

Paper Type: Original Article



Presenting a Model for Solving Lot-Streaming Hybrid Flow Shop Scheduling Problem by Considering Independent Setup Time and Transportation Time

Roja Rouhbakhsh¹, Esmacil Mehdizadeh^{1,*} , Mohammad Amin Adibi¹

¹ Department of Industrial and Mechanical Engineering, Qazvin Branch, Islamic Azad University, Qazvin, Iran; ruhakhsh.ie.69@gmail.com; emehdi@qiau.ac.ir; adibi@qiau.ac.ir.

Citation:



Rouhbakhsh, R., Mehdizadeh, E., & Adibi, M, A. (2023). Presenting a model for solving lot-streaming hybrid flow shop scheduling problem by considering independent setup time and transportation time. *Journal of decisions and operations research*, 8(2), 307-332.

Received: 17/08/2021

Reviewed: 21/09/2021

Revised: 09/11/2021

Accepted: 15/12/2021

Abstract

Purpose: Lot streaming, which has much attention in recent years, is an effective technique to increase production efficiency in a production system by splitting a job into several smaller parts in a multi-stage production system. But important assumptions that exist in the real-world scheduling environment are always ignored. Hence, in this paper, these assumptions are discussed and the results are reviewed. In this paper, the aim is solving a multi objective mathematical model for solving hybrid flow shop scheduling problem with lot-streaming, setup time and transportation time.

Methodology: At first, a multi objective mathematical programming model is presented for solving the problem. Then, by weighting method, the multi objective model convert to single objective model and GAMS software is used to solve the small size problems to show the performance of the mathematical model. Inspired by previous studies, two multi objective metaheuristic algorithms based on the genetic algorithm is used to solve the large-scale problems. To illustrate the performance of the proposed metaheuristic algorithms, the obtained results of the algorithms compared with GAMS outputs in single mode.

Findings: To validate the proposed model, a sample is solved using GAMS software and compared with the genetic algorithm. The obtained results show the performance of the mathematical model. Then, two proposed algorithms are used to solve the large-scale problems. For this purpose, 30 instance problems are randomly generated and six indicators are used to compare the algorithms. After performing the experiments and comparing the algorithms with each other, the results show NRGGA algorithm performs better than NSGA-II.

Originality/Value: In this paper, for solving a multi objective hybrid flow shop scheduling problem with lot-streaming mathematical model with the aim of minimizing the makespan and total tardiness, the sequence-dependent setup time and the transportation time constraints between consecutive stages are considered. Since the problem is NP-hard, NSGA-II and NRGGA algorithms were used to solve the proposed problem.

Keywords: Scheduling, Hybrid flow shop, Lot-streaming, Transportation time, Setup time.

Corresponding Author: emehdi@qiau.ac.ir

 <http://dorl.net/dor/20.1001.1.25385097.1402.8.2.2.6>



Licensee. **Journal of Decisions and Operations Research**. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>).



ارایه مدلی برای حل مساله زمان بندی جریان کارگاهی مختلط با جریان کالا و در نظر گرفتن زمان آماده سازی وابسته به توالی و زمان حمل و نقل

روجا روح بخش^۱، اسماعیل مهدی زاده^{۱*}، محمد امین ادیبی^۱
اگره مهندسی صنایع و مکانیک، واحد قزوین، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران.

چکیده

هدف: جریان کالا یک تکنیک موثر برای افزایش کارایی تولید در یک سیستم تولیدی، با تبدیل یک کار به چندین قسمت کوچک تر می باشد که در سال های اخیر توجه های زیادی را به خود جلب کرده است؛ اما همواره از مفروضات مهمی که در محیط واقعی زمان بندی وجود دارد چشم پوشی شده است. هدف از انجام این مقاله ارایه یک مدل ریاضی چند هدفه برای حل مساله زمان بندی جریان کارگاهی مختلط با جریان کالا و در نظر گرفتن زمان آماده سازی وابسته به توالی و زمان حمل و نقل می باشد.

روش شناسی پژوهش: در ابتدا برای حل مساله یک مدل برنامه ریزی ریاضی چند هدفه ارایه و آن گاه برای بررسی کارایی مدل ارایه شده، مدل به صورت وزنی به تک هدفه تبدیل شده و مثال هایی در ابعاد کوچک طراحی و با استفاده از سالور *Cplex* نرم افزار *GAMS* حل می شود. سپس با الهام از مطالعات پیشین برای حل مساله در ابعاد بزرگ، از الگوریتم های فرا ابتکاری مبتنی بر الگوریتم ژنتیک چند هدفه بهره گرفته می شود. برای بررسی کارایی الگوریتم ها، نتایج حاصل از سالور *Cplex* نرم افزار *GAMS* با خروجی حاصل از الگوریتم های فرا ابتکاری در حالت تک هدفه مقایسه می شود.

