

Optimizing the Problem of Production Planning and Human-Robot Communication Scheduling in Fuzzy Conditions

Meysam Amini*

Ph.D. Student, Department of Industrial Management, Kish Campus, University of Tehran, Tehran, Iran.

Ezzatollah Asgharizadeh**

Professor, Department of Industrial Management, Faculty of Management, University of Tehran, Tehran, Iran.

Corresponding author, Email: asghari@ut.ac.ir

Javid Ghahremani-Nahr***

Assistant Professor, Development and Planning Research Institute, Academic Center for Education, Culture and Research, Tabriz, Iran.

Received: Aug. 13, 2024; Revised: Dec. 07, 2024; Accepted: Feb. 07, 2025; Published Online: Feb. 21, 2025.

Extended Abstract

Introduction: Production planning, scheduling, and sequencing form the core functions of manufacturing companies. The evolving and fluctuating demands of the market have turned production into a challenge, as companies must deliver high-quality products using minimal resources while responding to the uncertain demands of the market. Therefore, the need for efficient production planning, scheduling, and sequencing has become a crucial research area for both companies and researchers in recent decades. This paper addresses the modeling and solution of a production planning and scheduling problem related to human-robot collaboration under fuzzy conditions. The proposed model aims to determine decisions such as the optimal production quantity, human-robot allocation for product manufacturing on each line, processing time, and product production scheduling. To achieve integrated decisions for production planning and scheduling in human-robot collaboration, three objective functions are considered: maximizing the net present value, minimizing the maximum completion time of product manufacturing, and minimizing the total early and tardy times.

Methods: Since the demand quantity and processing time are considered as uncertain parameters in this problem, a pessimistic fuzzy programming approach is used to handle these parameters. To solve the three-objective model, the epsilon-constraint method, the Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II), Multi-objective Particle Swarm Optimization (MOPSO), and Multi-objective Whale Optimization Algorithm (MOWOA) are applied. Thus, for solving the problem for small sizes and sensitivity analysis of the mathematical model, the epsilon-constraint method is used, and for solving larger-sized problems, metaheuristic algorithms are employed.

Results and Discussion: The analysis of the mathematical model under uncertainty reveals that by reducing the maximum completion time of product manufacturing, both the net present value and the total early and tardy times decrease. The model's control using fuzzy programming and the uncertainty rate also shows that increasing this parameter leads to a reduction in net present value and an increase in the maximum completion time of product manufacturing. Furthermore, the analysis of various numerical examples in different sizes

indicates that the solution quality of the algorithms MOWOA, NSGA-II, and MOPSO is superior to the epsilon-constraint method. Among these algorithms, MOWOA achieves the highest number of efficient solutions with the least branch distance metric and distance from the ideal point.

Conclusion: The analyses indicate that the highest total early and tardy times occur when the uncertainty rate is set at 0.5. Additionally, sensitivity analysis of the bank interest rate shows that a 4% increase in the interest rate results in a 15.68% reduction in the net present value. The bank interest rate has no impact on the method of maximum completion time of product manufacturing or the total early and tardy times. The analysis of numerical examples with various sizes also demonstrated that the epsilon-constraint method could not solve larger numerical examples, and the quality of the results obtained from metaheuristic algorithms was superior to the exact method. Moreover, the number of efficient solutions, the widest spread, and the solution time were better in the metaheuristic algorithms than in the epsilon-constraint method. Among the metaheuristic algorithms, MOWOA showed better performance than the other solution methods.

Keywords: Production Planning; Scheduling Human-Robot Communication; Uncertainty; Meta-Heuristic Algorithms, Optimization.

بهینه‌سازی مسئله برنامه‌ریزی تولید و زمان‌بندی ارتباط انسان-ربات در شرایط فازی

میثم امینی* ^{ID}

دانشجوی دکتری، گروه مدیریت صنعتی، پردیس کیش، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

عزت‌الله اصغری‌زاده** ^{ID}

استاد، گروه مدیریت صنعتی، دانشکده مدیریت، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

نویسنده مسئول، ایمیل: asghari@ut.ac.ir

جاوید قهرمانی‌نهر*** ^{ID}

استادیار، پژوهشکده توسعه و برنامه‌ریزی، جهاد دانشگاهی، تبریز، ایران.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۵/۲۳، تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۰۹/۱۷، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۱/۱۳، تاریخ اولین انتشار: ۱۴۰۳/۱۲/۰۳.

چکیده گسترده

مقدمه و اهداف: برنامه‌ریزی تولید، زمان‌بندی و توالی، هسته اصلی عملکرد شرکت‌های تولیدی را تشکیل می‌دهد. تقاضاهای جدید و در حال تغییر بازار، تولید را به یک چالش تبدیل می‌کند، زیرا شرکت‌ها باید با استفاده از حداقل منابع ممکن، محصولات با کیفیت بالا ارائه کنند و به تقاضاهای غیر قطعی بازار پاسخ دهند. بنابراین نیاز به برنامه‌ریزی، زمان‌بندی و توالی تولید کارآمد به یک حوزه تحقیقاتی بسیار مهم برای شرکت‌ها و محققان در دهه‌های اخیر تبدیل شده است. در این مقاله به مدل‌سازی و حل یک مسئله برنامه‌ریزی تولید و زمان‌بندی ارتباط انسان-ربات در شرایط فازی پرداخته شده است. مدل ارائه شده به دنبال تصمیماتی همچون مقدار بهینه تولید، تخصیص انسان-ربات به تولید محصولات در هر خط، زمان‌بندی پردازش و تولید محصولات می‌باشد. برای دستیابی به تصمیمات یکپارچه برنامه‌ریزی تولید و زمان‌بندی ارتباط انسان-ربات سه تابع هدف پیشینه‌سازی ارزش خالص فعلی، کمینه‌سازی حداکثر زمان اتمام تولید محصولات و کمینه‌سازی مجموع زمان زودکرد و دیرکرد در نظر گرفته شده است.

روش‌ها: از آنجایی که مقدار تقاضا و زمان پردازش به عنوان پارامترهای غیر قطعی در این مسئله مطرح هستند، از روش برنامه‌ریزی فازی بدبینانه برای مواجهه با این پارامترها و برای حل مدل سه هدفه از روش اپسیلون محدودیت، الگوریتم ژنتیک با مرتب‌سازی نامغلوب ۲ (NSGA-II)، بهینه‌سازی ازدحام ذرات چندهدفه (MOPSO) و بهینه‌سازی وال چندهدفه (MOWOA) استفاده شده است. از این روش برای حل مسئله در سائز کوچک و تحلیل حساسیت مدل ریاضی از روش اپسیلون محدودیت استفاده شده است و برای حل مسئله در سائزهای بزرگتر از الگوریتم‌های فرا ابتکاری بهره گرفته شده است.

یافته‌ها: تحلیل مدل ریاضی در شرایط عدم قطعیت نشان می‌دهد که با کاهش مقدار حداکثر زمان اتمام تولید محصولات، مقدار ارزش خالص فعلی و همچنین مجموع زمان زودکرد و دیرکرد کاهش یافته است. کنترل مدل با استفاده از روش برنامه‌ریزی فازی و استفاده از نرخ عدم قطعیت نیز نشان می‌دهد که افزایش این پارامتر، منجر به کاهش ارزش خالص فعلی و افزایش حداکثر زمان اتمام تولید محصولات شده است. با تحلیل مثال‌های عددی مختلف در اندازه‌های مختلف نیز مشاهده می‌گردد که کیفیت جواب‌های تولید شده توسط الگوریتم‌های MOWOA، NSGA-II و MOPSO بالاتر از روش اپسیلون محدودیت می‌باشد. به طوری که در بین این الگوریتم‌ها، MOWOA بیشترین تعداد جواب کارا را با کمترین شاخه فاصله متریک و فاصله از نقطه ایده آل کسب کرده است

نتیجه‌گیری: تحلیل‌ها نشان می‌دهد که بیشترین مقدار مجموع زمان زودکرد و دیرکرد زمانی رخ می‌دهد که مقدار نرخ عدم قطعیت برابر با ۰.۵ باشد. همچنین با انجام تحلیل حساسیت بر روی نرخ بهره بانکی مشاهده گردید که با افزایش ۴ درصد در نرخ بهره بانکی، مقدار ارزش خالص فعلی، ۱۵.۶۸ درصد کاهش یافته است. مقدار نرخ بهره بانکی تأثیری بر روش مقدار حداکثر زمان اتمام تولید محصولات و مجموع زمان زودکرد و دیرکرد نداشته است.

تحلیل مثال‌های عددی با اندازه‌های مختلف نیز نشان داد که روش اپسیلون محدودیت توانایی حل مثال‌های عددی با اندازه‌های بزرگ را نداشته است و کیفیت جواب‌های حاصل از الگوریتم‌های فرا ابتکاری بالاتر از روش دقیق بوده است. همچنین تعداد جواب‌های کارا، بیشترین گسترش و زمان حل در الگوریتم‌های فرا ابتکاری بهتر از روش اپسیلون محدودیت بوده است. در بین الگوریتم‌های فرا ابتکاری نیز MOWOA کارایی مناسب تری نسبت به دیگر روش‌های حل داشته است.

کلیدواژه‌ها: برنامه‌ریزی تولید؛ زمان‌بندی ارتباط انسان-ربات؛ عدم قطعیت؛ الگوریتم‌های فرا ابتکاری، بهینه‌سازی.

۱. مقدمه

امروزه پویایی در کسب و کارها و رقابت در بین شرکت‌های تولیدی، منجر به تغییر در استراتژی‌های تولیدی محصولات شده است. استراتژی تولید در حقیقت دستیابی به یک برنامه مناسب تولید در راستای استفاده موثر از منابع در دسترس و زمان‌بندی استفاده از منابع دانست [۲]. اهمیت زمان‌بندی در سال‌های اخیر به سبب افزایش تنوع در تقاضای مشتریان، کاهش چرخه عمر محصولات، توسعه سریع فرایندها و تکنولوژی‌های نو و در نتیجه تغییرات و نوسانات سریع بازارهای رقابتی از اهمیت روزافزونی برخوردار شده است. این فشارهای تجاری و اقتصادی بازار، سیستمی را می‌طلبد که با وجود حداقل‌سازی موجودی قادر باشد سطح بالایی از رضایت مشتریان نسبت به محصولات و سفارشات را برآورده سازد، لذا این سیستم‌ها نیازمند برنامه زمانی صحیح و قابل اجرا می‌باشند [۲۳].

یکی از انواع منابع موجودی در مسئله برنامه‌ریزی تولید، انسان‌ها و ربات‌ها (ماشین‌ها) هستند. منابع محدود موجود در شرکت‌های تولیدی، مدیران برنامه‌ریزی را در جهت تخصیص بهینه انسان-ربات به فعالیت‌ها واداشته است. هر منبع دارای ویژگی‌های مختلفی از جمله سرعت پردازش فعالیت، نوع پردازش فعالیت و هزینه راه اندازی و پردازش متفاوتی است که بایستی در فعالیت تخصیص به آن توجه شود [۴۰]. علاوه بر مسئله تخصیص انسان-ربات به فعالیت‌ها، توالی پردازش فعالیت‌ها توسط هم منبع نیز مسئله مهم دیگری است که در شرکت‌های تولیدی باید مد نظر قرار گیرد [۲۲]. اهمیت موضوع برنامه‌ریزی تولید و زمان‌بندی انسان-ربات در خط تولید به جهت درخواست‌های مختلف مشتریان بسیار حائز اهمیت است. تولید محصولات در زمان زودتر از موعد تحویل منجر به ایجاد انباشته موجودی شده و بایستی شرکت هزینه‌های نگهداری برای آن بپردازد [۳۳]. همچنین در صورتی که تولید محصولات دیر تر از زمان موعود انجام پذیرد، نارضایتی مشتریان را در بر داشته و مشمول هزینه جریمه نیز می‌گردد. از این رو بایستی زمان‌بندی تولید به گونه‌ای باشد تا علاوه بر تحویل به موقع سفارشات مشتریان، از منابع نیز به صورت بهینه استفاده گردد و وقفه‌ای در خط تولید رخ ندهد. زیرا هزینه راه اندازی مجدد خط تولید و هزینه استقرار ربات‌ها بسیار بالاست [۳۹].

آنچه بر روی مسئله برنامه‌ریزی تولید و زمان‌بندی انسان-ربات تاثیر می‌گذارد، نوع سفارشات مشتریان (تقاضای غیر قطعی) و زمان پردازش نامعلوم هر سفارش است. امروزه فضای رقابتی منجر به آن شده است تا تولید محصولات به صورت انبوه و یکپارچه نبوده و شرکت‌های تولیدی متناسب با درخواست‌های مشتریان اقدام به تولید محصولات متنوع با حجم پایین می‌نمایند. غیرقطعی بودن مقدار تقاضا به دلیل ظرفیت محدود منابع در خط تولید، بر روی هزینه‌های کل تاثیر می‌گذارد. از سوی دیگر همانطور که بیان شد، درخواست متنوع محصولات منجر به نامشخص بودن مقدار دقیق زمان پردازش می‌شود که عدم توجه به این دو موضوع می‌تواند، هزینه‌های تولید را به شدت افزایش داده، منابع انسان-ربات به خوبی مورد استفاده قرار نگرفته و تحویل سفارشات مشتریان سر موعود انجام نپذیرد.

برنامه‌ریزی تولید، زمان‌بندی و توالی، هسته اصلی عملکرد شرکت‌های تولیدی را تشکیل می‌دهد. تقاضاهای جدید و در حال تغییر بازار، تولید را به یک چالش تبدیل می‌کند [۱۰]، زیرا شرکت‌ها باید با استفاده از حداقل منابع ممکن، محصولات با کیفیت بالا ارائه کنند و به تقاضاهای غیر قطعی بازار پاسخ دهند [۱۱]. بنابراین نیاز به برنامه‌ریزی، زمان‌بندی و توالی تولید کارآمد به یک حوزه تحقیقاتی بسیار مهم برای شرکت‌ها و محققان در دهه‌های اخیر تبدیل شده است. از این رو در این مقاله به بهینه‌سازی مسئله برنامه‌ریزی تولید و زمان‌بندی ارتباط انسان-ربات در شرایط فازی پرداخته شده است.

مسئله مورد بررسی در این مقاله در دسته مسائل زمان‌بندی جریان کارگاهی ترکیبی قرار می‌گیرد که آن به بررسی مسائلی نظیر تخصیص کارها به منابع و اولویت‌بندی پردازش کارها مد نظر می‌باشد. در این گونه مسائل امکان وجود وقفه بین کارها وجود دارد. در این مقاله منابع مورد استفاده، به دو دسته انسان و ماشین تقسیم شده است. علاوه بر در نظر گرفتن مسئله زمان‌بندی، مسئله برنامه‌ریزی تولید نیز در این مسئله به طور همزمان در نظر گرفته شده است تا مسئله به دنیای واقعی نزدیک شود.

هدف از بهینه‌سازی این مسئله، دستیابی به تصمیمات مهم شرکت‌های تولیدی در راستای تعیین مقدار تولید، تعیین مقدار موجودی انباشته، تخصیص بهینه انسان-ربات به خط تولید، توالی پردازش فعالیت‌ها توسط منابع در خط تولید است. جهت اتخاذ تصمیمات بهینه، سه تابع هدف "بیشینه‌سازی ارزش خالص فعلی"، "کمینه‌سازی حداکثر زمان پردازش و" کمینه‌سازی مجموع زمان زودکرد و دیرکرد" در نظر

گرفته شده است. در نهایت هدف اصلی این مقاله ارائه مدل بهینه برای مسئله برنامه‌ریزی تولید و زمان بندی ارتباط انسان-ربات است. برای دستیابی به هدف اصلی و اهداف فرعی، باید به سوالات زیر پاسخ داده شود:

- مقدار بهینه تولید در مسئله برنامه‌ریزی بر اساس تقاضای غیر قطعی چقدر است؟
- مقدار موجودی انباشته در مسئله برنامه‌ریزی چه مقدار است؟
- کدام کارها به کدام منابع (انسان یا ماشین) باید تخصیص یابد؟
- توالی پردازش کارها توسط انسان یا ماشین به چه صورتی است؟
- کدام یک از الگوریتم‌های فرا ابتکاری از کارایی بالایی در حل مدل ریاضی ارائه شده برخوردار است؟

این مقاله در ۶ بخش تدوین شده است. در بخش دوم به بررسی مرور ادبیات تحقیق پرداخته شده است و در قالب یک جدول مقایسه‌ای، شکاف تحقیقاتی بیان شده است. در بخش سوم به ارائه مدل برنامه‌ریزی تولید و زمان بندی ارتباط انسان-ربات پرداخته شده است و از روش برنامه‌ریزی فازی برای کنترل پارامترهای غیر قطعی تقاضا و زمان پردازش استفاده شده است. در بخش چهارم به معرفی روش‌های حل مسئله شامل الگوریتم‌های ¹MOPSO، ²NSGA II و ³MOWOA پرداخته شده و راه حل اولیه مسئله متناسب با مدل ریاضی طراحی شده است. در بخش پنجم به پیاده‌سازی مدل ریاضی در قالب مثال‌های عددی مختلف پرداخته شده است. بررسی کارایی الگوریتم‌های فرا ابتکاری از حیث شاخص‌های مختلف در این بخش انجام شده است. در بخش ششم نیز به نتیجه‌گیری و ارائه پیشنهادها آتی تحقیق پرداخته شده است.

