کنترل‌شده و ثبت دانش عملیاتی می‌تواند به تسریع منحنی یادگیری کارکنان و افزایش انعطاف‌پذیری کلی سیستم منجر شود. در نتیجه، مدیریت منابع انسانی و مدیریت عملیات نباید به صورت دو حوزه جداگانه دیده شوند، بلکه لازم است به عنوان اجزای یک نظام تصمیم‌گیری یکپارچه در نظر گرفته شوند.

در مجموع، بحث مدیریتی این پژوهش نشان می‌دهد که مزیت رقابتی پایدار در سیستم‌های تولیدی پیچیده، نه فقط از طریق افزایش تعداد منابع یا پیچیده‌تر کردن تجهیزات، بلکه از طریق طراحی هوشمندانه تعامل میان انسان، ماشین و سازوکارهای مقابله با اختلالات حاصل می‌شود. هرچه این تعامل هماهنگ‌تر و یادگیری‌محورتر باشد، سیستم از پایداری بیشتری برخوردار خواهد بود و بهتر می‌تواند در برابر وقفه‌های تولید مقاومت کند. بنابراین، برای مدیران صنعتی، پیام اصلی این پژوهش آن است که ارتقای تاب‌آوری و بهره‌وری باید به طور هم‌زمان بر سه محور توسعه مهارت نیروی انسانی، بهره‌گیری هدفمند از انعطاف‌پذیری ماشین‌آلات و مدیریت فعال اختلالات استوار باشد. چنین رویکردی می‌تواند ضمن بهبود عملکرد زمان‌بندی، زمینه‌ساز کاهش هزینه‌ها، افزایش قابلیت اطمینان و ارتقای مزیت رقابتی در محیط‌های تولیدی پویا و ناپایدار شود.

۷. نتیجه‌گیری و پیشنهادات آتی

پژوهش حاضر با هدف توسعه یک چارچوب جامع برای مسئله زمان‌بندی کارگاهی منعطف در شرایطی انجام شد که علاوه بر محدودیت‌های متعارف تخصیص ماشین، محدودیت‌های دوگانه منابع، اثر یادگیری نیروی انسانی و وقفه‌های تولید نیز به صورت هم‌زمان در مدل لحاظ شوند. اهمیت این رویکرد از آنجا ناشی می‌شود که بسیاری از مدل‌های کلاسیک زمان‌بندی، اگرچه از نظر نظری ارزشمند هستند، اما در بازنمایی واقعیت‌های محیط‌های تولیدی پیچیده با کاستی مواجه‌اند؛ زیرا نقش هم‌زمان اپراتورها، تغییرپذیری زمان‌های پردازش ناشی از تجربه، و اختلالات عملیاتی را به اندازه کافی در نظر نمی‌گیرند. در این تحقیق تلاش شد با تلفیق این ابعاد، مدلی ارائه شود که از یک سو به واقعیت محیط تولید نزدیک‌تر باشد و از سوی دیگر بتواند مبنایی برای تصمیم‌گیری‌های اجرایی و مدیریتی دقیق‌تر فراهم آورد. بر این اساس، دستاورد اصلی پژوهش را می‌توان در ارائه یک مدل توسعه‌یافته و کاربردی برای زمان‌بندی دانست که قادر است تعامل میان منابع انسانی و تجهیزاتی را در بستری پویا و همراه با عدم قطعیت‌های عملیاتی تحلیل کند.

یافته‌های تحقیق نشان داد که در نظر گرفتن اثر یادگیری موجب می‌شود زمان‌های پردازش به صورت واقع‌بینانه‌تری برآورد شوند و در نتیجه برنامه زمان‌بندی نهایی از کارایی بیشتری برخوردار باشد. همچنین نتایج بیانگر آن بود که وقفه‌های تولید، تأثیر منفی معناداری بر عملکرد سیستم دارند و با افزایش شدت آن‌ها، مقدار تابع هدف و هزینه زمانی تصمیم‌گیری افزایش می‌یابد. با این حال، یکی از مهم‌ترین نتایج پژوهش آن است که اثر یادگیری می‌تواند بخشی از پیامدهای منفی ناشی از وقفه‌ها را تعدیل کند. این یافته، هم از منظر نظری و هم از منظر

کاربردی، اهمیت بالایی دارد؛ زیرا نشان می‌دهد سرمایه انسانی ماهر و باتجربه، تنها یک عامل افزایش بهره‌وری در شرایط عادی نیست، بلکه به عنوان یک مؤلفه راهبردی در ارتقای تاب‌آوری سیستم تولید نیز عمل می‌کند. به بیان دیگر، زمانی که مهارت اپراتورها افزایش می‌یابد، سیستم توان بیشتری برای جذب شوک‌ها، انطباق با اختلالات و حفظ کارایی نسبی خود در شرایط ناپایدار پیدا می‌کند.