یافته ها: برای اعتبار سنجی مدل پیشنهادی نمونه مساله ای در ابعاد کوچک آورده شده است که با استفاده از سالور *Cplex* نرم افزار *GAMS*، حل شده است و برای اعتبار سنجی الگوریتم های فرا ابتکاری مثال هایی در ابعاد کوچک حل و با جواب های حاصل از سالور *Cplex* نرم افزار *GAMS* مقایسه شده است. مقایسه نشان می دهد که الگوریتم های فرا ابتکاری از کارایی مناسبی برخوردار هستند. سپس برای حل مدل در ابعاد بزرگ تر از دو الگوریتم پیشنهادی استفاده شده است. برای این منظور، ۳۰ نمونه مساله به صورت تصادفی تولید شده و از شش شاخص برای مقایسه الگوریتم ها استفاده شده است. بعد از انجام آزمایش ها و مقایسه الگوریتم ها با یکدیگر، نتایج به دست آمده، کارایی بیش تر الگوریتم ژنتیک رتبه بندی نامغلوب ها^۱ را نسبت به الگوریتم *NSGA-II* در حداقل سه شاخص نشان می دهد.

اصالت/ارزش افزوده علمی: در این مقاله محدودیت های زمان آماده سازی وابسته به توالی و زمان حمل و نقل بین ایستگاه های متوالی برای مساله زمان بندی جریان کارگاهی مختلط با جریان کالا به منظور حل یک مدل ریاضی با هدف کمینه سازی ماکزیمم زمان تکمیل و مجموع تاخیر کارها در نظر گرفته شده که فرض شده است زمان حمل و نقل مستقل از کارها است و تنها یک وسیله نقلیه بین هر دو ایستگاه متوالی وجود دارد. جهت حل مدل در ابعاد بزرگ و با توجه به *NP-hard* بودن مساله از الگوریتم های *NSGA-II* و *NRGA* استفاده شد.

کلیدواژه ها: زمان بندی، جریان کارگاهی مختلط، جریان کالا، زمان حمل و نقل، زمان آماده سازی.

۱- مقدمه

زمان بندی عبارت است از تخصیص منابع محدود و یا چیدمان موجودی های در دسترس مانند جلسات، کنفرانس ها، امتحانات، افراد، کارها، ماشین آلات و ... به یک مجموعه از فعالیت ها به صورت یک الگو در یک بازه زمانی به طوری که محدودیت ها ارضا شوند و یک یا

¹ Non-dominated Ranking Genetic Algorithm (NRGA)





چند هدف مشخص شده به دست آید. در واقع در زمان‌بندی به دنبال مدیریت و تخصیص منابع تولیدی موجود در طول زمان در دسترس به یک سری از وقایع، فرآیندها و کارها به منظور تولید کالا و خدمات هستیم. مسایل زمان‌بندی در محیط‌های تولیدی به سه دسته مساله جریان کارگاهی، کار کارگاهی و کار کارگاهی باز تقسیم می‌شوند. مساله جریان کارگاهی مختلط^۱، یک شاخه از مساله جریان کارگاهی است که یکی از پرکاربردترین مسایل زمان‌بندی تولید است و نقش بسیار مهمی در تولیدات صنعتی و سیستم‌های تولیدی دارد. *HFS* از نظر نوع مساله و پیچیدگی زمان حل جز مساله‌های *NP-hard* می‌باشد. برای نمونه، مساله جریان کارگاهی مختلط دارای دو مرحله پردازش، حتی اگر در حالتی که یک مرحله شامل دو ماشین و مرحله دیگر تنها یک ماشین داشته باشند باز هم *NP-hard* است [1].