۲. پیشینه پژوهش

زمان بندی در پایین‌ترین سطح از نظر برنامه‌ریزی تولید قرار دارد و متأثر از برنامه‌ریزی استراتژیک و برنامه‌ریزی میان مدت است، لذا هرگونه تغییری در سطوح بالاتر برنامه‌ریزی اثرات قابل توجهی در برنامه‌ریزی زمان بندی به جای می‌گذارد. به عبارت دیگر، تغییر در مقدار تقاضا و زمان پردازش و همچنین نوع منابع موجود (انسان-ربات) بر زمان بندی تولید محصولات و تحویل سفارشات مشتریان تأثیر می‌گذارد. برای بهینه‌سازی در زمان بندی ابتدا باید کنترل موجودی، پیش‌بینی تولید و سفارشات، تخصیص منابع و سایر مواردی که در سطوح بالاتر تصمیم‌گیری قرار دارند بهینه شده باشند، زیرا نتایج تصمیماتی که توسط توابع ذکر شده گرفته می‌شود بهینه‌سازی زمان بندی را تحت تأثیر خود قرار می‌دهند. این موضوع منجر به آن شده است تا در این بخش به بررسی مرور ادبیات موضوع در سه بخش برنامه‌ریزی تولید و زمان بندی ارتباط انسان-ربات پرداخته شود.

برنامه‌ریزی تولید و زمان بندی. علمیان^۴ و همکاران (۲۰۲۰) یک روش یکپارچه‌سازی جدید برای زمان بندی تولید و مسئله برنامه‌ریزی نگهداری پیشگیرانه در یک سیستم تولید سلولی پویا ارائه کردند. هدف آن‌ها گروه بندی ماشین‌ها در یک سیستم تولید سلولی پویا جهت کاهش هزینه‌های جابجایی مواد بین سلولی بود. آن‌ها برای حل مسئله از روش تجزیه بندرز استفاده کردند و نشان دادند که حذف اقدامات برنامه‌ریزی نگهداری پیشگیرانه، تعداد خرابی‌های تولید سیستم را به شرت تحت تأثیر قرار داده و منجر به افزایش هزینه‌های کل می‌شود [۳]. لیو^۵ و همکاران (۲۰۲۰) یک مدل ریاضی برنامه‌ریزی خطی عدد صحیح مختلط را برای مسئله برنامه‌ریزی فرایند سیستم تولیدی ارائه نمودند. آن‌ها از یک الگوریتم تکاملی ترکیبی شامل الگوریتم ژنتیک و الگوریتم شبیه‌سازی تبرید برای حل مسئله استفاده

¹ Multi Objective Particle Swarm Optimizatio

² Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II

³ Multi Objective Whale Optimization Algorithm

⁴ Alimian

⁵ Liu

کردند. نتایج نشان داد که روش پیشنهادی از کارایی بالایی در حل مدل برخوردار است [۲۱]. قالب^۱ و همکاران (۲۰۲۱) به بهینه‌سازی مسئله برنامه‌ریزی نگهداری و برنامه‌ریزی تولید در یک سیستم تولید کارگاه انعطاف‌پذیر پرداختند. آن‌ها در این مقاله از الگوریتم ژنتیک ترکیبی اصلاح شده استفاده کردند و نشان دادند که اهمیت کیفیت طرح‌های پایه تولید شده، استفاده از سیاست‌های زمان‌بندی ترکیبی و همچنین زمان‌بندی مجدد در کاهش هزینه‌ها تاثیر دارد [۱۲]. لاهمر^۲ و لاج (۲۰۲۰) به بررسی مشکلات برنامه‌ریزی و زمان‌بندی تولید چند کارخانه بر اساس پیکربندی فروشگاه، ساختار شبکه، اهداف و روش‌های حل پرداختند. آن‌ها در این مطالعه ۱۲۸ مقاله را مورد بررسی قرار دادند و فرصت‌های تحقیقاتی آینده را برای صنعت ۴۰۰ پیشنهاد دادند [۲۳].

گوزمان^۳ و همکاران (۲۰۲۲) به بررسی رویکردهای مدل‌سازی برای نمایش انواع مختلف مسائل برنامه‌ریزی تولید، زمان‌بندی و توالی و همچنین ویژگی‌های اصلی هر مدل پرداختند. آن‌ها الگوریتم‌های معرفی شده برای هر مدل ریاضی را تشریح کردند و شکاف تحقیقاتی و فرصت‌های تحقیقاتی آتی را پیشنهاد دادند [۱۷]. بازرگان لاری^۴ و همکاران (۲۰۲۲) یک مدل زمان‌بندی تولید برای یک خط تولید با در نظر گرفتن فاصله فیزیکی بین نیروی کار ماشین‌ها پیشنهاد کردند. در این مدل ریاضی هدف بهینه‌سازی سود، بهینه‌سازی شاخص سهام ایمنی قطعات و فاصله فیزیکی نیروی کار در یک افق محدود با تعیین زمان‌بندی بهینه قطعات بود. با توجه به پیچیده بودن مساله^۵ (Np-Hard) بودن این مسئله، آن‌ها از NSGA-II برای حل مسئله استفاده کردند [۶]. قارون^۶ و همکاران (۲۰۲۱) یک مدل دوهدفه برای برنامه‌ریزی تولید یکپارچه و مسئله برنامه‌ریزی تعمیر نگهداری پیشگیرانه چند سطحی مبتنی بر قابلیت اطمینان ارائه کردند. هدف این مدل یافتن اندازه‌های تولید، توالی و فاصله بین فعالیت‌های برنامه‌ریزی تعمیر و نگهداری در یک افق برنامه‌ریزی چند شیفتی بود [۱۳]. ونگ و ژانگ^۷ (۲۰۲۳) به بررسی مسئله زمان‌بندی جریان کارگاهی مختلف با هدف کمینه‌سازی حداکثر زمان تکمیل کارها پرداختند. آن‌ها برای دستیابی به مقادیر بهینه متغیرهای تصمیم‌گیری از الگوریتم ژنتیک استفاده کردند [۳۸].

قلی و همکاران (۲۰۲۲) به بهینه‌سازی مسئله زمان‌بندی جریان کارگاهی بدون توقف در قالب یک مدل برنامه‌ریزی عدد صحیح مختلف پرداختند. هدف آن‌ها تعیین اندازه هر زیر مجموعه، تعیین سرعت‌ها ماشین در راستای کاهش هزینه‌های کل و کاهش انرژی مصرف شده بود. آن‌ها از MOWOA^۸، MOKA^۹ و MOKSEA^۹ استفاده کردند و مقایسات خود را با NSGA-II، MOPSO و اسپیلون محدودیت انجام دادند [۱۴]. بارود^{۱۰} و همکاران (۲۰۲۳) یک روش جدید برای حل مسئله زمان‌بندی جریان کارگاهی جهت کمینه‌سازی حداکثر زمان پردازش کارها ارائه کردند. این روش متشکل از ترکیبی از الگوریتم‌های کلونی مورچگان و بهینه‌سازی ازدحام ذرات بود. تصمیمات مختلفی از جمله تخصیص منابع به کارها و زمان‌بندی انجام کارها در این مدل اتخاذ میشد [۵]. یو^{۱۱} و همکاران (۲۰۲۴) به ارائه مدلی برای مسئله زمان‌بندی جریان کارگاهی ترکیبی و توسعه الگوریتم حریص تکراری مبتنی بر دانش پرداختند. نتایج بررسی‌ها در مقایسه با الگوریتم دیگر نشان از کارایی بالای این روش حل داشت [۴۱]. مونت دیاز^{۱۲} و همکاران (۲۰۲۳) به مدل‌سازی یک مسئله زمان‌بندی ماشین‌های موازی با در نظر گرفتن محدودیت‌های پیش‌نیازی پرداختند. این مسئله برای حل مشکل یک ایستگاه واقعی در فرایند تولید برج بادی طراحی شده است [۲۷].

¹ Ghaleb

² Lohmer

³ Guzman

⁴ Bazargan-Lari

⁵ Non-deterministic Polynomial-time hard

⁶ Gharoun

⁷ Wang & Zhang

⁸ Multi-objective Keshtel Algorithm

⁹ Multi-objective Keshtel and Social Engineering Optimizer

¹⁰ Baroud

¹¹ Yu

¹² Muñoz-Díaz

زمان‌بندی ارتباط انسان-ربات. بوگنر^۱ و همکاران (۲۰۱۸) یک مدل برنامه‌ریزی عدد صحیح مختلط برای مسئله بهینه‌سازی وظایف بین انسان و ربات در یک فرایند تولید واقعی بردهای مدار چاپی ارائه کردند. آن‌ها دو رویکرد عملی را برای حل مدل محاسباتی پیشنهاد کردند. نتایج محاسباتی بر اساس یک مورد استفاده در دنیای واقعی از صنعت برد مدار چاپی بر اثربخشی رویکرد ریاضی برای به دست آوردن یک سود کلی خوب تأکید می‌کند [۷]. کاسالینو^۲ و همکاران (۲۰۲۴) با استفاده از روی برنامه‌ریزی فازی به مدیریت بهینه عدم قطعیت‌های ناشی از مجموعه‌های مشترک کارها توسط انسان-ربات پرداختند. هدف آن‌ها کاهش هزینه‌های کل در سیستم تولیدی توسط ربات دو بازوی بود [۸]. هری^۳ و همکاران (۲۰۲۰) یک مدل برنامه‌ریزی برای توالی انجام کارها توسط هر ربات و برنامه‌ریزی توزیع اپراتورهای انسانی ارائه کردند. در این مدل هر فعالیت تنها توسط یک ربات انجام می‌گرفت. با توجه به NP-Hard بودن مدل ارائه شده توسط آنها، آن‌ها از یک الگوریتم ابتکاری برای حل مسئله استفاده کردند و نشان دادند که زمان حل توسط این الگوریتم کوتاه‌تر از دیگر روش‌ها است [۱۹].

یو و همکاران (۲۰۲۱) یک مدل بازی مارکوف برای همکاری انسان-ربات برای بهبود کارایی فرایندهای تولید ارائه کردند. این مدل بازی قادر به جستجوی سیاست تعادلی همبسته در بین عوامل با همگرایی در تصمیم‌گیری بلادرنگ در مواجهه با یک محیط پویا است. برای بهبود کارایی در یافتن خط مشی بهینه زمان‌بندی کار، از روش یادگیری تقویتی چند عاملی مبتنی بر شبکه Q عمیق استفاده شد [۴۲]. مادرنا^۴ و همکاران (۲۰۲۲) یک الگوریتم فرا ابتکاری برای مسئله زمان‌بندی همکاری انسان-ربات در خطوط تولید کارخانه‌ها معرفی کردند. برای این امر آن‌ها یک زمان‌بندی پویا جدید را ارائه کردند که با تغییرپذیری سیستم سازگار است، و یک روش جدید برای برقراری ارتباط دستورالعمل‌ها به اپراتورهای انسانی بر اساس هدایت لمسی می‌باشد [۲۶]. ویرا^۵ و همکاران (۲۰۲۱) یک روش دو مرحله‌ای شبیه‌سازی-بهینه‌سازی برای مسئله زمان‌بندی ارتباط انسان-ربات و برنامه‌ریزی تولید در یک خط مونتاژ ارائه کردند. هدف آن‌ها در این تحقیق کاهش هزینه‌های تخصیص انسان و ربات به کارها، تعیین توالی عملیات در شرایط قطعی بود [۳۶].

ویتال-سوتو^۶ و همکاران (۲۰۲۲) به مدل‌سازی یک مسئله زمان‌بندی کارگاهی انعطاف‌پذیر با محدودیت منابع دوگانه با انعطاف‌پذیری توالی تولید پرداختند. مدل ارائه شده به طور همزمان در یک محیط کارگاهی انعطاف‌پذیر به زمان‌بندی ماشین‌ها، کارگران و توالی عملیات می‌پرداخت. هدف این مسئله به حداقل رساندن زمان ساخت، حداکثر حجم کار و تاخیر وزنی بود. آن‌ها از NSGA-II برای حل مدل چند هدفه استفاده کردند [۳۷]. گوو^۷ و همکاران (۲۰۲۴) یک مدل برنامه‌ریزی تولید جهت افزایش سود و کاهش مصرف انرژی در جداسازی قطعات یک مرکز باز یافت ارائه کردند. در این مدل ریاضی مجموعه‌ای از انسان‌ها و ربات‌ها وظیفه جداسازی محصولات را بر عهده داشتند. برای حل مدل دو هدفه یک الگوریتم جهت‌قورباغه چند هدفه بهبود یافته توسعه دادند [۱۶]. واحدی نوری و همکاران (۲۰۲۳) یک برنامه‌ریزی تولید یکپارچه و مسئله برنامه‌ریزی نیروی کار را در یک سیستم تولید قابل پیکربندی مجدد با بهره‌مندی از ماشین‌های قابل تنظیم مجدد و همکاری انسان و ربات بررسی کردند. آن‌ها یک مدل جدید برنامه‌نویسی خطی عدد صحیح مختلط و یک مدل برنامه‌نویسی محدودیت کارآمد را با هدف به حداقل رساندن فاصله زمانی به عنوان معیار عملکرد، توسعه دادند [۳۲]. سنکی^۸ و همکاران (۲۰۲۴) به ارائه مدلی برای مسئله زمان‌بندی ماشین‌های موازی نامرتب با محدودیت در دسترس بودن پرسنل پرداختند. آن‌ها مدلی را در نظر گرفتند که

¹ Bogner

² Casalino

³ Hari

⁴ Maderna

⁵ Vieira

⁶ Vital-Soto

⁷ Guo

⁸ Sienicki

در یک افق برنامه‌ریزی چند دوره‌ای و تغییرات در ساعات شیفت پرسنل وجود داشت. هدف از ارائه این مدل کمینه‌سازی کل زمان تولید با در نظر گرفتن زمان‌های پردازش وابسته به ماشین و زمان‌های راه‌اندازی وابسته به توالی بود [۱].
در جدول ۱ به بررسی برخی از مهم‌ترین مقالات در زمینه برنامه‌ریزی تولید و زمان‌بندی کارها پرداخته شده است.

نسخه نویسی
پایان کار

نویسنده	تابع (توابع) هدف	ویژگی مدل	تصمیمات مدل	ارتباط انسان-ربات	محیط مدل	روش حل مسئله
صادق و اوربان [۳۲]	Delay	Spe-Spr	A-S	*	D	H
بوگتر و همکاران [۷]	Profit	Spe-Spr	A	*	D	M-E
کین و همکاران [۲۹]	Cmax	Spe-Spr	S		F	M
کاسالینو و همکاران [۸]	Cost	Spe-Spr	A	*	F	H
لو و همکاران [۲۵]	Energy-Noise-Efficiency	Spe-Mpr	S		D	M
شائو ^۱ و همکاران [۳۴]	Cmax	Spe-Spr	S		D	M
هری و همکاران [۱۹]	Cmax	Spe-Spr	A-S	*	D	H
هام و پارک [۱۸]	Cmax	Spe-Spr	A-S	*	D	H
وییرا ^۲ و همکاران [۳۶]	Cost	Mpe-Mpr	A-S-P	*	D	E-S
بارود و همکاران [۵]	Cmax	Spe-Spr	A-S		D	M
گوو و همکاران [۱۶]	Profit-Energy	Spe-Mpr	A-P	*	D	M
امیر نیا و کیوانپور [۴]	Cost-Cmax	Spe-Mpr	A-S	*	S	E
واحدی نوری و همکاران [۳۵]	Cmax	Mpe-Mpr	A	*	D	E
گوو [۱۵]	Cost	Spe-Spr	A-S-P	*	D	E
وانگ و ژانگ [۳۸]	Cmax	Spe-Spr	A-S	*	S	E
نورمحمدی و همکاران [۲۸]	Energy	Spe-Spr	A-S	*	D	E
مقاله حاضر	NPV- Cmax-ELtime	Mpe-Mpr	A-S-P-Q	*	F	E-M

بیشینه‌سازی ارزش خالص فعلی: NPV؛ کمینه‌سازی حداکثر زمان اتمام کارها: Cmax؛ بیشینه‌سازی سود: Profit؛ کمینه‌سازی هزینه: Cost؛ کمینه‌سازی تأخیر بین دو کار متوالی: Delay؛ کمینه‌سازی مصرف انرژی: Energy؛ کمینه‌سازی آلودگی صوتی: Noise؛ افزایش راندمان تولید: Efficiency؛ کمینه‌سازی مجموع زمان زودکرد و دیرکرد: ELtime؛ قطعی: D، برنامه‌ریزی فازی: F؛ برنامه‌ریزی احتمالی: S؛ فرا ابتکاری: M؛ حل دقیق: E، ابتکاری: H، شبیه‌سازی: S؛ تخصیص کارها: A؛ توالی انجام کارها: S؛ تعیین مقدار تولید: P؛ تعیین مقدار موجودی: Q؛ تک دوره‌ای: Spe؛ چند دوره‌ای: Mpe؛ تک محصولی: Spr؛ چند محصولی: Mpr

بررسی مرور ادبیات در زمینه برنامه‌ریزی تولید و زمان‌بندی ارتباط انسان-ربات در تولید نشان می‌دهد که بیشتر تحقیقات بدون توجه به مسائل برنامه‌ریزی تولید و کنترل موجودی انجام گرفته است. همچنین بیشتر تحقیقات صورت گرفته در محیط قطعی بوده و کمتر محققانی به ارائه مدل‌های غیر قطعی و روش‌های حل فرا ابتکاری روی آورده‌اند. در نظر گرفتن توابع هدف متضاد نظیر بیشینه‌سازی ارزش خالص فعلی، کمینه‌سازی حداکثر زمان اتمام کارها و کمینه‌سازی مجموع زمان زودکرد و دیرکرد در این مقاله مورد بررسی قرار گرفته است. از این رو می‌توان نوآوری‌های مقاله حاضر را در موارد زیر خلاصه کرد:

- ارائه مدل یکپارچه از برنامه‌ریزی تولید و زمان‌بندی انسان-ربات در مسئله زمان‌بندی جریان کارگاهی ترکیبی
- در نظرگیری همزمان تصمیمات تخصیص کارها به انسان و ربات، توالی انجام کارها، تعیین مقدار تولید و تعیین مقدار موجودی در مدل ریاضی
- کنترل پارامترهای غیر قطعی تقاضا و زمان پردازش با روش برنامه‌ریزی فازی بدینانه
- استفاده از الگوریتم‌های NSGA-II، MOPSO و MOWOA با طراحی راه حل اولیه جهت حل مسئله

۳. روش‌شناسی پژوهش

¹ Shao

² Vieira

با توجه به شکاف تحقیقاتی در این بخش به ارائه مدلی برای مسئله برنامه‌ریزی تولید و زمان‌بندی ارتباط انسان-ربات در شرایط عدم قطعیت و کنترل پارامترهای غیر قطعی تقاضا و زمان پردازش با روش برنامه‌ریزی فازی بدبینانه پرداخته شده است. مدل ارائه شده شامل مجموعه‌ای از منابع در دسترس (انسان - ربات) می‌باشد که در صدد تولید مجموعه‌ای محصولات در دوره‌های زمانی مختلف در هر ایستگاه کاری هستند. هدف اصلی تخصیص محصولات جهت تولید به منابع (انسان-ربات) و توالی انجام عملیات توسط این منابع هست. همچنین مقدار بهینه تولید محصولات در هر دوره زمانی بر اساس تقاضای محصولات غیر قطعی مشخص می‌شود. به طوری که امکان ذخیره‌سازی محصولات تولید شده و همچنین کمبود در برآورده‌سازی تقاضا به طور همزمان در هر دوره زمانی وجود دارد. اینکه چه محصولی در کدام ایستگاه کاری و توسط چه نوع منبعی تولید شود مسئله مهمی است که در مدل ریاضی به پاسخ آن خواهیم پرداخت. در این مقاله زمان پردازش و همچنین مقدار تقاضای محصولات به صورت غیر قطعی در نظر گرفته شده است.