از دیگر دستاوردهای مهم این پژوهش، ارائه و ارزیابی یک روش حل مناسب برای مسئله مورد نظر بود. با توجه به پیچیدگی بالای مسئله و ماهیت NP-hard آن، استفاده از روش‌های دقیق در ابعاد بزرگ عملاً با محدودیت‌های جدی مواجه است. از این رو، به کارگیری یک الگوریتم فراابتکاری/ترکیبی این امکان را فراهم کرد که برای مسائل با اندازه‌های مختلف، جواب‌های شدنی و با کیفیت مناسب در زمان محاسباتی قابل قبول حاصل شود. نتایج محاسباتی و مقایسه با روش مبنا نیز نشان داد که رویکرد پیشنهادی، به‌ویژه در نمونه‌های بزرگ‌تر، عملکرد بهتری دارد و می‌تواند بهبود معناداری در کیفیت جواب‌ها ایجاد کند. این موضوع بیانگر آن است که مدل پیشنهادی نه تنها از جنبه مفهومی و تئوریک دارای نوآوری است، بلکه از نظر اجرایی نیز ظرفیت استفاده در مسائل نزدیک به واقعیت را دارد.

با وجود دستاوردهای یادشده، این پژوهش نیز همانند هر مطالعه علمی دیگر با محدودیت‌هایی همراه بوده است که باید در تفسیر نتایج مورد توجه قرار گیرند. نخست آنکه مدل ارائه‌شده اگرچه نسبت به بسیاری از مدل‌های پیشین واقع‌بینانه‌تر است، اما همچنان ناگزیر بر پایه مجموعه‌ای از فرض‌های ساده‌ساز بنا شده است. برای مثال، ساختار یادگیری اپراتورها در قالب یک تابع مشخص مدل‌سازی شده، در حالی که در محیط‌های واقعی، فرایند یادگیری ممکن است تحت تأثیر عوامل رفتاری، سازمانی، انگیزشی و حتی فرسودگی نیروی کار قرار گیرد. همچنین وقفه‌های تولید در قالب سناریوها یا نرخ‌های مشخص در نظر گرفته شده‌اند، در صورتی که در عمل، ماهیت وقفه‌ها می‌تواند بسیار متنوع‌تر، وابسته به زمان و متأثر از تعامل چندین عامل بیرونی و درونی باشد. افزون بر این، ارزیابی مدل عمدتاً بر پایه داده‌های شبیه‌سازی‌شده و مسائل نمونه انجام شده است؛ بنابراین، هرچند نتایج از انسجام و منطق تحلیلی برخوردارند، اما تعمیم مستقیم آن‌ها به همه محیط‌های صنعتی نیازمند احتیاط و آزمون‌های تجربی بیشتر است.

محدودیت دیگر پژوهش به دامنه اهداف بهینه‌سازی مربوط می‌شود. در این مطالعه تمرکز اصلی بر شاخص‌های زمانی و کارایی زمان‌بندی بوده است، در حالی که در بسیاری از محیط‌های تولیدی، تصمیم‌گیری واقعی به صورت چندهدفه انجام می‌شود و معیارهایی مانند هزینه، مصرف انرژی، سطح استفاده از منابع، کیفیت محصول، تأخیر تحویل و حتی ملاحظات ارگونومیک نیروی انسانی نیز اهمیت دارند. به همین دلیل، اگرچه مدل حاضر گامی مهم در توسعه ادبیات مسئله به شمار می‌آید، اما هنوز ظرفیت توسعه در ابعاد مختلف را حفظ کرده است. همچنین، ویژگی‌های رفتاری نیروی انسانی، تفاوت مهارت اپراتورها در سطوح جزئی‌تر، و امکان کاهش عملکرد ناشی از خستگی یا فشار کاری در این مدل به صورت محدود بازنمایی شده‌اند و این موضوع می‌تواند یکی از زمینه‌های قابل توجه برای پژوهش‌های بعدی باشد.

بر مبنای این محدودیت‌ها، مسیرهای متعددی برای تحقیقات آینده قابل پیشنهاد است. یکی از مهم‌ترین جهت‌گیری‌ها، توسعه مدل به سمت محیط‌های پویاتر و واقع‌گرایانه‌تر است؛ به گونه‌ای که ورود سفارش‌های جدید، خرابی‌های پیش‌بینی‌نشده، تغییر اولویت مشتریان و محدودیت‌های زمانی تحویل نیز به صورت هم‌زمان در مدل لحاظ شوند. همچنین پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های آتی، ساختار یادگیری نیروی انسانی به صورت پیشرفته‌تر و با لحاظ عواملی مانند فراموشی، خستگی، جابه‌جایی نیروی کار و تفاوت‌های فردی اپراتورها مدل‌سازی شود. از سوی دیگر، توسعه مدل‌های چندهدفه که بتوانند هم‌زمان میان معیارهایی مانند زمان تکمیل، هزینه کل، مصرف انرژی و پایداری عملیاتی توازن برقرار کنند، می‌تواند ارزش کاربردی نتایج را به میزان قابل توجهی افزایش دهد. به علاوه، استفاده از روش‌های نوین حل مانند الگوریتم‌های ترکیبی پیشرفته، یادگیری ماشین، بهینه‌سازی تقویتی و رویکردهای داده‌محور می‌تواند در حل مسائل بزرگ‌تر و نزدیک‌تر به شرایط صنعتی واقعی بسیار مؤثر باشد.