در مطالعات *HFS*، هر کار قبل از این‌که عملیات روی آن به صورت کامل پایان یابد، مجاز به حرکت به مرحله پایین دست یا بعدی نیست. با این وجود، در محیط‌های رقابتی جهانی امروز، چنین باید و نبایدهایی می‌تواند اثرات مخرب و منفی در بازدهی زمان‌بندی داشته باشد و نمی‌تواند در بسیاری از سیستم‌های تولیدی واقعی مانند الکترونیک، اتصال‌دهنده‌ها و صنایع کاشی‌سرامیکی که در آن‌ها، کارها از بسیاری از اقلام یا زیرمجموعه‌های یکسان تشکیل شده است، تامین شود. با هم‌پوشانی عملیات مورد نیاز برای پردازش سفارش تولید، می‌توان بهره‌وری بیش تری از یک سیستم تولیدی را به دست آورد. این روش با عنوان "جریان کالا"^۲ شناخته می‌شود.

مفهوم "جریان کالا" به این معنی است که در عملیات مورد نظر یک کار به چندین زیرمجموعه از کارها تبدیل می‌شود که به آن‌ها اجازه می‌دهد تا در سیستم‌های تولیدی چندایستگاهی به صورت جداگانه زمان‌بندی شوند. "جریان کالا" به عنوان یک روش موردتایید برای کاهش ماکزیمم زمان تکمیل، زمان چرخه مورد نیاز، تجهیزات مورد نیاز برای انتقال مواد و میانگین موجودی کار در پردازش پدیدار شده است. گرچه مفهوم "جریان کالا" اولین بار توسط ریتر [2] عرضه شد؛ اما امروزه نیز به دلیل مزیت اساسی آن شامل کاهش زمان انتظار محصولات تولیدی، احتیاج به فضا و ذخیره‌سازی موقت و در مجموع برای اجرای استراتژی‌هایی که براساس زمان هستند به کار گرفته شده است [3-8]. در صنعت سرامیک، سفال و کاشی‌سازی، زمانی که دسته‌ای از کاشی‌های سرامیکی از هزاران کاشی سرامیکی تشکیل شده‌اند می‌توان از قاعده "جریان کالا" بهره برد. به این صورت که تمامی دسته‌های کاشی‌ها در زمان گذشتن از خطوط قالب‌گیری و لعاب و رنگ‌آمیزی به ماشین‌های کوره نیازمند اتمام کامل کارها بر روی آن‌ها نیست و هم‌پوشانی آن‌ها کفایت می‌کند؛ یا زمانی که کارها شامل تولید دسته‌هایی از میله‌های اتصال موتور هستند، نیازی نیست که برای همه میله‌های درون دسته صبر کرد تا بعد از اتمام به ماشین بعدی منتقل شوند. هم‌چنین در فرآیند تولید اتصال‌دهنده‌ها که شامل هزاران پیچ، پرچ، میخ و ... هستند، برای رفتن به ماشین بعدی نیازی نیست تا دسته کامل شود. هم‌چنین در محیط‌های الکترونیکی و نیمه‌هادی که کارها شامل هزاران اجزای الکترونیکی هستند، نیازی نیست تا همه اقلام موجود در این دسته تکمیل شوند. در بیش تر مسایل زمان‌بندی، از زمان آماده‌سازی چشم‌پوشی می‌شود و یا آن را به عنوان یک بخشی از زمان پردازش در نظر می‌گیرند که این امر منجر به ساده‌سازی زمان‌بندی می‌شود، اما در دنیای واقعی این فرض غیرواقعی است و زمان آماده‌سازی در مواقعی که کارها روی ماشین‌ها تغییر می‌کنند اجتناب‌ناپذیر است. اولیونگو و همکاران [9] که برای اولین بار این مساله را عنوان کردند، دو مفهوم زمان آماده‌سازی وابسته به توالی و زمان آماده‌سازی وابسته به ماشین را مطرح کردند. در زمان آماده‌سازی وابسته به توالی، زمان آماده‌سازی به کار فعلی که در حال پردازش است بستگی دارد و هم‌چنین به کار قبلی که روی آن ماشین پردازش شده است. در سال‌های اخیر مفهوم "جریان کالا" در زمان‌بندی جریان کارگاهی مختلط، توجهات زیادی را به خود جلب کرده است.