مفروضات مدل ریاضی ارائه شده به صورت زیر است:

- مدل چند دوره‌ای و چند محصولی است.
- هر محصول توسط انسان و یا ربات باید پردازش شود.
- در هر ایستگاه کاری امکان تولید محصول توسط انسان و یا ماشین وجود دارد.
- کمبود به پس افت در نظر گرفته شده است.
- هزینه و قیمت فروش هر محصول مشخص می‌باشد.
- زمان پردازش به صورت غیر قطعی است.
- مقدار تقاضای محصولات غیر قطعی است.

برای مدل‌سازی مسئله برنامه‌ریزی تولید و زمان‌بندی ارتباط انسان-ربات نمادهای زیر تعریف شده است:

مجموعه

p, p'	محصولات p^a, p^b, \dots
t, t'	دوره‌های زمانی t^1, t^2, \dots
w	ایستگاه‌های کاری w^1, w^2, \dots
r	ربات‌ها r^1, r^2, \dots
h	نوع منبع اختصاص داده شده h^0, h^1

زیرمجموعه

w_p	ایستگاه کاری w برای محصول p
w_p^{init}, w_p^{last}	اولین/آخرین ایستگاه کاری w برای تولید محصول p

پارامترها

θ_t	زمان در دسترس برای هر ربات در دوره t
φ_{wt}	زمان در دسترس برای هر ایستگاه کاری w در دوره زمانی t
δ_{pwh}	زمان پردازش محصول p در ایستگاه کاری w بر اساس نوع منبع h
\bar{t}_{pt}	تقاضای محصول p در دوره t
k_{pt}	قیمت فروش محصول p در دوره زمانی t
ϑ_{pt}	هزینه تولید محصول p در دوره t
α_{pt}	هزینه موجودی محصول p در دوره t

هزینه کمبود محصول p در دوره t	μ_{pt}
هزینه تخصیص ربات در دوره t	π_t
هزینه تخصیص ربات برای اجرای تولید محصول p در ایستگاه کاری w	σ_{pw}
نوع منبع h برای اجرای تولید محصول p در ایستگاه کاری w	ω_{pwh}
حداقل / حداکثر تعداد ربات‌های موجود در دوره t	B_t^{min}, B_t^{max}
برنامه‌ریزی افق زمانی	K
زمان تحویل محصول p در ایستگاه کاری t	D_{pw}
نرخ بهره بانکی	i
نسبت موثر تعداد محصولات p پس از دوره عرضه $t' \leq t$ (نرخ بارگذاری)	$\beta_{pt't}$
متوسط نسبت اشتغال / استفاده از ایستگاه کاری w در دوره زمانی t (برای اجرای کارها)	ζ_{wt}

متغیر تصمیم‌گیری

مقدار محصول p عرضه شده در دوره t	I_{pt}
مقدار موثر محصول p برای تولید در دوره t	X_{pt}
موجودی محصول p در پایان دوره t	Y_{pt}
کمبود محصول p در پایان دوره t	S_{pt}
تعداد کل تعداد ربات‌های چند منظوره در دوره t	B_t
۱؛ اگر نوع منبع h برای تولید محصول p در ایستگاه کاری w در دوره t تخصیص یابد.؛ ۰؛ در غیر اینصورت.	$R_{pwh t}$
زمان تکمیل محصول p در ایستگاه کاری w	C_{pw}
زمان تکمیل تولید محصول در آخرین ایستگاه	U_{max}
۱؛ اگر محصول p قبل از محصول p' در ایستگاه کاری w پردازش شود. ۰؛ در غیر اینصورت.	$H_{pp'w}$
زمان تحویل زود هنگام محصول p در ایستگاه کاری w	E_{pw}
زمان تحویل دیر هنگام محصول p در ایستگاه کاری w	T_{pw}

با توجه به نمادهای تعریف شده، مدل برنامه‌ریزی تولید و زمان‌بندی ارتباط انسان-ربات در شرایط عدم قطعیت به شرح زیر می‌باشد.

$$Max NPV = \sum_t \frac{\sum_p (k_{pt} X_{pt} - (\vartheta_{pt} X_{pt} + \alpha_{pt} Y_{pt} + \mu_{pt} S_{pt})) - B_t \pi_t - \sum_p \sum_w \sigma_{pw} R_{pwh} 1^t}{(1+i)^t} \quad \text{رابطه (۱)}$$

$$Min Cmax = U_{max} \quad \text{رابطه (۲)}$$

$$Max ELtime = \sum_p \sum_w (E_{pw} + T_{pw}) \quad \text{رابطه (۳)}$$

s. t:

$$\sum_p \sum_h \sum_{t' \leq t} \beta_{pt't} I_{pt'} R_{pwh t} \delta_{pwh} \leq \zeta_{wt} \varphi_{wt}, \quad \forall w, t \quad \text{رابطه (۴)}$$

$$X_{pt} = \sum_{t' \leq t} \beta_{pt't} I_{pt'}, \quad \forall p, t \quad \text{رابطه (۵)}$$

$$Y_{pt} - S_{pt} = X_{pt} - \tau_{pt} + Y_{pt-1} - S_{pt-1}, \quad \forall p, t \quad \text{رابطه (۶)}$$

$$\sum_p \sum_w \sum_{t' \leq t} \beta_{pt't} I_{pt'} R_{pwht} \delta_{pwh} \leq \theta_t B_t, \quad \forall t, h = 1 \quad \text{رابطه (۷)}$$

$$\sum_w R_{pwht} = 1, \quad \forall p, t, w \in W_p \quad \text{رابطه (۸)}$$

$$\sum_t I_{pt} \leq \sum_t \bar{\tau}_{pt}, \quad \forall p \quad \text{رابطه (۹)}$$

$$B_t^{min} \leq B_t \leq B_t^{max}, \quad \forall t \quad \text{رابطه (۱۰)}$$

$$C_{pw} \geq \sum_h \bar{\omega}_{pwh} \delta_{pwh}, \quad \forall p, w \in W_p^{init} \quad \text{رابطه (۱۱)}$$

$$C_{pw} \geq C_{pw-1} + \sum_h \bar{\omega}_{pwh} \delta_{pwh}, \quad \forall p, w \notin W_p^{init} \quad \text{رابطه (۱۲)}$$

$$C_{pw} \geq C_{p'w-1} + \sum_h \bar{\omega}_{pwh} \delta_{pwh} - K(1 - H_{pp'w}), \quad \forall w, p' > p \quad \text{رابطه (۱۳)}$$

$$C_{p'w} \geq C_{pw} + \sum_h \bar{\omega}_{p'wh} \delta_{p'wh} - K(H_{pp'w}), \quad \forall w, p' > p \quad \text{رابطه (۱۴)}$$

$$U_{max} \geq C_{pw}, \quad \forall p, w \in W_p^{last} \quad \text{رابطه (۱۵)}$$

$$E_{pw} = \max [D_{pw} - C_{pw}, 0], \quad \forall p, w \in W_p^{last} \quad \text{رابطه (۱۶)}$$

$$T_{pw} = \max [C_{pw} - D_{pw}, 0], \quad \forall p, w \in W_p^{last} \quad \text{رابطه (۱۷)}$$

$$I_{pt}, X_{pt}, Y_{pt}, S_{pt}, B_t, C_{mw}, U_{max}, E_{pw}, T_{pw} \geq 0 \quad \text{رابطه (۱۸)}$$

$$R_{pwht}, H_{pp'w} \in \{0,1\} \quad \text{رابطه (۱۹)}$$

رابطه (۱) مقدار ارزش خالص فعلی را بر اساس نرخ بهره بانکی بیشینه می‌کند. در این رابطه درآمد حاصل از فروش محصولات از هزینه‌های جاری در هر دوره کسر شده است. رابطه (۲) به کمینه‌سازی حداکثر زمان پردازش کل کارها در آخرین ایستگاه کاری می‌پردازد. رابطه (۳) مجموع زمان زودکرد و دیرکرد حاصل از تحویل محصولات را کمینه می‌کند. رابطه (۴) تضمین می‌کند مقدار محصولات تولید شده توسط هر نوع منبع از متوسط نسبت اشتغال آن ایستگاه باید کمتر باشد. رابطه (۵) مقدار موثر محصولات تولید شده را بر اساس نرخ بارگذاری محاسبه می‌کند. رابطه (۶) یک رابطه تعادلی از مقدار تولید، کمبود و نگهداری محصولات تولید شده در هر دوره زمانی است. رابطه (۷) مقدار محصولات تولید شده توسط هر ربات را در هر ایستگاه کاری محدود می‌کند. رابطه (۸) نشان می‌دهد در هر ایستگاه کاری تنها یکی از انواع منابع می‌تواند به امر تولید بپردازد (انسان یا ماشین). رابطه (۹) مقدار محصول عرضه شده در کل دوره‌ها کمتر از مقدار تقاضای کل دوره‌ها است. رابطه (۱۰) حداقل و حداکثر تعداد ربات استفاده شده در هر دوره را محدود می‌کند. روابط (۱۱) تا (۱۴) زمان تکمیل تولید محصولات در هر ایستگاه کاری را توسط انسان یا ربات محاسبه می‌کند. رابطه (۱۵) زمان تکمیل کار را در آخرین ایستگاه نشان می‌دهد. روابط (۱۶) و (۱۷) تحویل زود هنگام یا دیر هنگام محصولات را نسبت به زمان تحویل قطعی مشخص می‌کند. روابط (۱۸) و (۱۹) نوع متغیرهای تصمیم‌گیری را نشان می‌دهد.

ساختار دفازی کردن

با توجه به غیر قطعی بودن پارامترهای تقاضا و زمان پردازش، مدل برنامه‌ریزی فازی بدبینانه جهت کنترل پارامترهای غیر قطعی به شرح زیر بیان می‌شود. دلیل اصلی از فازی در نظر گرفتن پارامترهای مسئله، عدم دسترسی به داده‌های تاریخی و ناقص بودن اطلاعات است. همچنین روش برنامه‌ریزی فازی ذوزنقه‌ای به دلیل پوشش نقاط ضعف مدل فازی مثلثی در نظر گرفته شده است:

مدل برنامه‌ریزی ریاضی خطی زیر را با پارامتر فازی زمان پردازش را در نظر بگیرید:

$$\text{Min } Z = c^t x \quad \text{رابطه (۲۰)}$$

s. t.:

$$x \in N(\bar{A}, \bar{B}) = \{x \in R^n \mid a_{ij}x \geq \bar{P}_{ji}\}, \quad i \in m, j \quad x \geq 0 \quad \text{رابطه (۲۱)}$$

که در آن $c = (c_1, c_2, \dots, c_n)$, $A = [a_{ij}]_{m \times n}$, $\bar{P}_{ji} = (\bar{p}_1, \bar{p}_2, \dots, \bar{p}_n)^t$ و پارامتر سمت راست محدودیت (زمان پردازش/مقدار تقاضا) می باشد. تابع توزیع احتمالی پارامتر فازی زمان پردازش و تقاضا بر اساس ویژگی های اعداد فازی فرض شده است. در نهایت $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ بردار تصمیم گیری را نشان می دهد. برای امکان پذیری و بهینه سازی مسئله ارائه شده در مدل فوق، نیاز به کنترل پارامتر غیرقطعی ارائه شده در تابع هدف و محدودیت می باشد. از این رو با فرض در نظر گرفتن پارامتر α به عنوان حداقل درجه شدنی بودن محدودیت ها، مدل کنترل شده به صورت زیر می باشد:

$$\text{Min } Z = c^t x \quad \text{رابطه (۲۲)}$$

s. t.:

$$a_{ij}x \geq (1 - \alpha)E_1^{p_{ji}} + \alpha E_2^{p_{ji}}, \quad i \in m, j \quad \text{رابطه (۲۳)}$$

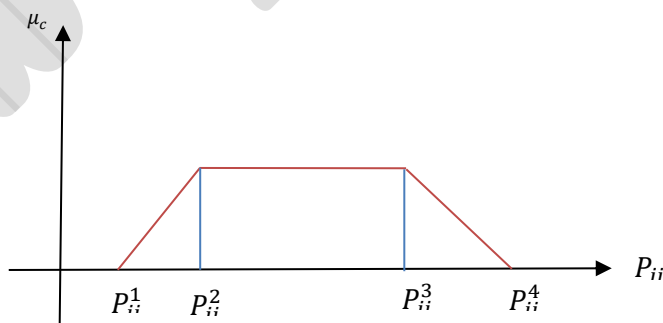
$$x \geq 0, \quad \alpha \in [0, 1] \quad \text{رابطه (۲۴)}$$

که در رابطه فوق $E_1^{b_i}, E_2^{b_i}$ ارزش مورد انتظار عدد فازی پارامتر زمان پردازش و تقاضا به کاررفته در سمت راست محدودیت است که به صورت زیر محاسبه می گردد:

$$E_1^{p_{ji}} = \frac{P_{ji}^1 + P_{ji}^2}{2} \quad \text{رابطه (۲۵)}$$

$$E_2^{p_{ji}} = \frac{P_{ji}^3 + P_{ji}^4}{2} \quad \text{رابطه (۲۶)}$$

در این تحقیق پارامترهای فازی به صورت عدد فازی ذوزنقه ای به صورت شکل ۲ در نظر گرفته شده است.



شکل ۲. توزیع امکانی ذوزنقه ای پارامتر فازی

در نهایت مدل قطعی و کنترل شده مسئله به صورت زیر می باشد.

$$Max NPV = \sum_t \frac{\sum_p (k_{pt}X_{pt} - (\vartheta_{pt}X_{pt} + \alpha_{pt}Y_{pt} + \mu_{pt}S_{pt})) - B_t\pi_t - \sum_p \sum_w \sigma_{pw}R_{pwh^1t}}{(1+i)^t} \quad \text{رابطه (۲۷)}$$

$$Min Cmax = U_{max} \quad \text{رابطه (۲۸)}$$

$$Max ELtime = \sum_p \sum_w (E_{pw} + T_{pw}) \quad \text{رابطه (۲۹)}$$

s. t:

$$\sum_p \sum_h \sum_{t' \leq t} \beta_{pt't'} I_{pt'} R_{pwh} \left(\alpha \left(\frac{\delta_{pwh}^3 + \delta_{pwh}^4}{2} \right) + (1-\alpha) \left(\frac{\delta_{pwh}^1 + \delta_{pwh}^2}{2} \right) \right) \bar{\delta}_{pwh} \leq \zeta_{wt} \varphi_{wt}, \quad \forall w, t \quad \text{رابطه (۳۰)}$$

$$X_{pt} = \sum_{t' \leq t} \beta_{pt't'} I_{pt'}, \quad \forall p, t \quad \text{رابطه (۳۱)}$$

$$Y_{pt} - S_{pt} = X_{pt} - \left(\alpha \left(\frac{\tau_{pt}^3 + \tau_{pt}^4}{2} \right) + (1-\alpha) \left(\frac{\tau_{pt}^1 + \tau_{pt}^2}{2} \right) \right) + Y_{pt-1} - S_{pt-1}, \quad \forall p, t \quad \text{رابطه (۳۲)}$$

$$\sum_p \sum_w \sum_{t' \leq t} \beta_{pt't'} I_{pt'} R_{pwh} \left(\begin{array}{c} \alpha \left(\frac{\delta_{pwh}^3 + \delta_{pwh}^4}{2} \right) \\ + (1-\alpha) \left(\frac{\delta_{pwh}^1 + \delta_{pwh}^2}{2} \right) \end{array} \right) \leq \theta_t B_t, \quad \forall t, h = 1 \quad \text{رابطه (۳۳)}$$

$$\sum_h R_{pwh} = 1, \quad \forall p, t, w \in w_p \quad \text{رابطه (۳۴)}$$

$$\sum_t I_{pt} \leq \sum_t \left(\alpha \left(\frac{\tau_{pt}^3 + \tau_{pt}^4}{2} \right) + (1-\alpha) \left(\frac{\tau_{pt}^1 + \tau_{pt}^2}{2} \right) \right), \quad \forall p \quad \text{رابطه (۳۵)}$$

$$B_t^{min} \leq B_t \leq B_t^{max}, \quad \forall t \quad \text{رابطه (۳۶)}$$

$$C_{pw} \geq \sum_h \bar{\omega}_{pwh} \left(\alpha \left(\frac{\delta_{pwh}^3 + \delta_{pwh}^4}{2} \right) + (1-\alpha) \left(\frac{\delta_{pwh}^1 + \delta_{pwh}^2}{2} \right) \right), \quad \forall p, w \in w_p^{init} \quad \text{رابطه (۳۷)}$$