تعارض منافع

در انجام مطالعه حاضر، هیچ‌گونه تضاد منافی وجود ندارد.

مشارکت نویسندگان

در نگارش این مقاله تمامی نویسندگان نقش یکسانی ایفا کردند.

موازن اخلاقی

در انجام این پژوهش تمامی موازن و اصول 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

- [1] Xie, J., Li, X., Gao, L., & Gui, L. (2022). A hybrid algorithm with a new neighborhood structure for job shop scheduling problems. *Computers & Industrial Engineering*, 169, 108205.
- [2] Tang, J., Gong, G., Peng, N., Zhu, K., Huang, D., & Luo, Q. (2024). An effective memetic algorithm for distributed flexible job shop scheduling problem considering integrated sequencing flexibility. *Expert Systems with Applications*, 242, 122734.
- [3] Yuan, M., Huang, H., Li, Z., Zhang, C., Pei, F., & Gu, W. (2023). A multi-agent double deep-Q-network based on state machine and event stream for flexible job shop scheduling problem. *Advanced Engineering Informatics*, 58, 102230.
- [4] Rolf, B., Jackson, I., Müller, M., Lang, S., Reggelen, T., & Ivanov, D. (2023). A review on reinforcement learning algorithms and applications in supply chain management. *International Journal of Production Research*, 61(20), 7151-7179.
- [5] Li, Y., Liao, C., Wang, L., Xiao, Y., Cao, Y., & Guo, S. (2023). A reinforcement learning-artificial bee colony algorithm for flexible job-shop scheduling problem with lot streaming. *Applied Soft Computing*, 146, 110658.
- [6] Kaya, S., Gümüşçü, A., Aydılek, I. B., Karacizmeli, I. H., & Tenekeci, M. E. (2021). Solution for flow shop scheduling problems using chaotic hybrid firefly and particle swarm optimization algorithm with improved local search. *Soft Computing*, 25(10), 7143-7154.
- [7] Kumari, M., De, P. K., Narang, P., & Shah, N. H. (2023). Integrated optimization of inventory, replenishment, and vehicle routing for a sustainable supply chain utilizing a novel hybrid algorithm with carbon emission regulation. *Expert Systems with Applications*, 220, 119667.
- [8] Konovalenko, I., & Ludwig, A. (2022). Generating decision support for alarm processing in cold supply chains using a hybrid k-NN algorithm. *Expert Systems with Applications*, 190, 116208.
- [9] Cáceres-Gelvez, S., Arango-Serna, M. D., & Zapata-Cortes, J. A. (2024). Optimising production scheduling decisions in flowshop manufacturing cells for a sportswear manufacturing case. *International Journal of Advanced Operations Management*, 15(4), 324-348.
- [10] Akl, A. M., El Sawah, S., Chakraborty, R. K., & Turan, H. H. (2022). A joint optimization of strategic workforce planning and preventive maintenance scheduling: a simulation-Optimization approach. *Reliability Engineering & System Safety*, 219(1), 108-175.
- [11] Do Amaral, J. V. S., Montevechi, J. A. B., de Carvalho Miranda, R., & de Sousa Junior, W. T. (2022). Metamodel-based simulation optimization: A systematic literature review. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 114(1), 102403.
- [12] Chen, R., Yang, B., Li, S., & Wang, S. (2020). A self-learning genetic algorithm based on reinforcement learning for flexible job-shop scheduling problem. *Computers & Industrial Engineering*, 149, 106778.

- [13] Sun, J., Zhang, G., Lu, J., & Zhang, W. (2021). A hybrid many-objective evolutionary algorithm for flexible job-shop scheduling problem with transportation and setup times. *Computers & Operations Research*, 132, 105263.
- [14] An, Y., Chen, X., Gao, K., Zhang, L., Li, Y., & Zhao, Z. (2023a). A hybrid multi-objective evolutionary algorithm for solving an adaptive flexible job-shop rescheduling problem with real-time order acceptance and condition-based preventive maintenance. *Expert Systems with Applications*, 212, 118711.
- [15] An, Y., Chen, X., Gao, K., Zhang, L., Li, Y., & Zhao, Z. (2023b). Integrated optimization of real-time order acceptance and flexible job-shop rescheduling with multi-level imperfect maintenance constraints. *Swarm and Evolutionary Computation*, 77, 101243.
- [16] Martins, M. S., Viegas, J. L., Coito, T., Firme, B., Costigliola, A., Figueiredo, J., Sousa, J. M. (2023). Minimizing total completion time in large-sized pharmaceutical quality control scheduling. *Journal of Heuristics*, 29(1), 177-206.
- [17] Pal, M., Mittal, M. L., Soni, G., Chouhan, S. S., & Kumar, M. (2023). A multi-agent system for FJSP with setup and transportation times. *Expert Systems with Applications*, 216, 119474.