قمی و همکاران [10] دو مدل زمان‌بندی برای سیستم جریان کارگاهی مختلط با زمان آماده‌سازی وابسته به توالی را توسعه دادند. هم‌چنین برای حل این مدل‌ها یک الگوریتم شاخه و حد توسعه داده شده است. با توجه به کارایی پایین روش شاخه و حد برای حل مسایل این رده، از الگوریتم‌های ایمنی مصنوعی کمک گرفته و یک الگوریتم ایمنی کارا برای حل مدل توسعه داده شده است. بررسی عملکرد الگوریتم مزبور آن‌ها حاکی از موفقیت الگوریتم در حل مسایل نسبتاً بزرگ بود. فتاحی و دانش‌آموز [11] مساله زمان‌بندی تولید کارگاهی همراه با یک مرحله مونتاژ موازی و جریان محموله با هدف حداقل کردن زمان تکمیل محصولات در نظر گرفتند. آن‌ها برای حل مساله خود از الگوریتم‌های ترکیبی ژنتیک و شبیه‌سازی تبرید، جست‌وجوی همسایگی متغیر و جست‌وجوی همسایگی متغیر موازی استفاده کردند. لالیسا و همکاران [12] یک مدل *MILP* را برای مساله جریان کارگاهی مختلط با جریان کالا برای ایجاد یک برنامه زمانی که ماکزیمم زمان تکمیل را به حداقل می‌رساند، فرموله کردند. چن و همکاران [13] به بررسی مدل برنامه‌ریزی مختلط چندهدفه برای حل

¹ Hybrid Flow Shop (HFS)

² Lot_streaming



مساله جریان کارگاهی مختلط با جریان کالا به منظور کمینه سازی ماکزیمم زمان تکمیل و انرژی مصرفی پرداختند. باقری و همکاران [14] به ارایه یک مدل سه هدفه عدد صحیح مختلط در محیط جریان کارگاهی به بررسی کاهش مصرف انرژی، زمان اتمام و زمان دیرکرد کارها پرداختند. آن‌ها از الگوریتم‌های *NSGA-II* و *SPEA-II* برای حل مساله خود استفاده کردند. ونگ و همکاران [15] یک مدل *MILP* با دو ناهم خوانی^۱ در زمینه جریان کالا و دسته‌های قابل ادغام با زیرمجموعه‌های متغیر، گروه محصولات ناسازگار و زمان آماده سازی وابسته به توالی را در جریان کارگاهی مختلط دوهدفه به منظور کمینه سازی مجموع وزنی زمان تکمیل مورد بررسی قرار دادند. ونگ و همکاران [16] یک مساله زمان بندی جریان کارگاهی مختلط بدون انتظار دوايستگاهی با زمان‌های وابسته به توالی و با هدف حداقل سازی میکسپن را در نظر گرفتند. برای حل مساله خود از الگوریتم شاخه و کران، جست و جوی ممنوع و سه روش هیوریستیک بهره بردند. هان و همکاران [17] از *NMBO*^۲ به منظور حداقل سازی ماکزیمم زمان تکمیل برای مساله زمان بندی جریان کارگاهی مختلط با جریان کالا پرداختند. هی و همکاران [18] *ROIRP* تحت *HFS* را مورد مطالعه قرار دادند و یک مدل برنامه ریزی مجدد *event-driven* با در نظر گرفتن آیتم‌ها، زمان‌های آماده سازی وابسته به توالی، زمان‌های حمل و نقل با هدف مینیمم کردن میکسپن، مجموع زمان حمل و نقل و مجموعه انحراف دستگاه مورد مطالعه قرار دادند. الگوریتم *NSGA-II* برای حل مساله به کار برده شده و با سایر الگوریتم‌ها مقایسه شد.