$$C_{pw} \geq C_{pw-1} + \sum_h \bar{\omega}_{pwh} \left(\alpha \left(\frac{\delta_{pwh}^3 + \delta_{pwh}^4}{2} \right) + (1-\alpha) \left(\frac{\delta_{pwh}^1 + \delta_{pwh}^2}{2} \right) \right), \quad \forall p, w \notin w_p^{init} \quad \text{رابطه (۳۸)}$$

$$C_{pw} \geq C_{p'w-1} + \sum_h \bar{\omega}_{pwh} \left(\alpha \left(\frac{\delta_{pwh}^3 + \delta_{pwh}^4}{2} \right) + (1-\alpha) \left(\frac{\delta_{pwh}^1 + \delta_{pwh}^2}{2} \right) \right) - K(1 - H_{pp'w}), \quad \forall w, p' > p \quad \text{رابطه (۳۹)}$$

$$C_{p'w} \geq C_{pw} + \sum_h \bar{\omega}_{p'wh} \left(\alpha \left(\frac{\delta_{p'wh}^3 + \delta_{p'wh}^4}{2} \right) + (1-\alpha) \left(\frac{\delta_{p'wh}^1 + \delta_{p'wh}^2}{2} \right) \right) - K(H_{pp'w}), \quad \forall w, p' > p \quad \text{رابطه (۴۰)}$$

$$U_{max} \geq C_{pw}, \quad \forall p, w \in w_p^{last} \quad \text{رابطه (۴۱)}$$

$$E_{pw} = \max [D_{pw} - C_{pw}, 0], \quad \forall p, w \in w_p^{last} \quad \text{رابطه (۴۲)}$$

$$T_{pw} = \max [C_{pw} - D_{pw}, 0], \quad \forall p, w \in w_p^{last} \quad \text{رابطه (۴۳)}$$

$$I_{pt}, X_{pt}, Y_{pt}, S_{pt}, B_t, C_{mw}, U_{max}, E_{pw}, T_{pw} \geq 0 \quad \text{رابطه (۴۴)}$$

$$R_{pwh}, H_{pp'w} \in \{0,1\} \quad \text{رابطه (۴۵)}$$

با بررسی ادبیات موضوع نظیر روشنایی و همکاران [۳۱]، لوکیل و همکاران [۲۴]، لوکیل و همکاران [۲۴] و راستگار و همکاران [۳۰] می‌توان بیان کرد که مدل‌های برنامه‌ریزی تولید و همچنین زمان‌بندی ارتباط انسان-ربات جزو مسائل Np-Hard دسته‌بندی شده است. این موضوع نشان دهنده آن است که برای حل مثال‌های عددی در اندازه‌های بزرگتر باید از الگوریتم‌های فرا ابتکاری یا ابتکاری استفاده شود. از این رو در این مقاله جهت اعتبار سنجی مدل ریاضی از روش اپسیلون محدودیت و جهت حل مثال‌های عددی با اندازه‌های مختلف از الگوریتم‌های NSGA-II، MOPSO و MOWOA استفاده شده است. این بخش از مقاله به معرفی مختصری از روش‌های حل و همچنین طراحی راه حل اولیه برای الگوریتم‌های فرا ابتکاری پرداخته شده است.

در انتهای این بخش تنظیم پارامتر الگوریتم‌های فرا ابتکاری نیز صورت گرفته است.

طراحی راه حل اولیه. قبل از معرفی الگوریتم‌های فرا ابتکاری، به طراحی راه حل اولیه الگوریتم‌ها پرداخته شده است. مبنای اصلی جستجوی فضای مسئله در الگوریتم‌های فرا ابتکاری، طراحی راه حل اولیه می‌باشد. این راه حل که مجموعه‌ای از اعداد تصادفی است، به الگوریتم این اجازه را می‌دهد که فضای موجه مسئله را جستجو کرده و بهترین جواب‌های حاصل از جستجو را نشان دهد. برای تشریح راه حل اولیه یک مسئله فرضی شامل ۴ ایستگاه کاری، ۳ نوع محصول برای ۳ دوره زمانی در نظر گرفته شده است. هدف از طراحی راه حل اولیه، در ابتدا تخصیص نوع منبع (انسان/ربات) برای تولید هر نوع محصول در هر ایستگاه کاری و سپس تعیین مقدار تولید محصول در هر ایستگاه است.

از این رو برای مقدار دهی به متغیرهای تصمیم‌گیری مسئله، راه حل اولیه به صورت یک بردار به طول $2(|P| \cdot |T| + |P| \cdot |W|)$ متشکل از اعداد تصادفی بین ۰ و ۱ در نظر گرفته شده است. دلیل اصلی ایجاد داده‌های تصادفی بین ۰ و ۱ در راه حل اولیه، جستجوی پیوسته الگوریتم‌های فرا ابتکاری است. شکل ۲ راه حل اولیه برای مسئله فرضی را نشان می‌دهد. در این شکل راه حل اولیه از حالت بردار به یک ماتریس $(|P| \times (2|T| + 2|W|))$ ، شامل ۴ بخش مختلف تبدیل شده است.

بخش ۴				بخش ۳				بخش ۲			بخش ۱			
w^4	w^3	w^2	w^1	w^4	w^3	w^2	w^1	t^3	t^2	t^1	t^3	t^2	t^1	
۰.۸۴	۰.۵۳	۰.۱۷	۰.۶۴	۰.۶۷	۰.۳۳	۰.۳۷	۰.۴۵	۰.۱۳	۰.۵۹	۰.۱۱	۰.۳۴	۰.۹۸	۰.۵۲	p^1
۰.۶۲	۰.۶۲	۰.۲۴	۰.۱۵	۰.۲۱	۰.۸۶	۰.۵۱	۰.۲۳	۰.۶۴	۰.۷۷	۰.۶۲	۰.۹۸	۰.۵۳	۰.۷۳	p^2
۰.۷۴	۰.۴۱	۰.۶۲	۰.۲۵	۰.۱۴	۰.۹۳	۰.۳۰	۰.۱۹	۰.۹۰	۰.۷۵	۰.۸۷	۰.۸۹	۰.۶۴	۰.۵۵	p^3

شکل ۲. راه حل اولیه در مسئله برنامه‌ریزی تولید و زمان‌بندی ارتباط انسان-ربات

در شکل ۲ بخش ۱ مرتبط با "درصدی از مقدار محصول عرضه شده در هر دوره"، بخش ۲ مرتبط با "درصدی از محصول ذخیره شده در انتهای دوره زمانی"، بخش ۳ مرتبط با "تخصیص انسان-ربات به هر ایستگاه" و بخش ۴ مرتبط با "توالی پردازش کارها" است. از آنجایی که در بخش ۳، تخصیص انسان-ربات به هر ایستگاه باید به صورت یک عدد ۰ یا ۱ و در بخش ۴، توالی پردازش کارها باید به صورت یک جایگشت از اعداد صحیح باشد، مکانیسم اصلاحی زیر برای این دو بخش صورت می‌پذیرد.

- بخش ۳: برای هر ایستگاه کاری، اگر داده تصادفی کمتر از مقدار ۰.۵ باشد، مقدار ۰ (انسان) و در غیر اینصورت مقدار ۱ (ربات) به خود می‌گیرد. شکل ۳ مکانیسم اصلاحی را برای بخش ۳ نشان می‌دهد.

w^4	w^3	w^2	w^1	w^4	w^3	w^2	w^1
-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------

۰.۶۷	۰.۳۳	۰.۳۷	۰.۴۵	→	۱	۰	۰	۰
۰.۲۱	۰.۸۶	۰.۵۱	۰.۲۳		۰	۱	۱	۰
۰.۱۴	۰.۹۳	۰.۳۰	۰.۱۹		۰	۱	۰	۰

شکل ۳. مکانیسم اصلاحی بر روی بخش ۳ راه حل اولیه

- بخش ۴: برای هر ایستگاه کاری، کوچکترین عدد تصادفی مقدار ۱، کوچکترین عدد بعدی مقدار ۲ و ... به خود می‌گیرد. از این رو مکانیسم اصلاحی برای بخش ۴ به صورت شکل ۴ خواهد بود.

w^4	w^3	w^2	w^1	→	w^4	w^3	w^2	w^1
۰.۳۴	۰.۵۳	۰.۱۷	۰.۶۴		۳	۲	۱	۳
۰.۱۹	۰.۶۲	۰.۲۴	۰.۱۵		۲	۳	۲	۱
۰.۰۹	۰.۴۱	۰.۶۲	۰.۲۵	۱	۱	۳	۲	

شکل ۴. مکانیسم اصلاحی بر روی بخش ۴ راه حل اولیه

با توجه به مکانیسم‌های اصلاحی صورت گرفته برای تبدیل بخش از فضای پیوسته راه حل اولیه به فضای گسسته، شکل ۵ راه حل اولیه اصلاح شده مسئله را نشان می‌دهد.

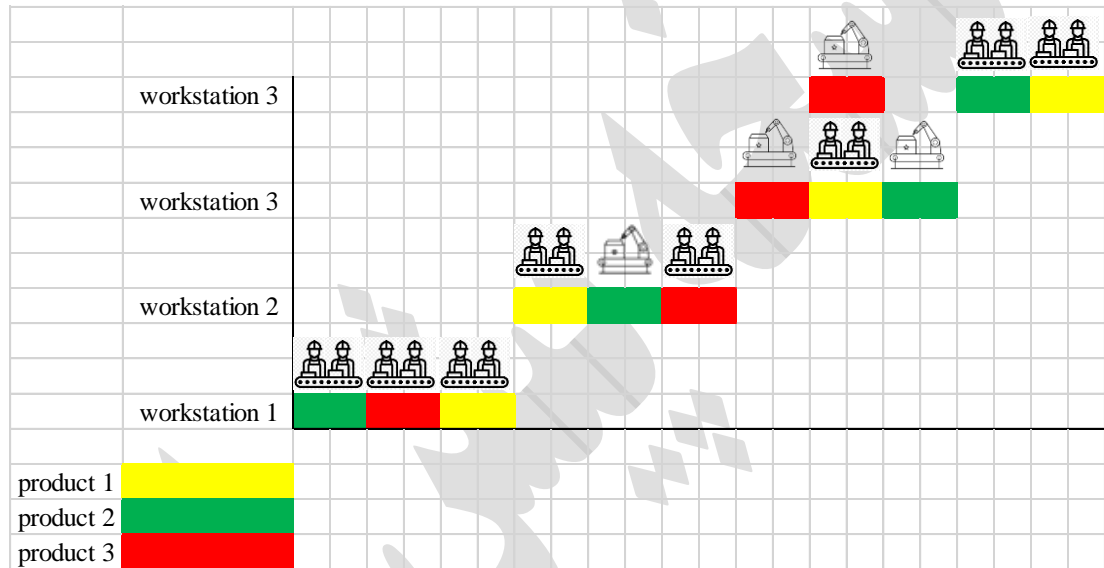
بخش ۴				بخش ۳				بخش ۲			بخش ۱			
w^4	w^3	w^2	w^1	w^4	w^3	w^2	w^1	t^3	t^2	t^1	t^3	t^2	t^1	
۳	۲	۱	۳	۱	۰	۰	۰	۰.۱۳	۰.۵۹	۰.۱۱	۰.۳۴	۰.۹۸	۰.۵۲	p^1
۲	۳	۲	۱	۰	۱	۱	۰	۰.۶۴	۰.۷۷	۰.۶۲	۰.۹۸	۰.۵۳	۰.۷۳	p^2
۱	۱	۳	۲	۰	۱	۰	۰	۰.۹۰	۰.۷۵	۰.۸۷	۰.۸۹	۰.۶۴	۰.۵۵	p^3

شکل ۵. راه حل اولیه اصلاح شده در مسئله برنامه‌ریزی تولید و زمان‌بندی ارتباط انسان-ربات

برای رمز گشایی این راه حل اولیه گام‌های زیر انجام می‌پذیرد:

- گام ۱:** بخش ۱ نشان دهنده "درصدی از مقدار محصول عرضه شده در هر دوره" می‌باشد. از این رو می‌توان متناسب با تقاضای غیر قطعی در هر دوره زمانی (\bar{t}_{pt})، مقدار محصولات عرضه شده (I_{pt}) را با توجه به رابطه (۳۵) محاسبه کرد.
- گام ۲:** بر اساس گام ۱، مقدار موثر محصول تولید شده (X_{pt}) بر اساس نرخ بارگذاری ($\beta_{pt}t$) با توجه به رابطه (۳۱) محاسبه می‌شود.
- گام ۳:** بخش ۲ نشان دهنده "درصدی از محصول ذخیره شده در انتهای دوره زمانی" می‌باشد. از این رو بر اساس گام ۲، بخش از مقدار موثر محصول تولید شده (X_{pt})، به عنوان مقدار محصول ذخیره شده در انتهای هر دوره زمانی (Y_{pt}) در نظر گرفته می‌شود.
- گام ۴:** بر اساس متغیرهای بدست آمده در گام‌های ۱ تا ۳ و بر اساس رابطه (۳۲) مقدار کمبود (S_{pt}) و یا ذخیره محصول (Y_{pt}) در دوره‌های زمانی محاسبه می‌شود.

- **گام ۵:** بخش ۳ نشان دهنده "تخصیص ربات-انسان به هر ایستگاه" است. در صورتی که این مقدار برابر با ۰ باشد به منزله تخصیص انسان برای تولید آن محصول در ایستگاه کاری و در صورتی که این مقدار برابر با ۱ باشد به منزله تخصیص ربات برای تولید آن محصول در ایستگاه کاری است (R_{pwht}).
- **گام ۶:** بخش ۴ نشان دهنده "توالی پردازش کارها در هر ایستگاه" است. برای مثال در ایستگاه کاری شماره (۱)، محصول ۲ با اولویت ۱، محصول ۳ با اولویت ۲ و سپس محصول ۱ با اولویت ۳ پردازش خواهد شد. در شکل ۶ این توالی عملیات برای مسئله فرضی نشان داده شده است.

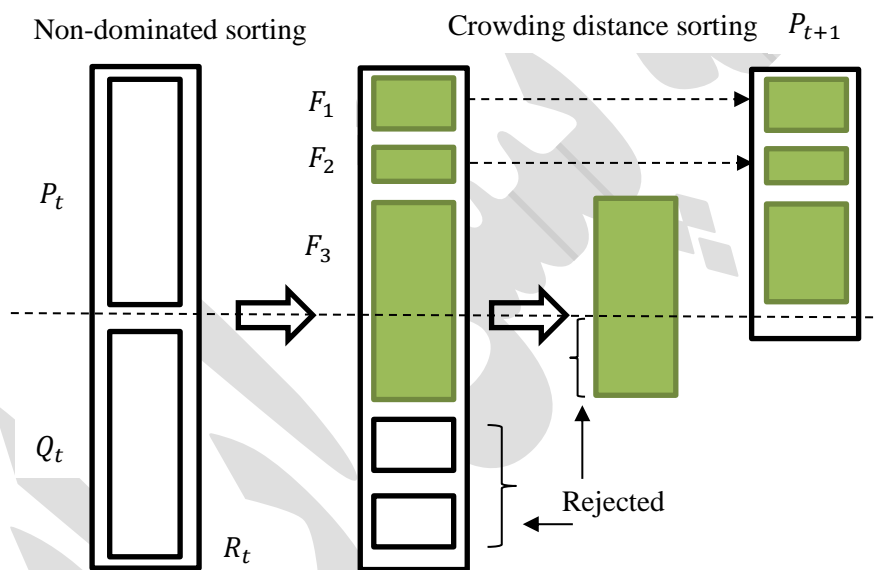


شکل ۶: زمان بندی ارتباط انسان-ربات در مسئله فرضی

- **گام ۷:** زمان بندی پردازش کارها برای هر محصول در هر ایستگاه به گونه ای خواهد بود که کار در ایستگاه قبل به صورت کامل پردازش شده و انسان-ربات در ایستگاه بعد بیکار باشد ($H_{pp'w}$).
- **گام ۸:** تعداد کل ربات‌ها در هر دوره زمانی محاسبه میشود (B_t).
- **گام ۹:** زمان تکمیل محصول (C_{pw})، زمان تکمیل تولید محصول در آخرین ایستگاه (U_{max})، زمان تحویل زود هنگام (E_{pw}) و زمان تحویل دیر هنگام (T_{pw}) مطابق با روابط (۳۷) تا (۴۳) محاسبه می‌گردد.
- **گام ۱۰:** سایر محدودیت‌های مسئله بر اساس متغیرهای تصمیم گیری بررسی می‌شود و در صورتی که فضای موجه مسئله ایجاد نشده باشد، از تابع جریمه جهت مواجهه با این موضوع استفاده میشود (روابط ۳۰، ۳۳، ۳۶).
- **گام ۱۱:** مقادیر توابع هدف مسئله محاسبه می‌گردد.

پس از طراحی راه حل اولیه در ادامه به تشریح مختصری از الگوریتم‌های NSGA-II، MOPSO و MOWOA پرداخته شده است. راه حل اولیه ارائه شده برای تمامی الگوریتم‌های پیشنهادی یکسان میباشد.