لیو و همکاران [19] در پژوهش خود مساله زمان بندی جریان کارگاهی مختلط با بازده انرژی برای عملیات آهنگری را ارایه دادند. سپس یک مدل ریاضی جدید با در نظر گرفتن فاکتورهای زمان چندگانه مانند زمان انتظار، زمان آماده سازی، زمان پردازش، زمان تنظیم و زمان حمل و نقل برای حل مساله برنامه ریزی تولید آهنگری پیشنهاد دادند. مریچلوم و همکاران [20] مساله زمان بندی جریان کارگاهی مختلط با ماشین‌های موازی در هر ایستگاه را به منظور کمینه کردن مجموع وزنی تکمیل کار و زمان جریان کل با اثرات فاکتورهای انسانی مورد مطالعه قرار دادند. به منظور حل مساله در *PSO*، دو راه حل اولیه توسط قانون کوتاه‌ترین زمان پردازش^۳ و *NEH*^۴ تولید شد. الگوریتم *PSO* پیشنهادی با یک مساله مطالعه موردی که شبیه به محیط‌های جریان کارگاهی مختلط بود و هم چنین با مسایل تصادفی اعتبارسنجی شد که نتایج آن‌ها حاکی از اثربخشی الگوریتم پیشنهادی دادند. لی و همکاران [21] یک مدل ریاضی مبتنی بر موقعیت ماشین و یک الگوریتم کلونی زنبورهای مصنوعی گسسته^۵ را برای زمان بندی جریان کارگاهی مختلط توزیع شده با هدف بهینه سازی دامنه عملیات ارایه دادند. نتایج آن‌ها عملکرد بهتر الگوریتم پیشنهادی نسبت به سایر الگوریتم موجود در ادبیات را نشان داد. کای و همکاران [22] به بررسی مساله زمان بندی جریان کارگاهی مختلط با زمان آماده سازی وابسته به توالی پرداختند. آن‌ها از یک جست و جوی متغیر مشارکتی^۶ برای بهینه سازی شاخص توافق کل و دامنه عملیات فازی به طور هم‌زمان استفاده کردند که نتایج آن‌ها کارا بودن *CVS* را نشان می‌داد. لی و همکاران [23] یک هیوریستیک مبتنی بر *MOEA/D*^۸ را به منظور حل مساله زمان بندی جریان کارگاهی مختلط با جریان کالا پرداختند. ونگ و همکاران [24] الگوریتم *IMBO* را برای مساله *HFS* خود به منظور کمینه سازی ماکزیمم زمان تکمیل ارایه دادند. با توجه به ویژگی‌های مساله *HLFS*، آن‌ها یک ساختار جست و جوی محلی ترکیبی را پیشنهاد دادند که از چهار اپراتور محلی مختلف تشکیل می‌شد. شاو و همکاران [25] به بررسی مساله زمان بندی جریان کارگاهی مختلط با هدف کمینه سازی زمان تکمیل و مجموع هزینه تاخیر کل پرداختند. آن‌ها یک الگوریتم چندهدفه مبتنی بر جست و جوی محلی برای حل مساله خود پرداختند. دبیری و همکاران [26] مساله زمان بندی جریان کارگاهی مختلط تک هدفه با در نظر گرفتن مفهوم "رد کار"^۹ به منظور کمینه سازی مجموع هزینه تاخیر کل کارهای زمان بندی شده و مجموع هزینه‌های کارهای ردا شده را مدل کردند. نتایج آن‌ها اثربخشی الگوریتم پیشنهادی آن‌ها را نشان داد.

مادقلو و همکاران [27] مساله زمان بندی جریان کارگاهی مختلط را با ماشین‌های موازی و زمان‌های آماده سازی و حمل و نقل با هدف مینیمم سازی دامنه عملیات مطرح کردند. آن‌ها برای حل این مساله از الگوریتم *PSO* که با الگوریتم ژنتیک و اکتشافی مقایسه شد، استفاده کردند که نتایج آن اثربخشی بهتر الگوریتم *PSO* را نشان داد. تیموری و همکاران [28] به زمان بندی هم‌زمان کارها و حمل و نقل در یک سیستم کارگاهی مختلط پرداختند که چندین کار، وسایل نقلیه و ایستگاه‌هایی با ماشین‌های غیر مرتبط موازی در نظر گرفته شد.

¹ Inequalities

² Novel Migrating Birds Optimization (NMBO)

³ Rush order insertion rescheduling problem

⁴ Shortest Processing Time (SPT)

⁵ Constructive heuristic developed by Nawaz, Enscore, and Ham (NEH)

⁶ Discrete Artificial Bee Colony (DABC)

⁷ Collaborative Variable Search (CVS)

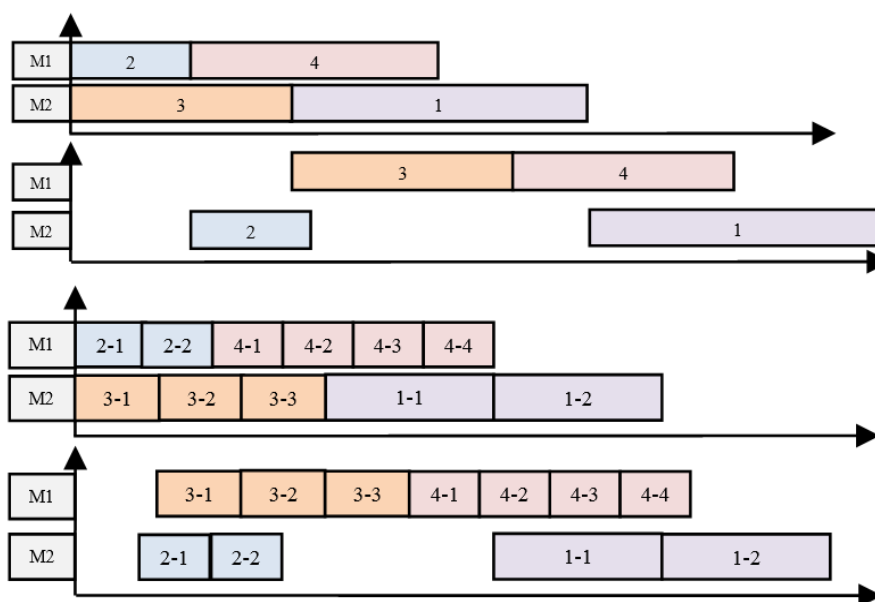
⁸ A Multiobjective Evolutionary Algorithm based on (MOEA/D)

⁹ Job rejection



آن‌ها برای حل مساله خود از $RLSH^1$ استفاده کردند و آن را با الگوریتم ژنتیک مقایسه کردند. نتایج، اثربخشی الگوریتم پیشنهادی آن‌ها را نشان داد. انگین و ایشلر [29] به بررسی مساله زمان‌بندی جریان کارگاهی مختلط فازی پرداختند. آن‌ها از الگوریتم PG^2 برای حل مساله خود استفاده کردند. زنجانی و همکاران [30] مساله زمان‌بندی جریان کارگاهی مختلط چندهدفه پایدار را مورد مطالعه قرار دادند. آن‌ها برای حل مساله خود از یک مدل برنامه‌ریزی مختلط پایدار چندهدفه استفاده کردند.

در مقاله پیش‌رو، با توجه به در نظر گرفتن مفهوم جریان کالا و تقسیم شدن کارها در گروه‌های کوچک‌تر فرض شده است که بین زیرمجموعه‌های هر کار زمان آماده‌سازی وجود ندارد که این امر کاملاً بدیهی است؛ به این دلیل که کارها شبیه به هم هستند و تقسیم‌بندی کارها به ابعاد کوچک‌تر تغییری در نوع آن کار به وجود نمی‌آورد. زمان حمل و نقل نیز به‌عنوان دیگر فرض موجود در مسایل زمان‌بندی، در این مقاله به‌کار گرفته شده است. زمان حمل و نقل می‌تواند وابسته به کارها و یا مستقل از کارها باشد. در این مقاله فرض شده است که زمان حمل و نقل مستقل از کارها است و تنها یک وسیله نقلیه بین هر دو ایستگاه متوالی وجود دارد که بعد از اتمام هر کار روی هر ماشین در هر ایستگاه، آن کار را به ایستگاه بعدی و روی ماشین مورد نظر می‌برد.



شکل ۱ - زمان‌بندی با وجود جریان کالا و بدون وجود جریان کالا.
Figure 1- Scheduling with lot-streaming and without lot-streaming.

بر اساس مطالعاتی که انجام شده، تاکنون بر روی مساله زمان‌بندی جریان کارگاهی مختلط با مفروضاتی چون زمان آماده‌سازی وابسته به توالی و زمان حمل و نقل مطالعاتی انجام نشده است. برای مثال ژانگ و همکاران [31] که پژوهش آن‌ها به‌عنوان تحقیق پایه‌ای این مقاله نیز می‌باشد، در تحقیق خود از این مفروضات چشم‌پوشی کردند. در این مقاله، مساله جریان کارگاهی مختلط با جریان کالا و زمان آماده‌سازی وابسته به توالی و زمان حمل و نقل بین هر دو ایستگاه متوالی در نظر گرفته شده است و یک مدل چندهدفه ریاضی برای آن توسعه داده شده و برای حل از الگوریتم‌های $NSGA-II$ و $NRGA$ بهره گرفته شده است.

در بخش ۱، مقدمه شامل مبانی و پیشینه پژوهش آورده می‌شود. بخش ۲ به روش پژوهش و معرفی کامل مساله مورد نظر از جمله تعریف مساله، فرضیات و محدودیت‌ها، اهداف و معرفی مدل ریاضی پیشنهادی می‌پردازد. در بخش ۳ الگوریتم‌های پیشنهادی برای حل مساله چندهدفه مورد نظر ارائه می‌شوند. بخش ۴ با نتایج محاسباتی مدل پیشنهادی سروکار دارد و در نهایت، در بخش ۵، نتیجه‌گیری و پیشنهادها آتی مطرح شده است.