الگوریتم NSGA-II. این الگوریتم توسط دب^۱ و همکاران [۹]، ارائه شده است و در آن نقاط ضعف روش‌های بهینه‌سازی کلاسیک مانند پیچیدگی‌های محاسباتی، غیر نخبه‌گرایی^۲ و نیاز به تعیین یک پارامتر اشتراک گذاری، مورد بررسی قرار گرفته است. الگوریتم NSGA-II از نخبه‌گرایی^۳ برای ایجاد یک جبهه پارتو بهینه استفاده می‌کند. روش نخبه‌گرایی هنگام اعمال عملگرهای الگوریتم ژنتیک اعضای خوب نسل قبل را برای تولید نسل جدید حفظ می‌کند که علاوه بر تسریع در همگرایی به پاسخ بهینه، فرآیند جستجو را نیز کارآمدتر می‌کند. این الگوریتم با عملکرد انتخابی در ضمن رعایت اصل نخبه‌گرایی، جمعیت جدیدی از ترکیب جمعیت والد و فرزندان با اعمال عملگرهای جهش و ترکیب، ایجاد می‌کند و بهترین پاسخ‌ها را با توجه به تناسب و پراکندگی آنها انتخاب می‌کند. در واقع در این الگوریتم ابتدا پاسخ‌ها بر اساس جواب نامغلوب رتبه‌بندی شده، سپس بر اساس فاصله ازدحام مرتب می‌شوند [۱۳]. در الگوریتم NSGA-II پارامترهای حداکثر تعداد تکرار، تعداد جمعیت، درصد متقاطع و درصد جهش با آزمون و خطا تعیین می‌شود. ساختار اصلی الگوریتم در شکل ۷ نشان داده شده است:



شکل ۷. ساختار اصلی الگوریتم NSGA-II

مراحل اجرای الگوریتم NSGA-II به شرح زیر است:

- (۱) ایجاد یک جمعیت اولیه تصادفی P_0 با اندازه N (نسل اولیه والد)
 - (۲) مرتب‌سازی جمعیت اولیه بر اساس جواب‌های نامغلوب
 - (۳) رتبه‌بندی هر پاسخ بر اساس جواب‌های نامغلوب
 - (۴) اعمال عملگرهای انتخاب، ترکیب و جهش روی P_0 به منظور ایجاد جمعیت فرزندان Q_0 با اندازه N .
 - (۵) پس از تولید نسل اول که شامل کروموزوم‌های والدین P_0 و فرزندان Q_0 و تولید نسل R_t با اندازه $2N$.
- ترکیب کروموزوم‌های والدین P_0 و فرزندان Q_0 و تولید نسل R_t با اندازه $2N$.
 - مرتب‌سازی نسل R_t بر اساس روش طبقه‌بندی نامغلوب و شناسایی و طبقه‌بندی جبهه‌های نامغلوب (F_1, F_2, \dots)
 - تولید نسل والد با اندازه N برای تکرار بعدی (P_{t+1}) با استفاده از جبهه‌های نامغلوب. در این مرحله با توجه به تعداد کروموزوم‌های مورد نیاز برای نسل والد (N)، ابتدا تعداد کروموزوم‌های جبهه اول برای نسل والد انتخاب می‌شود و اگر این

¹ Deb

² Non-elitism

³ Elitism

عدد با تعداد کل مورد نیاز نسل والد مطابقت نداشته باشد از جبهه‌های ۲ و ۳ و ... گرفته می‌شود تا به عدد (N) برسد. اگر بخواهیم تعداد محدودی از کروموزوم‌ها را در یک جبهه انتخاب کنیم، کروموزوم‌هایی انتخاب می‌شوند که فاصله تراکم بیشتری دارند.

- اعمال عملیات انتخاب، ترکیب و جهش بر روی نسل والد جدید (P_{t+1}) و تولید نسل فرزندان (Q_{t+1}) با اندازه N .
- تکرار از مرحله ۵ تا رسیدن به شرط توقف.

در این الگوریتم برای تولید نسل جدید از عملگرهای ترکیب و جهش استفاده شده است. در شکل‌های ۸ و ۹ مکانیسم اجرایی عملگرهای ترکیب دو نقطه ای و جهش تک نقطه ای ارائه شده است.

مهم‌ترین عملگر در الگوریتم NSGA-II عملگر ترکیب است. ترکیب، فرایندی است که در آن نسل قدیمی کروموزوم‌ها با یکدیگر مخلوط و ترکیب می‌شوند تا نسل‌های تازه از کروموزوم‌ها به وجود بیایند. جفت‌هایی که در بخش انتخاب، به‌عنوان والد در نظر گرفته شدند، در این قسمت ژن‌هایشان را باهم مبادله می‌کنند و اعضای جدید را به وجود می‌آورند. ترکیب در الگوریتم ژنتیک باعث از بین رفتن پراکندگی یا تنوع ژنتیکی جمعیت می‌شود، زیرا اجازه می‌دهد ژن‌های خوب همدیگر را بیابند. همان‌طوری که در بالا اشاره شد، نحوه نمایش جواب‌ها در این مقاله با اعداد جایگشتی هست و در ادبیات چندین روش ترکیب مطابق با آن وجود دارد. در این مقاله از ترکیب دو نقطه‌ای برای ترکیب کروموزوم‌ها به کاررفته است. شکل ۸ نحوه اعمال ترکیب بر روی کروموزوم‌های مسئله را نشان می‌دهد.

والد ۱	A	B	C	D	E	F	→	فرزند ۱	A	B	I	J	K	F
والد ۲	G	H	I	J	K	L		فرزند ۲	G	H	C	D	E	L

شکل ۸. نحوه انجام عملگر ترکیب تک نقطه‌ای

عملگر جهش نیز عملگر دیگری هست که جواب‌های ممکن دیگری را تولید می‌کند. در الگوریتم NSGA-II بعد از اینکه یک عضو در جمعیت جدید به وجود آمد، هر ژن آن با احتمال جهش معین جهش می‌یابند. در جهش ممکن است ژنی از مجموعه ژن‌های جمعیت حذف شود و یا ژنی که تا به حال در جمعیت وجود نداشته است به آن اضافه شود. جهش یک ژن به معنای تغییر آن ژن است و وابسته به نوع رمزگذاری روش‌های متفاوتی در ادبیات توسعه داده شده‌اند. در این مقاله از جهش انتقال برای عملگر جهش بین کروموزوم‌های مسئله ادغام بسته سفارشات و مسیریابی برداشت استفاده شده است. شکل ۹ نحوه اعمال و تبدیل این کروموزوم را به جواب موجه نشان می‌دهد.

والد	A	B	C	D	E	F	→	فرزند	A	B	Z	D	E	F
------	---	---	---	---	---	---	---	-------	---	---	---	---	---	---

شکل ۹. نحوه انجام عملگر جهش انتقال

شکل ۱۰ شبه کد الگوریتم NSGA-II را نشان می‌دهد.

```

Tuning the NSGA-II initial parameters (Max it, N pop, Pc, Pm)
Initialize the population
Generate random solution by Fig. 2
Modify the initial solution bt Fig. 5
Evaluation objective function by proposed decoding
Assign Rank based on pareto-sort by Fig. 7
Generate child population based crossover operator by Fig. 8
Generate child population based mutation operator by Fig. 9
For I = 1 : Max it do
    For each parent and child in population do
        Assign rank based pareto-sort by Fig. 7
        Generate sets of non-dominated solutions
    
```

Determine crowding distance
Loop by adding solution to next generation starting from the first front until N pop
End
Select points on the lower front with high crowding distance
Create next generation based of mutation and crossover operator
End

شکل ۱۰. شبه کد الگوریتم NSGA-II

الگوریتم MOPSO. این الگوریتم یک الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات تعمیم یافته است که برای حل مسائل چند هدفه مورد استفاده قرار می‌گیرد. در الگوریتم MOPSO مفهومی به نام آرشیو یا ذخیره‌سازی وجود دارد که در آن مجموعه‌ای از پاسخ‌های ناموفق که تقریبی از جبهه پارتو است بایگانی می‌شود. الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات بر اساس هوش جمعی عمل می‌کند. در این الگوریتم، هر ذره دارای ویژگی‌های خاصی از موقعیت، سرعت و جهت حرکت است. حرکت در این الگوریتم مهم است زیرا اطلاعات را مبادله می‌کند و بین ذرات همگرایی ایجاد می‌کند. هر ذره دارای سه منبع اطلاعاتی برای حرکت است، از جمله رفتاری که ذره قبلاً نشان داده است و تلاش می‌کند آخرین فعالیت خود را تکرار کند، بهترین مکانی که در فضای جستجو تجربه کرده است و بهترین مکانی که کل ذرات در فضای جستجو تجربه کرده‌اند. در الگوریتم MOPSO پارامترهای حداکثر تعداد تکرار، تعداد جمعیت، تعداد جواب‌ها در مخزن و میزان جهش با آزمون و خطا تعیین می‌گردد. معادلات توصیف کننده رفتار ذرات به شرح زیر است:

$$v_i(t+1) = w \times v_i(t) + c_1 r_1 (x_{best_i}(t) - x_i(t)) + c_2 r_2 (x_{gbest}(t) - x_i(t)) \quad \text{رابطه (۴۶)}$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad \text{رابطه (۴۷)}$$

$x_i(t)$ موقعیت ذره i را در لحظه t نشان می‌دهد، $v_i(t)$ نشان دهنده سرعت ذره i در لحظه t است، x_{best_i} بهترین موقعیت قبلی ذره i را نشان می‌دهد و x_{gbest} موقعیت بهترین ذره را در کل فضا نشان می‌دهد، r_1 و r_2 اعداد تصادفی بین ۰ و ۱ هستند، c_1 و c_2 ضریب شتاب و w نشان دهنده ضریب اینرسی است. مراحل اجرای الگوریتم MOPSO به شرح زیر است:

- (۱) ایجاد جمعیت اولیه
- (۲) جداسازی اعضای نامغلوب جمعیت و ذخیره آنها در مخزن
- (۳) جدول بندی فضای هدف کشف شده (به این معنی که با توجه به حداقل و حداکثر مقدار توابع هدف به دست آمده، هر یک از این فواصل بر اساس نیاز به ۵ تا ۱۰ قسمت مساوی تقسیم شوند).
- (۴) انتخاب یک رهبر از بین مخزن برای هر ذره و جابجایی آن
- (۵) به روز رسانی بهترین حافظه شخصی هر ذره
- (۶) افزودن اعضای نامغلوب جمعیت فعلی به مخزن
- (۷) حذف اعضای مغلوب ذخیره سازی
- (۸) به دلیل کمبود حافظه در مخزن، باید تعداد آنها را کاهش دهیم. اگر تعداد اعضای ذخیره‌سازی از ظرفیت مشخص شده بیشتر باشد، اعضای اضافی را حذف می‌کنیم. سلول‌های با جمعیت‌های بزرگ‌تر برای حذف در اولویت قرار دارند چراکه حفظ پاسخ‌های متنوع برای ما ارجحیت بیشتری دارد.
- (۹) در صورت عدم رعایت شرایط خاتمه، به مرحله ۳ بازگشته و در غیر این صورت به مرحله پایان می‌رویم.

شکل ۱۱ شبه کد الگوریتم MOPSO را نشان می‌دهد.

```

Tuning the MOPSO initial parameters (Max it, N particle, C1, C2, w)
Initialize the population, velocities and leaders
Generate random solution by Fig. 2
Modify the initial solution by Fig. 5
Evaluation objective function by proposed decoding
For l = 1 : Max it do
  For each particle
    Select leader
    Update position and velocities by Eqs. (46-47)
    Update Pbest
  End
  Update gbest
End

```

شکل ۱۱. شبه کد الگوریتم MOPSO

الگوریتم MOWOA. الگوریتم بهینه‌سازی وال، یک الگوریتم بهینه‌سازی هوش ازدحام است و از روش شکار منحصر به فرد وال‌های عنبر الهام گرفته شده است که به آن رویکرد حمله حباب‌دار می‌گویند. گروه‌های کریل یا ماهی‌های کوچک غذای ترجیحی وال‌های گوژپشت هستند. هنگامی که وال‌های گوژپشت در حال شکار هستند، دو نوع رفتار مرتبط با شبکه حباب‌دار از خود نشان می‌دهند که یکی از این دو، رفتار ماریپیج رو به بالا است. در این روش آنها به پایین شیرجه می‌زنند و شروع به ایجاد حباب‌هایی به شکل ماریپیج در اطراف طعمه می‌کنند و به سمت سطح شنا می‌کنند. رفتار دوم، دو حلقه نام دارد که دارای سه مرحله است: حلقه مرجانی، لوب دم و حلقه گرفتن. منطق الگوریتم بهینه‌سازی وال تقلید رفتار وال‌های گوژپشت است. برای فرمولبندی الگوریتم MOWOA بردار ضریب \vec{A} و \vec{C} به صورت زیر محاسبه می‌شود [۲۰]:

$$\vec{A} = 2 \cdot \vec{a} \cdot \vec{r} - \vec{a} \quad \text{رابطه (۴۸)}$$

$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r} \quad \text{رابطه (۴۹)}$$

که در آن \vec{a} برداری است که در تکرارها به صورت خطی از دو به صفر کاهش یافته می‌یابد و w به عنوان یک عدد تصادفی در $[0, 1]$ در نظر گرفته شده است

- اگر $w < 0.5$ و $|\vec{A}| \leq 1$ باشد، مرحله احاطه کردن طعمه شروع می‌شود. وال‌های گوژپشت می‌توانند محل شکار را تشخیص دهند و آنها را محاصره کنند. بهترین راه حل فعلی برای طعمه هدف یا نزدیک به حد مطلوب است. پس از تعریف بهترین راه حل جستجو، سایر راه‌های جستجو سعی می‌کنند موقعیت خود را نسبت آن به روز کنند. این رفتار با معادلات زیر نشان داده می‌شود:

$$\vec{D} = \left| \vec{C} \times \vec{P}_*^t - \vec{P}_i^t \right| \quad \text{رابطه (۵۰)}$$

$$\vec{P}_i^{t+1} = \vec{P}_i^t - \vec{A} \times \vec{D} \quad \text{رابطه (۵۱)}$$

که در آن t نشان دهنده تکرار فعلی، \vec{P}_*^t بردار موقعیت بهترین جواب بدست آمده است تا حال، \vec{P}_i^t بردار موقعیت و $|\cdot|$ قدر مطلق است. در صورت وجود راه حل بهتر، \vec{P}_*^t باید در هر تکرار به روز شود.

- اگر $w \geq 0.5$ و $|\vec{A}| \leq 1$ باشد، مرحله حبابی شروع می‌شود. در داخل محفظه در حال انقباض، گوزپشت‌ها مسیرهای مارپیچی را به سمت طعمه خود دنبال می‌کنند، روشی که به عنوان جستجوی شبکه حباب دار شناخته می‌شود. بنابراین، الگوریتم بهینه‌سازی وال زمانی که از روش مارپیچی برای به روز رسانی موقعیت خود استفاده می‌کند، فاصله بین وال و طعمه خود را محاسبه می‌کند. فرمول ریاضی برای شبیه‌سازی حرکت مارپیچی وال گوزپشت به شرح زیر است:

$$\vec{P}_i^{t+1} = \vec{D}^t \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{P}_i^t \quad \text{رابطه (۵۲)}$$

که در آن $\vec{D} = |\vec{P}_i^t - \vec{P}_i^t|$ نشان دهنده فاصله وال i ام تا بهترین راه حل به دست آمده تا کنون، b ثابتی برای تعریف شکل مارپیچ لگاریتمی و l یک عدد تصادفی در $[-1.1]$ است.

- اگر $w < 0.5$ و $|\vec{A}| > 1$ باشد، مرحله جستجوی تصادفی برای طعمه شروع می‌شود. در فرآیند شکار طعمه، وال‌ها باید شکار خود را مکانیابی کنند. هنگامی که مکان مشخص شد، وال‌ها می‌توانند طعمه خود را محاصره کنند. بهترین عامل جستجوی فعلی به عنوان طعمه هدف در نظر گرفته می‌شود. همه وال‌ها با تمایل به نزدیک شدن به طعمه موقعیت خود را به روز می‌کنند. این روش تا رسیدن به شرایط از پیش تعیین شده تکرار می‌شود. مدل محاسباتی افراد برای به روز رسانی موقعیت خود، با فرمول ریاضی به صورت زیر بیان می‌شود:

$$\vec{D} = |\vec{C} \times \vec{P}_{rand} - \vec{P}_i^t| \quad \text{رابطه (۵۳)}$$

$$\vec{P}_i^{t+1} = \vec{P}_{rand} - \vec{A} \times \vec{D} \quad \text{رابطه (۵۴)}$$

که در آن \vec{P}_{rand} بردار موقعیتی است که به طور تصادفی در محدوده مرزی ایجاد می‌شود، i امین موقعیت بردار تولید t از عوامل جستجو و \vec{P}_i^{t+1} دومین بردار موقعیت $t + 1$ از عوامل جستجو است.

شکل ۱۲ شبه کد الگوریتم MOWOA را نشان می‌دهد.

```

Tuning the MOWOA initial parameters (Max it, N whale, A, C)
Initialize the grey wolf population
Generate random solution by Fig. 2
Modify the initial solution bt Fig. 5
Evaluation objective function by proposed decoding
Find the nin dominated solution and initialized the archive with them
For l = 1 : Max it do
  For each particle
    Update a, A, C, l , p
    If p<0.5
      If |A|<1
        Update the position of current search agent by Eq. (52)
      Else if |A|>1
        Select a random search agent, update the position by Eqs. (53-54)
      End
    Else if p>0.5
      Update the position of current search by random solution
    End
  End
End
End
End

```

پس از بررسی روش‌های پیشنهادی در حل مسئله، به تنظیم پارامتر الگوریتم‌های فرا ابتکاری با روش تاگوچی پرداخته شده است. هدف از انجام این کار، تنظیم پارامترهای اولیه هر الگوریتم در راستای افزایش کارایی آن در جستجوی جواب‌های با کیفیت است. در این روش ابتدا پارامترهای اولیه بر اساس سطوح پیشنهادی مطابق با آزمایشات تاگوچی انجام شده و مقدار RPD^1 آنها مطابق با روابط زیر بدست می‌آید.

$$Y_i = \frac{NPF_i + MSI_i - SM_i - MID_i - CPT_i}{5} \quad \text{رابطه (۵۵)}$$

$$RPD_i = \frac{Y_i - Y^*}{Y^*} \quad \text{رابطه (۵۶)}$$

در روابط فوق، Y_i پاسخ هر آزمایش تاگوچی و Y^* بهترین پاسخ در بین تمامی آزمایش‌ها است. همچنین تعداد جواب کارا با NPF^2 ، بیشترین گسترش با MSI^3 ، فاصله متریک با SM^4 ، فاصله از نقطه ایده آل با MID^5 و زمان حل با CPT^6 نشان داده شده است. پس از تعیین مقدار RPD ، سطوح بهینه پارامترها بدست می‌آید. در جدول ۲، سطح پیشنهادی و بهینه بدست آمده در تنظیم پارامتر الگوریتم‌های فرا ابتکاری ارائه شده است.