¹ Recursive Local Search Heuristic (RLSH)

² Parallel Greedy (PG)

Table 1- Comparison of this study with previous studies.

نویسنده	جریان کالا	تابع هدف	زمان آماده‌سازی	زمان حمل و نقل	ماشین موازی	روش حل
اولیونگو و همکاران [9]	خیر	کمینه‌سازی بیش‌ترین زمان تکمیل کار	بله	بله	بله	ابتکاری
قمی و همکاران [10]	خیر	کمینه‌سازی مجموع هزینه تاخیر کل کارهای زمان‌بندی‌شده و کمینه‌سازی بیش‌ترین زمان تکمیل کار	بله	خیر	بله	ابتکاری و شاخه و حد
لالیسا و همکاران [12]	بله	کمینه‌سازی بیش‌ترین زمان تکمیل کار	خیر	خیر	بله	ابتکاری
چن و همکاران [13]	بله	کمینه‌سازی بیش‌ترین زمان تکمیل کار	بله	خیر	بله	ابتکاری
باقری و همکاران [14]	خیر	کاهش مصرف انرژی، زمان اتمام و زمان دیرکرد کارها	خیر	خیر	بله	NSGA-II SPEA-II
هان و همکاران [17]	بله	کمینه‌سازی بیش‌ترین زمان تکمیل کار	خیر	خیر	خیر	ابتکاری
ونگ و همکاران [15]	خیر	کمینه‌سازی بیش‌ترین زمان تکمیل کار	بله	خیر	بله	ابتکاری
ونگ و همکاران [16]	خیر	کمینه‌سازی بیش‌ترین زمان تکمیل کار	بله	خیر	بله	ابتکاری
هی و همکاران [18]	خیر	کمینه‌سازی بیش‌ترین زمان تکمیل کار، مجموع زمان حمل و نقل و مجموعه انحراف دستگاه	بله	بله	بله	NSGA-II
لیو و همکاران [19]	خیر	کمینه‌سازی بیش‌ترین زمان تکمیل کار	بله	بله	خیر	PSO
مریچلوان و همکاران [20]	خیر	کمینه‌سازی بیش‌ترین زمان تکمیل کار	خیر	خیر	بله	IPSO
لی و همکاران [21]	بله	کمینه‌سازی بیش‌ترین زمان تکمیل کار	خیر	خیر	بله	ابتکاری
کای و همکاران [22]	خیر	کمینه‌سازی بیش‌ترین زمان تکمیل کار	بله	خیر	بله	ابتکاری
ونگ و همکاران [24]	بله	کمینه‌سازی بیش‌ترین زمان تکمیل کار	خیر	خیر	بله	IMBO
شاو و همکاران [25]	خیر	کمینه‌سازی بیش‌ترین زمان تکمیل کار و مجموع هزینه تاخیر کار	خیر	خیر	بله	ابتکاری
مادن اغلو و همکاران [27]	خیر	کمینه‌سازی بیش‌ترین زمان تکمیل کار	بله	بله	بله	PSO
تیموری و همکاران [28]	خیر	کمینه‌سازی بیش‌ترین زمان تکمیل کار	خیر	بله	خیر	ابتکاری
دبیری و همکاران [26]	خیر	کمینه‌سازی مجموع هزینه تاخیر کل کارهای زمان‌بندی‌شده و مجموع هزینه‌های کارهای رد شده	خیر	خیر	بله	ابتکاری
انگین و ایشلر [29]	خیر	کمینه‌سازی تاخیر کارها، زمان آماده‌سازی و زمان بیکاری و مجموع زمان جریان کار	بله	خیر	بله	ابتکاری
زنجانی و همکاران [30]	خیر	کمینه‌سازی مجموع هزینه تاخیر کل کارهای زمان‌بندی‌شده و کمینه‌سازی بیش‌ترین زمان تکمیل کار	خیر	خیر	بله	ابتکاری
فتاحی و دانش‌آموز [11]	بله	حداقل کردن زمان تکمیل محصولات	خیر	خیر	بله	فرا ابتکاری
مقاله حال حاضر	بله	کمینه‌سازی مجموع هزینه تاخیر کل کارها و بیش‌ترین زمان تکمیل کار	بله	بله	بله	NSGA-II & NRGA