جدول ۲. سطوح پیشنهادی و بهینه الگوریتم‌های فرا ابتکاری

الگوریتم	پارامتر	سطوح پیشنهادی			بهترین سطح	بهترین مقدار
		سطح ۱	سطح ۲	سطح ۳		
NSGA-II	Max it	۱۰۰	۲۰۰	۳۰۰	۳	۳۰۰
	N pop	۱۰۰	۱۵۰	۲۰۰	۳	۲۰۰
	Pc	۰.۷	۰.۸	۰.۹	۲	۰.۸
	Pm	۰.۰۵	۰.۰۶	۰.۰۷	۱	۰.۰۵
MOPSO	Max it	۱۰۰	۲۰۰	۳۰۰	۳	۳۰۰
	N particle	۱۰۰	۱۵۰	۲۰۰	۳	۲۰۰
	C1	۱	۱.۵	۲	۲	۱.۵
	C2	۱	۱.۵	۲	۱	۱
	w	۰.۵	۰.۷	۰.۹	۳	۰.۹
MOWOA	Max it	۱۰۰	۲۰۰	۳۰۰	۳	۳۰۰
	N whale	۱۰۰	۱۵۰	۲۰۰	۳	۲۰۰
	A	۰.۵	۰.۶	۰.۷	۲	۰.۶
	C	۱	۲	۴	۱	۱

۴. تحلیل داده‌ها و یافته‌های پژوهش

¹ Relative Percentage Deviation

² Number of Pareto Front

³ Maximum Spread Index

⁴ Space Metric

⁵ Mean of Ideal Deviations

⁶ Computation Time

مدل ریاضی ارائه شده در این مقاله، یک مدل سه هدفه شامل بیشینه‌سازی ارزش خالص فعلی، کمینه‌سازی زمان اتمام آخرین محصول و کمینه‌سازی مجموع زمان زودکرد و دیرکرد می‌باشد. از این رو برای اعتبار سنجی مدل ریاضی از روش اپسیلون محدودیت و برای حل مدل ریاضی در اندازه‌های مختلف از الگوریتم‌های NSGA-II، MOPSO و MOWOA استفاده شده است. از این رو ۱۵ مثال عددی در اندازه‌های مختلف مطابق با جدول ۳ در نظر گرفته شده است.

جدول ۳. اندازه مثال‌های عددی

تعداد ریات ها	تعداد ایستگاه‌های کاری	تعداد دوره‌های زمانی	تعداد محصولات	مثال عددی
۴	۴	۳	۳	۱
۴	۴	۳	۵	۲
۴	۶	۳	۸	۳
۵	۶	۴	۱۰	۴
۵	۸	۴	۱۲	۵
۵	۸	۴	۱۵	۶
۶	۱۰	۶	۱۸	۷
۶	۱۰	۶	۲۱	۸
۶	۱۲	۶	۲۵	۹
۷	۱۲	۸	۲۸	۱۰
۷	۱۵	۸	۳۰	۱۱
۷	۱۵	۸	۳۳	۱۲
۸	۱۸	۱۲	۳۶	۱۳
۸	۱۸	۱۲	۴۰	۱۴
۸	۲۰	۱۲	۴۵	۱۵

همچنین حدود بازه‌ای پارامترهای مسئله بر اساس تابع توزیع یکنواخت مطابق با جدول ۴ در نظر گرفته شده است.

جدول ۴. حدود بازه‌ای پارامترهای مسئله بر اساس تابع توزیع یکنواخت

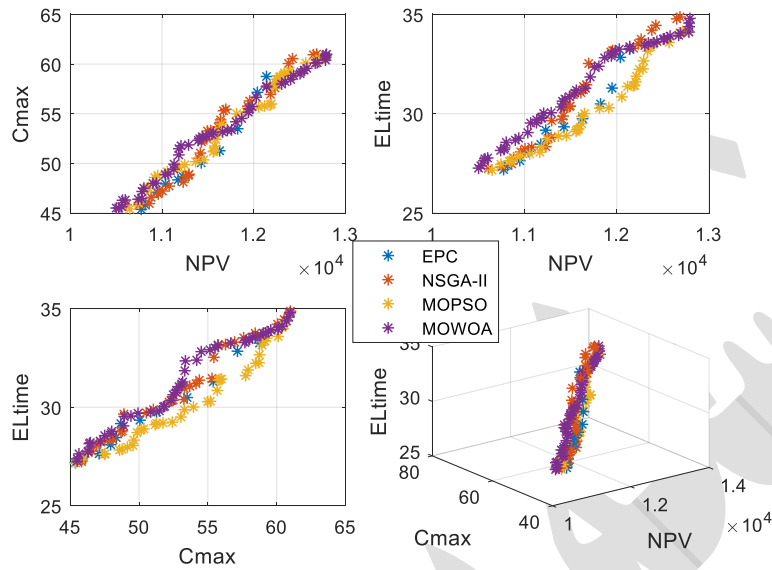
حدود بازه ای	پارامتر	حدود بازه ای	پارامتر
$\delta_{pw0}^1 \sim U(۲, ۵)$	$\delta_{pw0}^2 \sim U(۵, ۷)$	$\delta_{pw0}^3 \sim U(۷, ۱۰)$	$\delta_{pw0}^4 \sim U(۱۰, ۱۲)$
$\delta_{pw1}^1 \sim U(۱, ۳)$	$\delta_{pw1}^2 \sim U(۳, ۵)$	$\delta_{pw1}^3 \sim U(۵, ۸)$	$\delta_{pw1}^4 \sim U(۸, ۱۰)$
$\tau_{pt}^1 \sim U(۱۰, ۲۰)$	$\tau_{pt}^2 \sim U(۲۰, ۳۰)$	$\tau_{pt}^3 \sim U(۳۰, ۴۰)$	$\tau_{pt}^4 \sim U(۴۰, ۵۰)$
$\sim U(۶, ۱۲۰)$	μ_{pt}	$\sim U(۵۰۰, ۸۰۰)$	θ_t
$\sim U(۲۰۰, ۱۰۰۰)$	π_t	$\sim U(۱۵۰۰, ۱۸۰۰)$	φ_{wt}
$\sim U(۵۰, ۱۵۰)$	σ_{pw}	$\sim U(۱۰۰, ۲۰۰)$	k_{pt}
$[0, R]$	B_t^{min}, B_t^{max}	$\sim U(۱۰, ۱۲)$	ϑ_{pt}
$\sim U(۴۰, ۸۰)$	D_{pw}	$\sim U(۶, ۸)$	α_{pt}
۲۰٪	i	$\sim U(۰.۵, ۰.۹)$	$\beta_{pt}'t$
		$\sim U(۰.۸, ۰.۹)$	ζ_{wt}

برای اعتبار سنجی مدل ریاضی از روش اپسیلون محدودیت استفاده شده است که مجموعه جواب‌های کارای مثال عددی شماره (۱) در جدول ۵ نشان داده شده است. در این تحلیل مقدار نرخ عدم قطعیت برای مواجهه با پارامترهای تقاضا و همچنین زمان پردازش، ۰.۵ در نظر گرفته شده است.

جدول ۵. مجموعه جواب‌های کارای مثال عددی شماره ۱ با روش اپسیلون محدودیت

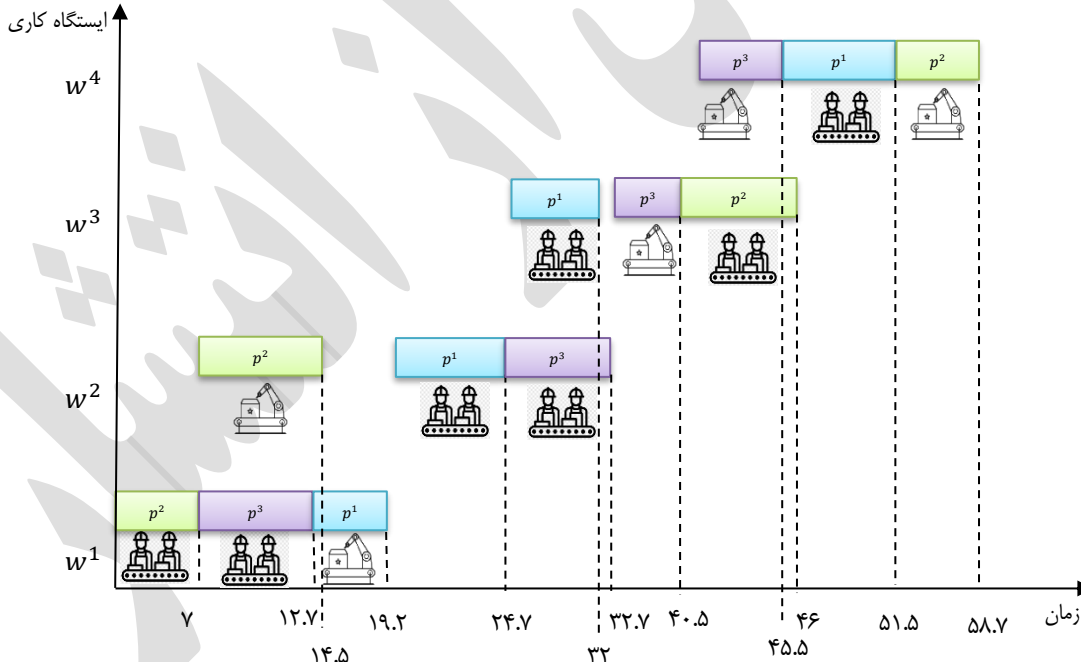
جواب کارا	ارزش خالص فعلی	حداکثر زمان پردازش	مجموع زمان زودکرد و دیرکرد
۱	۱۲۱۳۸.۸۸	۵۸.۷۵	۳۳.۲۵
۲	۱۲۰۳۹.۲۳	۵۷.۱۵	۳۲.۸۴
۳	۱۱۹۴۸.۶۸	۵۵.۳۹	۳۱.۲۹
۴	۱۱۸۲۴.۳۰	۵۳.۴۹	۳۰.۴۹
۵	۱۱۶۲۸.۴۹	۵۱.۲۷	۲۹.۷۵
۶	۱۱۴۲۷.۳۴	۵۰.۰۶	۲۹.۳۴
۷	۱۱۲۲۹.۶۴	۴۸.۶۷	۲۹.۱۷
۸	۱۱۱۷۵.۶۸	۴۸.۳۴	۲۸.۴۶
۹	۱۱۰۴۰.۰۹	۴۷.۹۳	۲۸.۱۰
۱۰	۱۰۹۴۸.۳۱	۴۷.۱۰	۲۷.۶۴
۱۱	۱۰۸۱۶.۵۷	۴۵.۸۳	۲۷.۳۹
۱۲	۱۰۷۷۳.۲۶	۴۵.۳۷	۲۷.۱۹

نتایج جدول ۵ نشان می‌دهد که با کاهش مقدار حداکثر زمان پردازش کارها و یا مقدار مجموع زمان زودکرد و دیرکرد، مقدار ارزش خالص فعلی نیز کاهش پیدا کرده است. این موضوع به دلیل استفاده از ربات‌ها به جای انسان برای پردازش و تولید محصولات در ایستگاه‌های کاری مختلف بوده است. به سبب استفاده از ربات‌ها، زمان پردازش و تولید محصول کاهش یافته و در مقابل هزینه‌های به کارگیری ربات افزایش یافته است. با افزایش هزینه‌ها، مقدار ارزش خالص فعلی کاهش یافته است. در این تحلیل ۱۲ جواب کارا توسط روش اپسیلون محدودیت حاصل شده است که با حل این مثال عددی با الگوریتم‌های فرا ابتکاری، به ترتیب ۳۲ جواب کارا با NSGA-II، ۳۸ جواب کارا با MOPSO و ۵۰ جواب کارا با MOWOA بدست آمده است. شکل ۱۳ مقایسه جبهه پارتو بدست آمده از حل مثال عددی شماره (۱) را با روش‌های حل مختلف نشان می‌دهد.



شکل ۱۳. مقایسه جبهه پارتو بدست آمده از حل مثال عددی شماره ۱

شکل ۷ نشان می‌دهد که همگرایی الگوریتم‌ها در حل مثال عددی شماره (۱) یکسان بوده است. در ادامه به تحلیل اولین جواب کارای بدست آمده با استفاده از روش اپسیلون محدودیت به علت دقت بالای این روش پرداخته شده است. شکل ۱۴ زمان بندی ارتباط انسان-ربات در تحلیل اولین جواب کارای مسئله با روش اپسیلون محدودیت را نشان می‌دهد.



شکل ۱۴. زمان بندی ارتباط انسان-ربات در اولین جواب کارای مسئله

مطابق با شکل ۸ مشاهده می‌گردد که حداکثر زمان پردازش آخرین محصول در ایستگاه چهارم برابر با ۵۸.۷۵ واحد بوده است. از آنجایی که زمان تحویل محصول اول برابر با ۴۶، محصول دوم برابر با ۷۳ و محصول سوم برابر با ۵۹ می‌باشد، لذا محصول اول ۵.۵ واحد

زمانی تاخیر داشته و محصول ۲ و ۳ به ترتیب ۱۴.۲۵ و ۱۳.۵ واحد زمانی زودتر از موعد پردازش شده‌اند. از این رو مجموع زمان زودکرد و دیر کرد برابر با ۳۳.۲۵ بوده است. در جدول ۶ نیز مقدار تولید، کمبود و همچنین ذخیره محصول در هر دوره زمانی برای اولین جواب کارا نشان داده شده است.

جدول ۶. برنامه‌ریزی تولید در اولین جواب کارای مسئله با روش اسپیلون محدودیت

محصول	دوره زمانی	تقاضا	مقدار موثر تولید شده	کمبود	موجودی
	۱	۲۸.۲۵	۱۱.۴۵	۱۶.۸۰	۰
۱	۲	۳۰.۷۵	۳۰.۵۶	۱۶.۹۹	۰
	۳	۳۱.۵۰	۵۲.۳۰	۰	۳.۸۱
	۱	۳۱.۲۵	۶.۱۵	۲۵.۱۰	۰
۲	۲	۲۸.۲۵	۱۹.۰۳	۳۴.۳۰	۰
	۳	۲۷.۵۰	۳۳.۷۱	۲۸.۰۹	۰
	۱	۳۱.۵۰	۱۴.۱۶	۱۷.۳۴	۰
۳	۲	۲۸.۷۵	۱۴.۸۴	۳۱.۲۵	۰
	۳	۲۹.۰۰	۲۳.۱۱	۳۷.۱۵	۰

جدول ۵ نشان می‌دهد که مقدار موجودی محصول شماره ۱ در دوره ۳ برابر با ۳.۸۱ واحد بوده است. نتایج بدست آمده از تحلیل اولین جواب کارا نشان می‌دهد که کلیه محدودیت‌ها و مفروضات مدل ریاضی رعایت شده است. لذا اعتبار سنجی مدل تایید شده و تحلیل حساسیت بر روی اولین جواب کارا برای بررسی تحلیل‌های بیشتر صورت گرفته است. در اولین تحلیل به بررسی تغییرات مقادیر توابع هدف مسئله در نرخ‌های مختلف عدم قطعیت پرداخته شده است. جدول ۷ مقادیر توابع هدف مسئله را بر روی اولین جواب کارا به ازای تغییرات در نرخ عدم قطعیت نشان می‌دهد.

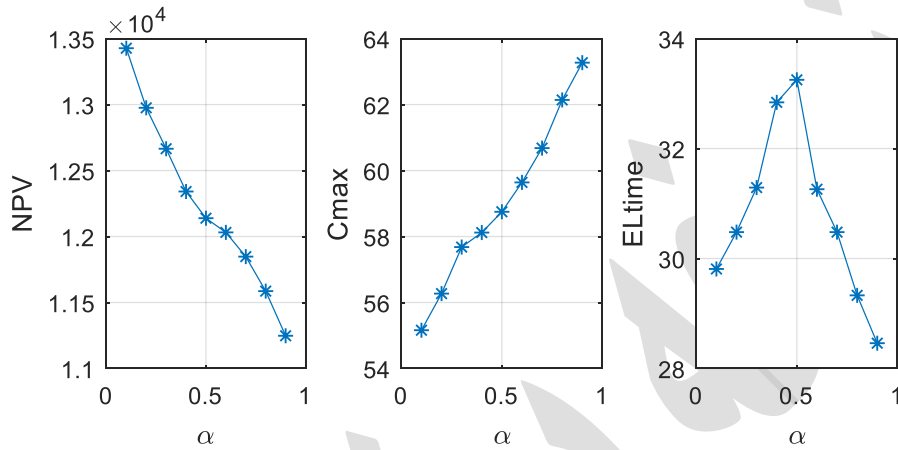
جدول ۷. مقادیر توابع هدف مسئله به ازای تغییرات در نرخ عدم قطعیت

نرخ عدم قطعیت	ارزش خالص فعلی	حداکثر زمان پردازش	مجموع زمان زودکرد و دیرکرد
۰.۱	۱۳۴۲۶.۹۴	۵۵.۱۶	۲۹.۸۱
۰.۲	۱۲۹۷۵.۴۱	۵۶.۲۷	۳۰.۴۸
۰.۳	۱۲۶۶۵.۲۵	۵۷.۶۸	۳۱.۲۹
۰.۴	۱۲۳۴۱.۰۷	۵۸.۱۲	۳۲.۸۴
۰.۵	۱۲۱۳۸.۸۸	۵۸.۷۵	۳۳.۲۵
۰.۶	۱۲۰۳۱.۲۳	۵۹.۶۴	۳۱.۲۶
۰.۷	۱۱۸۴۷.۶۴	۶۰.۶۸	۳۰.۴۸
۰.۸	۱۱۵۸۶.۲۲	۶۲.۱۴	۲۹.۳۳
۰.۹	۱۱۲۴۷.۹۳	۶۳.۲۷	۲۸.۴۶

جدول ۷ نشان می‌دهد که با افزایش مقدار نرخ عدم قطعیت، مقدار تقاضای محصولات افزایش می‌یابد. این موضوع منجر به افزایش بیش از اندازه کمبود به دلیل ظرفیت محدود واحد تولیدی شده است. از این رو با افزایش هزینه‌های کل، مقدار ارزش خالص فعلی کاهش یافته است. از سوی دیگر افزایش نرخ عدم قطعیت منجر به افزایش زمان پردازش و تولید محصولات نیز شده است. این افزایش زمان پردازش، مقدار حداکثر زمان پردازش کارها را نیز افزایش داده است. در حالی که مقدار مجموع زمان زودکرد و دیرکرد با افزایش یا کاهش

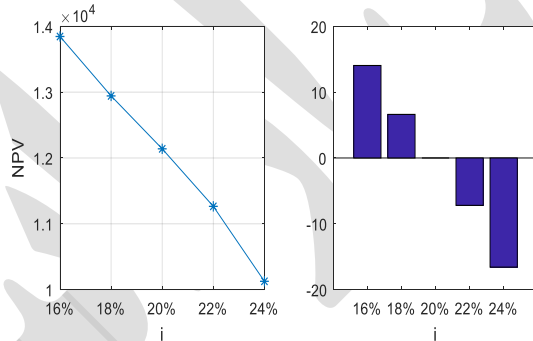
نرخ عدم قطعیت کاهش یافته است. بالاترین مقدار مجموع زمان زودکرد و دیرکرد زمانی رخ می‌دهد که مقدار نرخ عدم قطعیت برابر با ۰/۵ باشد.

شکل ۱۵ تغییرات مقدار تابع هدف مسئله را به ازای تغییرات در نرخ عدم قطعیت نشان می‌دهد.



شکل ۱۵. تغییرات مقادیر توابع هدف مسئله در نرخ‌های مختلف عدم قطعیت

از سوی دیگر یکی از مهمترین و تاثیرگذار ترین موارد در مقدار ارزش خالص فعلی، نرخ بهره بانکی میباشد، در شکل ۱۶ تاثیر نرخ بهره بانکی بر روی مقدار ارزش خالص فعلی اولین جواب کارای بدست آمده از روش اسپیلون محدودیت نشان داده شده است.



شکل ۱۶. تغییرات مقدار ارزش خالص فعلی در مقادیر مختلف نرخ بهره بانکی

تغییرات	ارزش خالص فعلی	نرخ بهره بانکی
+۱۴.۰۵٪	۱۳۸۴۵.۳۴	۱۶٪
+۶.۶۲٪	۱۲۹۴۲.۶۶	۱۸٪
-	۱۲۱۳۸.۸۸	۲۰٪
-۷.۲۰٪	۱۱۲۶۴.۶۸	۲۲٪
-۱۶.۵۸٪	۱۰۱۲۶.۲۴	۲۴٪

نتایج شکل ۱۶ نشان می‌دهد که با افزایش نرخ بهره بانکی، مقدار ارزش خالص فعلی کاهش می‌یابد. به طوری که با افزایش ۴ درصد در نرخ بهره بانکی، مقدار ارزش خالص فعلی، ۱۶.۵۸ درصد کاهش یافته است. پس از بررسی مقادیر توابع هدف و انجام تحلیل حساسیت، در ادامه به بررسی کارایی روش‌های حل مختلف مسئله در مثال‌های عددی با اندازه‌های مختلف پرداخته شده است. از این رو برای کاهش خطای محاسباتی هر مثال عددی، سه بار توسط هر الگوریتم اجرا و میانگین شاخص‌های مقایسه نظیر تعداد جواب کارا، بیشترین گسترش، فاصله متریک، فاصله از نقطه ایده آل و زمان حل در جدول ۸ نشان داده شده است.

جدول ۸. شاخص‌های مقایسه کسب شده در مثال‌های عددی مختلف

CPT	MID	SM	MSI	NPF	CPT	MID	SM	MSI	NPF	شاخص
-----	-----	----	-----	-----	-----	-----	----	-----	-----	------

NSGA-II					اپسیلون محدودیت				مثال عددی	
۳۱.۸۸	۱۵۸	۰.۴۲	۴۰۲۸.۶	۳۲	۲۳۵.۸۴	۱۶۳.۲۴	۰.۳۸	۴۲۸۴.۶	۱۲	۱
۳۳.۴۸	۲۹۰.۹	۰.۴۸	۲۸۶۷.۴	۳۶	۶۳۳.۴۸	۱۷۲.۶۸	۰.۴۲	۳۸۴۵.۶	۱۵	۲
۳۸.۲۲	۳۷۶.۶	۰.۲۳	۴۰۱۵.۲	۴۸	۱۳۵۴.۶	۱۵۹.۸۵	۰.۴۳	۴۲۶۳.۱	۱۴	۳
۴۴.۳۳	۳۲۹.۸	۰.۳۷	۴۰۸۵.۲	۴۳	-	-	-	-	-	۴
۴۹.۹۸	۱۹۰.۳	۰.۲۸	۲۲۰۳.۷	۳۲	-	-	-	-	-	۵
۵۴.۶۰	۲۴۲.۱	۰.۴۳	۲۷۶۴.۷	۴۰	-	-	-	-	-	۶
۶۲.۰۳	۲۶۸.۵	۰.۴۱	۲۶۷۲.۲	۳۴	-	-	-	-	-	۷
۶۹.۷۰	۳۹۵.۵	۰.۱۷	۴۰۰۳.۹	۴۰	-	-	-	-	-	۸
۷۷.۷۴	۱۸۰.۲	۰.۴۴	۴۵۳۳.۷	۳۵	-	-	-	-	-	۹
۸۸.۴۳	۳۶۳.۷	۰.۵۰	۳۰۳۳.۸	۳۴	-	-	-	-	-	۱۰
۹۸.۴۹	۳۱۹.۱	۰.۳۱	۴۳۴۱.۵	۲۸	-	-	-	-	-	۱۱
۱۱۲.۹۸	۲۴۴.۱	۰.۴۵	۴۰۲۵.۹	۴۹	-	-	-	-	-	۱۲
۱۲۶.۷۲	۱۹۳.۹	۰.۳۴	۲۰۲۰.۴	۳۴	-	-	-	-	-	۱۳
۱۳۹.۳۹	۲۵۷.۲	۰.۱۶	۳۸۰۶.۱	۳۵	-	-	-	-	-	۱۴
۱۵۶.۵۴	۲۷۴.۲	۰.۱۸	۳۱۶۰.۱	۴۲	-	-	-	-	-	۱۵

MOWOA					MOPSO				مثال عددی	
۲۴.۶۵	۳۷۶.۷	۰.۲۴	۳۸۲۲.۶	۵۰	۲۵.۰۰	۱۸۰.۲	۰.۱۱	۴۷۴۹.۷	۳۸	۱
۲۸.۳۹	۳۶۱.۴	۰.۱۶	۲۵۷۵.۶	۴۸	۲۹.۲۰	۲۹۷.۶	۰.۲۳	۲۰۰۴.۵	۱۹	۲
۳۱.۴۱	۳۴۴.۰	۰.۳۳	۴۲۱۵.۱	۴۱	۳۲.۷۶	۲۰۴.۹	۰.۲۷	۳۳۸۳.۴	۴۰	۳
۴۳.۲۵	۲۱۸.۲	۰.۲۰	۲۷۲۸.۹	۳۵	۴۵.۷۲	۲۴۶.۴	۰.۲۱	۳۲۷۰.۴	۳۷	۴
۵۰.۱۵	۲۹۸.۹	۰.۱۲	۴۷۵۲.۳	۴۰	۵۳.۷۳	۲۹۴.۶	۰.۱۸	۳۳۸۷.۳	۱۵	۵
۶۲.۸۱	۱۵۵.۸	۰.۴۰	۲۸۰۷.۵	۴۳	۶۸.۱۹	۲۱۲.۱	۰.۴۳	۴۳۱۴.۷	۳۷	۶
۷۲.۷۴	۲۵۱.۴	۰.۲۰	۴۲۹۶.۰	۳۷	۸۰.۰۱	۲۲۱.۱	۰.۲۷	۲۹۶۴.۱	۲۱	۷
۸۷.۲۰	۲۲۷.۹	۰.۲۸	۲۵۶۵.۶	۴۳	۹۷.۱۷	۳۰۴.۲	۰.۴۶	۴۳۵۲.۱	۲۰	۸
۱۰۳.۰۵	۱۹۰.۱	۰.۳۸	۲۸۶۲.۵	۴۱	۱۱۶.۳۰	۲۱۲.۰	۰.۲۶	۳۴۱۰.۷	۲۹	۹
۱۲۰.۱۰	۱۹۴.۱	۰.۲۴	۲۲۷۳.۰	۳۸	۱۳۷.۲۶	۳۵۶.۴	۰.۴۱	۲۱۰۲.۸	۳۲	۱۰
۱۴۲.۱۴	۲۵۲.۱	۰.۳۹	۳۷۲۸.۸	۴۳	۱۶۴.۴۸	۳۹۶.۸	۰.۲۶	۲۵۲۶.۲	۳۳	۱۱
۱۷۴.۷۶	۱۷۵.۷	۰.۲۶	۴۰۵۰.۰	۴۳	۲۰۴.۷۲	۳۳۲.۲	۰.۴۲	۴۱۶۲.۷	۳۴	۱۲
۱۹۸.۷۶	۲۰۳.۰	۰.۳۷	۳۶۳۹.۹	۴۴	۲۳۵.۶۷	۲۳۶.۹	۰.۴۰	۳۴۲۴.۵	۲۶	۱۳
۲۲۸.۵۵	۲۶۳.۱	۰.۳۸	۳۲۷۷.۷	۳۸	۲۷۴.۲۶	۲۹۶.۳	۰.۲۵	۲۴۵۱.۶	۳۴	۱۴
۲۶۳.۳۴	۳۲۳.۳	۰.۲۸	۳۹۳۳.۸	۴۴	۳۱۹.۷۷	۱۷۴.۲	۰.۱۹	۳۰۲۳.۴	۲۶	۱۵

جدول ۷ نشان می‌دهد که روش اپسیلون محدودیت به عنوان یک روش دقیق در حل مسئله برنامه‌ریزی تولید و زمان‌بندی ارتباط اسنان-ربات، قادر به حل مثال‌های عددی در اندازه‌های بزرگتر نشده است. در حالیکه الگوریتم‌های فرا ابتکاری در مدت زمان کوتاه‌تر از روش اپسیلون محدودیت، به تعداد بیشتری از جواب‌های کارا با شاخص گستردگی بالاتر دست یافته‌اند. میانگین شاخص‌های مقایسه بین الگوریتم‌های فرا ابتکاری در حل مسئله مورد بررسی در جدول ۹ نشان داده شده است.

جدول ۹. میانگین شاخص‌های مقایسه کسب شده در بین الگوریتم‌های فرا ابتکاری

CPT	MID	SM	MSI	NPF	شاخص
-----	-----	----	-----	-----	------

۷۸.۹۷	۲۷۲.۰۳	۰.۳۴	۳۴۳۷.۴۹	۳۷.۴۷	NSGA-II
۱۲۵.۶۲	۲۶۴.۳۹	۰.۲۹	۳۳۰۱.۸۸	۲۹.۴۰	MOPSO
۱۰۸.۷۵	۲۵۹.۷۰	۰.۲۸	۳۴۳۵.۲۹	۴۱.۸۷	MOWOA

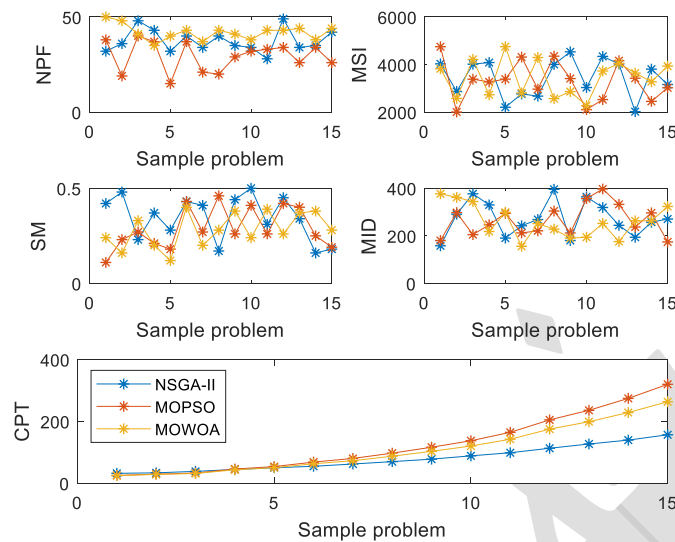
با بررسی میانگین شاخص‌های نیز مشاهده می‌گردد که الگوریتم MOWOA بیشترین تعداد جواب کارا، کمترین فاصله متریک و همچنین کمترین فاصله از نقطه ایده آل را نسبت به دیگر الگوریتم‌ها کسب کرده است. در بین دیگر الگوریتم‌ها، NSGA-II بیشترین شاخص گستردگی و کمترین میانگین زمان حل را به خود اختصاص داده است. این موضوع نشان می‌دهد که میانگین زمان حل توسط الگوریتم‌های فرا ابتکاری کمتر از روش دقیق می‌باشد. در حالی که کیفیت جواب‌های تولید شده توسط این روش‌ها بالاتر از روش دقیق بوده است. از آنجایی که کارایی هر الگوریتمی در یکی از شاخص‌ها مطرح بوده است. برای بررسی معناداری نتایج، از آزمون آماری T-test استفاده شده است. در این آزمون میانگین نتایج ۱۵ مثال عددی در اندازه‌های مختلف در سطح اطمینان ۹۵٪ مورد بررسی قرار گرفته است. از این رو جدول ۱۰ خلاصه نتایج آزمون آماری T-test در سطح اطمینان ۹۵٪ برای بررسی معناداری میانگین نتایج شاخص‌ها در بین الگوریتم‌های فرا ابتکاری را نشان می‌دهد.

جدول ۱۰. نتایج آزمون آماری T-test در سطح اطمینان ۹۵٪

شاخص	الگوریتم	اختلاف میانگین	بازه اطمینان ۹۵٪	آماره T	آماره P
	NSGA-II & MOPSO	۸.۰۷	(۳.۵۶ ۱۲.۵۷)	۳.۸۴	۰.۰۰۲
NPF	NSGA-II & MOWOA	۴.۴۰	(۰.۱۹ ۸.۶۱)	۲.۲۴	۰.۰۴۲
	MOPSO & MOWOA	۱۲.۴۷	(۷.۴۹ ۱۷.۴۴)	۵.۳۷	۰.۰۰۰
	NSGA-II & MOPSO	۱۳۶	(-۴۴۴ ۷۱۵)	۰.۵۰	۰.۶۲۳
MSI	NSGA-II & MOWOA	۲	(-۶۶۷ ۶۷۲)	۰.۰۱	۰.۹۹۴
	MOPSO & MOWOA	۱۳۳	(-۴۲۷ ۶۹۴)	۰.۵۱	۰.۶۱۸
	NSGA-II & MOPSO	۰.۰۵۴۷	(-۰.۰۲۷۸ ۰.۱۳۷۱)	۱.۴۲	۰.۱۷۷
SM	NSGA-II & MOWOA	۰.۰۶۲۷	(-۰.۰۲۷۴ ۰.۱۵۲۸)	۱.۴۹	۰.۱۵۸
	MOPSO & MOWOA	۰.۰۰۸۰	(-۰.۰۵۴۵ ۰.۰۷۰۵)	۰.۲۷	۰.۷۸۸
	NSGA-II & MOPSO	۷.۹	(-۳۵.۷ ۵۱.۴)	۰.۳۹	۰.۷۰۴
MID	NSGA-II & MOWOA	۱۶.۶	(-۴۰.۸ ۷۴.۰)	۰.۶۲	۰.۵۴۶
	MOPSO & MOWOA	۸.۷	(-۵۲.۰ ۶۹.۴)	۰.۳۱	۰.۷۶۴
	NSGA-II & MOPSO	۴۶.۶	(۱۶.۳ ۷۷.۰)	۳.۳۰	۰.۰۰۵
CPT	NSGA-II & MOWOA	۲۹.۸	(۹.۲۷ ۵۰.۳۰)	۳.۱۱	۰.۰۰۸
	MOPSO & MOWOA	۱۶.۸۶	(۷.۰۰ ۲۶.۷۲)	۳.۶۷	۰.۰۰۳

بررسی نتایج آزمون آماری نشان می‌دهد که با توجه به کوچک بودن مقدار آماره P از ۰.۰۵ برای دو شاخص تعداد جواب کارا و زمان حل، بین میانگین‌های این شاخص‌ها در کلیه الگوریتم‌ها اختلاف معناداری وجود دارد. در حالی که بین سایر شاخص‌های مورد بررسی در بین دو الگوریتم‌ها اختلاف معنادار مشاهده نشده است. از این رو بالاتر بودن مقدار تعداد جواب کارا در الگوریتم MOWOA نشان می‌دهد که الگوریتم فرا ابتکاری MOWOA در حل مسئله برنامه‌ریزی تولید و زمان‌بندی ارتباط انسان-ربات در خط تولید کارا تر از دیگر الگوریتم‌ها می‌باشد.

شکل ۱۷ میانگین شاخص‌های بدست آمده توسط هر الگوریتم فرا ابتکاری را در مثال‌های عددی مختلف نشان می‌دهد.



شکل ۱۷. مقایسه شاخص‌های مقایسه در بین روش‌های حل مختلف

با بررسی شکل ۱۷ می‌توان بیان کرد که زمان حل مسئله به صورت نمایی با افزایش اندازه مسئله افزایش می‌یابد. این موضوع دلیلی بر NP-Hard بودن مسئله می‌باشد که در بخش قبل به آن اشاره شد. از این رو ناگزیر برای حل مسائل زمان بندی و برنامه‌ریزی تولید باید از الگوریتم‌های فرا ابتکاری برای حل مسئله استفاده شود.

۵. نتیجه‌گیری و پیشنهادها

یافته‌های تحقیق. در این مقاله به مدل‌سازی و حل یک مسئله برنامه‌ریزی تولید و زمان بندی ارتباط انسان-ربات در شرایط فازی پرداخته شد. مدل در نظر گرفته شده در صدد نحوه استفاده و زمان بندی انسان-ربات در تولید انواع مختلفی از محصولات در خط تولید است. برای این امر سه تابع هدف پیشینه‌سازی ارزش خالص فعلی، کمینه‌سازی حداکثر زمان تکمیل آخرین محصول و کمینه‌سازی مجموع زمان زودکرد و دیرکرد تعریف گردید. از آنجایی که مقدار تقاضا و زمان پردازش به عنوان پارامترهای غیر قطعی در این مسئله مطرح شده اند، از روش برنامه‌ریزی فازی بدینانه برای مواجهه با این پارامترها مورد استفاده قرار گرفت. نتایج حل مدل با استفاده از روش دقیق اپسیلون محدودیت و الگوریتم‌های فرا ابتکاری NSGA-II، MOPSO و MOWOA نشان داد که با کاهش مقدار حداکثر زمان پردازش مقدار ارزش خالص فعلی نیز کاهش یافته است. این موضوع به دلیل افزایش هزینه‌های ناشی از به کارگیری ربات‌ها در پردازش و تولید محصولات در ایستگاه‌های کاری بوده است. همچنین کاهش مقدار ارزش خالص فعلی منجر به کاهش مقدار مجموع زمان زودکرد و دیرکرد نیز شده است.

با بررسی نرخ عدم قطعیت نیز مشاهده شد که با افزایش نرخ عدم قطعیت در مدل ریاضی، مقدار تقاضا و زمان پردازش افزایش یافته است. این موضوع منجر به افزایش هزینه‌های کمبود و تولید و همچنین کاهش مقدار ارزش خالص فعلی در مسئله شده است. در حالی که افزایش نرخ عدم قطعیت در مسئله منجر به افزایش حداکثر زمان پردازش نیز شده است. تحلیل‌ها نشان می‌دهد که بیشترین مقدار مجموع زمان زودکرد و دیرکرد زمانی رخ می‌دهد که مقدار نرخ عدم قطعیت برابر با ۰.۵ باشد. همچنین با انجام تحلیل حساسیت بر روی نرخ بهره بانکی مشاهده گردید که با افزایش ۴ درصد در نرخ بهره بانکی، مقدار ارزش خالص فعلی، ۱۵.۶۸ درصد کاهش یافته است. مقدار نرخ بهره بانکی تأثیری بر روش مقدار حداکثر زمان پردازش و مجموع زمان زودکرد و دیرکرد نداشته است.

تحلیل مثال‌های عددی با اندازه‌های مختلف نیز نشان داد که روش اپسیلون محدودیت توانایی حل مثال‌های عددی با اندازه‌های بزرگ را نداشته است و کیفیت جواب‌های حاصل از الگوریتم‌های فرا ابتکاری بالاتر از روش دقیق بوده است. همچنین تعداد جواب‌های کارا، بیشترین

گسترش و زمان حل در الگوریتم‌های فرا ابتکاری بهتر از روش اپسیلون محدودیت بوده است. در بین الگوریتم‌های فرا ابتکاری نیز MOWOA کارایی مناسب تری نسبت به دیگر روش‌های حل داشته است.

بینش مدیریتی. مدل ارائه شده در این تحقیق علاوه بر رفع مسئله برنامه‌ریزی تولید، زمان‌بندی استفاده همزمان از انسان و ربات را نیز محیا می‌کند. امروزه رقابت در عرصه تولید محصولات با کیفیت منجر به استفاده از ربات‌ها در خط تولید شده است. از این رو ارتباط بین انسان- ربات در تولید انواع مختلفی از محصولات موضوع بسیار مهمی است که در این مقاله به آن پرداخته شده است. مدیران می‌توانند از مدل ارائه شده در این مقاله جهت برنامه‌ریزی تولید و زمان‌بندی ارتباط انسان- ربات در خط تولید استفاده نمایند. همچنین استفاده از روش برنامه‌ریزی تولید و نرخ عدم قطعیت می‌تواند دیدگاه مناسبی را برای مدیران در خصوص اتخاذ تصمیمات استراتژیکی و تاکتیکی ارائه نماید. به طوری که مدیران می‌توانند حداقل و حداکثر هزینه‌های متحمل بر خط تولید را مشاهده کنند و تخصیص مناسبی از ربات‌ها را در خط تولید انجام دهند. زیرا محدودیت موجود در ربات‌ها موضوع مهمی است که واحدهای تولیدی با آن مواجه هستند. مدیران می‌توانند با به کارگیری ربات‌ها به جای انسان برای پردازش و تولید محصولات در ایستگاه‌های کاری مختلف، با وجود افزایش هزینه‌ها به سبب استفاده از ربات‌ها، زمان پردازش و تولید محصول را کاهش دهند. با افزایش هزینه‌ها، مقدار ارزش خالص فعلی کاهش می‌یابد. از سوی دیگر مسئله زمان‌بندی در واحدهای تولیدی به سادگی امکان‌پذیر نیست و نتایج این مقاله نشان می‌دهد که مدیران می‌توانند از الگوریتم‌های ارائه شده در این مقاله در راستای برنامه‌ریزی مناسب تولید و زمان‌بندی ارتباط انسان- ربات استفاده کنند.

پیشنهاد‌های آتی. پیشنهاد‌های زیر برای تحقیقات آتی ارائه می‌شود:

- مدل‌سازی مسئله ارتباط انسان- ربات در مسئله جریان کارگاهی انعطاف پذیر
- ترکیب الگوریتم‌های فرا ابتکاری برای حل مسئله
- در نظر گرفتن تئوری صف در خط تولید محصولات
- پیاده‌سازی مدل در یک مطالعه موردی واقعی

تعارض منافع. برای ارائه مطالب و نگارش این مقاله هیچ‌گونه کمک مالی از هیچ فرد، نهاد و سازمانی دریافت نشده است و نتایج و دستاوردهای این مقاله به نفع یا ضرر سازمان یا فردی خاص نخواهد بود. حضور نویسندگان در این پژوهش به عنوان شاهدهی بی‌طرف ولی متخصص بوده است و نویسندگان هیچ‌گونه تعارض منافی ندارند.

منابع

1. Aerts, D., Arguëlles, J. A., Beltran, L., de Bianchi, M. S., & Sozzo, S. (2024). The Origin of Quantum Mechanical Statistics: Some Insights from the Research on Human Language. *arXiv preprint arXiv:2407.14924*, <https://doi.org/10.20944/preprints202411.2377.v1>
2. Akbari M., Ghasemi, M. (2021). Scheduling employees with different skill levels in small clothing workshops, *Journal of Industrial Management Perspective*, 11(3), 153–180, (In Persian). <https://doi.org/10.52547/jimp.11.3.153>.
3. Alimian, M., Ghezavati, V., & Tavakkoli-Moghaddam, R. (2020). New integration of preventive maintenance and production planning with cell formation and group scheduling for dynamic cellular manufacturing systems. *Journal of Manufacturing Systems*, 56, 341-358, <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.06.011>.
4. Amirnia, A., & Keivanpour, S. (2024). A context-aware real-time human-robot collaborating reinforcement learning-based disassembly planning model under uncertainty. *International Journal of Production Research*, 62(11), 3972-3993, <https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2252526>.

5. Baroud, M. M., Eghtesad, A., Mahdi, M. A., Nouri, M. B., Khordehbinan, M. W., & Lee, S. (2023). A New Method for Solving the Flow Shop Scheduling Problem on Symmetric Networks Using a Hybrid Nature-Inspired Algorithm. *Symmetry*, 15(7), 1409, <https://doi.org/10.3390/sym15071409>.
6. Bazargan-Lari, M. R., Taghipour, S., Zaretalab, A., & Sharifi, M. (2022). Production scheduling optimization for parallel machines subject to physical distancing due to COVID-19 pandemic. *Operations Management Research*, 15(1), 503-527, <https://doi.org/10.1007/s12063-021-00233-9>.
7. Bogner, K., Pferschy, U., Unterberger, R., & Zeiner, H. (2018). Optimised scheduling in human–robot collaboration—a use case in the assembly of printed circuit boards. *International Journal of Production Research*, 56(16), 5522-5540, <https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1470695>.
8. Casalino, A., Mazzocca, E., Di Giorgio, M. G., Zanchettin, A. M., & Rocco, P. (2019, November). Task scheduling for human-robot collaboration with uncertain duration of tasks: a fuzzy approach. In *2019 7th International Conference on Control, Mechatronics and Automation (ICCMA)* (pp. 90-97). IEEE. <https://doi.org/10.1109/iccma46720.2019.8988735>
9. Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., & Meyarivan, T. A. M. T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 6(2), 182-197, <https://doi.org/10.1109/4235.996017>.
10. Faraji Amiri, M. and Behnamian, J. (2020). A Simulation Based Genetic Algorithm for Flowshop Scheduling Problem Considering Energy Cost under Uncertainty. *Journal of Industrial Management Perspective*, 10(2), 9-32, (In Persian). <https://doi.org/10.52547/jimp.10.2.9>.
11. Fattahi, P. , Mohammadi, E. and Daneshamooz, F. (2019). Providing a Harmony Search Algorithm for Solving Multi Objective Job Shop Scheduling Problem with Considering an Assembly Stage and Lot Streaming. *Journal of Industrial Management Perspective*, 9(1), 61-86, (In Persian). <https://doi.org/10.52547/jimp.9.1.61>.
12. Ghaleb, M., Taghipour, S., & Zolfagharinia, H. (2021). Real-time integrated production-scheduling and maintenance-planning in a flexible job shop with machine deterioration and condition-based maintenance. *Journal of Manufacturing Systems*, 61, 423-449, <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2021.09.018>.
13. Gharoun, H., Hamid, M., & Torabi, S. A. (2022). An integrated approach to joint production planning and reliability-based multi-level preventive maintenance scheduling optimisation for a deteriorating system considering due-date satisfaction. *International Journal of Systems Science: Operations & Logistics*, 9(4), 489-511, <https://doi.org/10.1080/23302674.2021.1941394>.
14. Goli, A., Ala, A., & Hajiaghaei-Keshteli, M. (2023). Efficient multi-objective meta-heuristic algorithms for energy-aware non-permutation flow-shop scheduling problem. *Expert Systems with Applications*, 213, 119077, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.119077>.
15. Guo, D. (2024). Fast scheduling of human-robot teams collaboration on synchronised production-logistics tasks in aircraft assembly. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 85, 102620, <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2023.102620>.
16. Guo, X., Fan, C., Zhou, M., Liu, S., Wang, J., Qin, S., & Tang, Y. (2023). Human–robot collaborative disassembly line balancing problem with stochastic operation time and a solution via multi-objective shuffled frog leaping algorithm. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 21(3), 4448-4459, <https://doi.org/10.1109/tase.2023.3296733>.
17. Guzman, E., Andres, B., & Poler, R. (2022). Models and algorithms for production planning, scheduling and sequencing problems: A holistic framework and a systematic review. *Journal of Industrial Information Integration*, 27, 100287, <https://doi.org/10.1016/j.jii.2021.100287>.

18. Ham, A., & Park, M. J. (2021). Human–robot task allocation and scheduling: Boeing 777 case study. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 6(2), 1256-1263, <https://doi.org/10.1109/lra.2021.3056069>.
19. Hari, S. K. K., Nayak, A., & Rathinam, S. (2020). An approximation algorithm for a task allocation, sequencing and scheduling problem involving a human-robot team. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 5(2), 2146-2153, <https://doi.org/10.1109/lra.2020.2970689>.
20. Huang, M., Zhai, Q., Chen, Y., Feng, S., & Shu, F. (2021). Multi-objective whale optimization algorithm for computation offloading optimization in mobile edge computing. *Sensors*, 21(8), 2628, <https://doi.org/10.3390/s21082628>.
21. Liu, Q., Li, X., & Gao, L. (2021). Mathematical modeling and a hybrid evolutionary algorithm for process planning. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 32, 781-797, <https://doi.org/10.1007/s10845-020-01703-w>.
22. Löffler, M., Boysen, N., & Schneider, M. (2023). Human-robot cooperation: coordinating autonomous mobile robots and human order pickers. *Transportation science*, 57(4), 979-998, <https://doi.org/10.1287/trsc.2023.1207>.
23. Lohmer J., Lasch, R. (2020). Production planning and scheduling in multi-factory production networks: a systematic literature review, *International Journal of Production Research*, 59(7), 2028–2054, <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1797207>.
24. Loukil, T., Teghem, J., & Tuytens, D. (2005). Solving multi-objective production scheduling problems using metaheuristics. *European journal of operational research*, 161(1), 42-61, <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2003.08.029>.
25. Lu, C., Gao, L., Pan, Q., Li, X., & Zheng, J. (2019). A multi-objective cellular grey wolf optimizer for hybrid flowshop scheduling problem considering noise pollution. *Applied Soft Computing*, 75, 728-749, <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.11.043>.
26. Maderna, R., Pozzi, M., Zanchettin, A. M., Rocco, P., & Prattichizzo, D. (2022). Flexible scheduling and tactile communication for human–robot collaboration. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 73, 102233, <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2021.102233>.
27. Muñoz-Díaz, M. L., Escudero-Santana, A., & Lorenzo-Espejo, A. (2024). Solving an Unrelated Parallel Machines Scheduling Problem with machine-and job-dependent setups and precedence constraints considering Support Machines. *Computers & Operations Research*, 163, 106511, <https://doi.org/10.1016/j.cor.2023.106511>.
28. Nourmohammadi, A., Fathi, M., & Ng, A. H. (2024). Balancing and scheduling human-robot collaborated assembly lines with layout and objective consideration. *Computers & industrial engineering*, 187, 109775, <https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109775>.
29. Qin, W., Zhang, J., & Song, D. (2018). An improved ant colony algorithm for dynamic hybrid flow shop scheduling with uncertain processing time. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 29, 891-904, <https://doi.org/10.1007/s10845-015-1144-3>.
30. Rastgar, I., Rezaeian, J., Mahdavi, I., & Fattahi, P. (2023). A novel mathematical model for Integration of Production Planning and Maintenance Scheduling. *International Journal of Industrial Engineering and Management*, 14(2), 122-137, <https://doi.org/10.24867/ijiem-2023-2-328>.
31. Roshanaei, V., Azab, A., & ElMaraghy, H. (2013). Mathematical modelling and a meta-heuristic for flexible job shop scheduling. *International Journal of Production Research*, 51(20), 6247-6274, <https://doi.org/10.1080/00207543.2013.827806>.
32. Sadik, A. R., & Urban, B. (2017). Flow shop scheduling problem and solution in cooperative robotics—case-study: One cobot in cooperation with one worker. *Future Internet*, 9(3), 48, <https://doi.org/10.3390/fi9030048>.

33. Seyed Bathaee, M. S. , Ghahremani-Nahr, J. , Nozari, H. and Najafi, S. E. (2022). Designing a Mathematical Model of a Collaborative Production System Based on Make to Order under Uncertainty. *Journal of Industrial Management Perspective*, 12(1), 193-224, (In Persian). <https://doi.org/10.52547/jimp.12.1.193>.
34. Shao, W., Shao, Z., & Pi, D. (2020). Modeling and multi-neighborhood iterated greedy algorithm for distributed hybrid flow shop scheduling problem. *Knowledge-Based Systems*, 194, 105527, <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2020.105527>.
35. Vahedi-Nouri, B., Tavakkoli-Moghaddam, R., Hanzálek, Z., & Dolgui, A. (2024). Production scheduling in a reconfigurable manufacturing system benefiting from human-robot collaboration. *International Journal of Production Research*, 62(3), 767-783, <https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2173503>.
36. Vieira, M., Moniz, S., Gonçalves, B. S., Pinto-Varela, T., Barbosa-Póvoa, A. P., & Neto, P. (2022). A two-level optimisation-simulation method for production planning and scheduling: the industrial case of a human–robot collaborative assembly line. *International Journal of Production Research*, 60(9), 2942-2962, <https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1906461>.
37. Vital-Soto, A., Baki, M. F., & Azab, A. (2023). A multi-objective mathematical model and evolutionary algorithm for the dual-resource flexible job-shop scheduling problem with sequencing flexibility. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 35(3), 626-668, <https://doi.org/10.1007/s10696-022-09446-x>.
38. Wang, D., & Zhang, J. (2024). Flow shop scheduling with human–robot collaboration: a joint chance-constrained programming approach. *International Journal of Production Research*, 62(4), 1297-1317, <https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2181025>.
39. Xu, W., Sun, H. Y., Awaga, A. L., Yan, Y., & Cui, Y. J. (2022). Optimization approaches for solving production scheduling problem: A brief overview and a case study for hybrid flow shop using genetic algorithms. *Advances in Production Engineering & Management*, 17(1), 45-56, <https://doi.org/10.14743/apem2022.1.420>.
40. Yazdani, M., Amiri, M., Zandieh, M. (2010). Flexible job-shop scheduling with parallel variable neighborhood search algorithm, *Expert Systems with Applications*, 37(1), 678–687, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.06.007>.
41. Yu, F., Lu, C., Zhou, J., & Yin, L. (2024). Mathematical model and knowledge-based iterated greedy algorithm for distributed assembly hybrid flow shop scheduling problem with dual-resource constraints. *Expert Systems with Applications*, 239, 122434, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122434>.
42. Yu, T., Huang, J., & Chang, Q. (2021). Optimizing task scheduling in human-robot collaboration with deep multi-agent reinforcement learning. *Journal of Manufacturing Systems*, 60, 487-499, <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2021.07.015>.