۲- روش پژوهش

مرور مقالات در زمینه پژوهش مورد نظر نشان می‌دهد که تا به امروز فرضیه‌های مهمی از جمله زمان آماده‌سازی و زمان حمل و نقل ماشین‌آلات در مساله زمان‌بندی جریان کارگاهی مختلط با جریان کالا در نظر گرفته نشده است. برای این منظور، برای حل مساله مورد نظر، در ابتدا مدلی با مفروضات ذکر شده ارائه می‌شود. سپس مساله در ابعاد کوچک با روش دقیق و توسط سالور *Cplex* نرم‌افزار *GAMS* حل می‌شود؛ اما از آنجایی که مساله مورد نظر *NP-hard* است و از روش‌های حل دقیق نمی‌توان مسایلی با ابعاد بزرگ‌تر را حل





کرد، سراغ روش‌های فرا ابتکاری می‌رویم که در بخش‌های بعدی به تفصیل بیان می‌شود. قابل ذکر است که در این تحقیق کاربردی، تمامی داده‌ها کاملاً تصادفی است و با استفاده از روش تحلیل واریانس تجزیه و تحلیل شده‌اند.

بنابراین مفروضات مساله می‌تواند به این صورت تعریف شود که همه ماشین‌ها در لحظه صفر در دسترس هستند و هر ماشین در هر لحظه از زمان تنها یک زیرمجموعه را می‌تواند پردازش کند؛ هم‌چنین هر زیرمجموعه در هر لحظه از زمان تنها توسط یک ماشین پردازش می‌شود. تمامی زیرمجموعه‌ها در لحظه صفر در دسترس هستند و باید به ترتیب انجام شوند و قابلیت ادغام شدن با زیرمجموعه‌های کارهای دیگر را ندارند. زمان انجام هر فعالیت یک عدد صحیح مثبت می‌باشد. زمان آماده‌سازی وابسته به توالی است و برای هر دسته زیرمجموعه از یک کار زمان آماده‌سازی در نظر گرفته می‌شود. زمان حمل و نقل نیز مستقل از کارها و بین ایستگاه‌ها است.

مجموعه‌ها

S : مجموعه ایستگاه‌ها ($s = 1, 2, \dots, S$).

J : مجموعه کارها ($j, j' = 1, 2, \dots, J$).

M : تعداد ماشین‌های موجود در ایستگاه s ($m = 1, 2, \dots, M$).

l_j : تعداد زیرمجموعه‌های کار j ($e = 1, \dots, l_j$).

پارامترها

$p_{(m,j,e)}^s$: زمان پردازش eth زیرمجموعه از کار j در ایستگاه s روی ماشین m .

d_j : موعد تحویل کار j .

$st_{(m,j)}^s$: زمان آماده‌سازی کار j روی ماشین m بعد از پردازش کار j' در ایستگاه s .

$st_{m,j}^s$: زمان آماده‌سازی کار j ، اگر کار j اولین کار پردازش شده روی ماشین m در ایستگاه s باشد.

$T_{s-1,s}$: زمان حمل و نقل از ایستگاه $s-1$ به ایستگاه s .

متغیر تصمیم

$Cmax$: ماکزیمم زمان تکمیل.

T_j : تاخیر کار j .

X_{sjm} : اگر کار j به ماشین m در ایستگاه s تخصیص یابد برابر ۱؛ در غیر این صورت صفر.

$ST_{(m,j,e)}^s$: زمان شروع eth زیرمجموعه از کار j روی ماشین m در ایستگاه s .

$CT_{(m,j,e)}^s$: زمان پایان eth زیرمجموعه از کار j روی ماشین m در ایستگاه s .

$$MinZ_1 = Cmax = CT_{(M,J,l_j)}^S \quad (1)$$

$$MinZ_2 = \sum_{j=1}^n T_j \quad (2)$$



$$\sum_{m=1}^M X_{sjm} = 1 \text{ for all } j \in J, s \in S, m \in M, \tag{۳}$$

$$ST^s_{(m,j,e)} \geq 0 \text{ for all } j \in J, s \in S, e = [1, \dots, l_j], m \in M, \tag{۴}$$

$$ST^{s+1}_{(m,j,e)} - CT^s_{(m,j,e)} \geq 0 \text{ for all } j \in J, s \in S, e = [1, \dots, l_j], m \in M, \tag{۵}$$

$$ST^s_{(m,j,e+1)} - CT^s_{(m,j,e)} \geq 0 \text{ for all } j \in J, s \in S, e = [1, \dots, l_j], m \in M, \tag{۶}$$

$$ST^s_{(m,j,e)} = \max\{(CT^s_{(m,j-1,l_{j-1})} + st^s_{(m,j',j)}), (CT^{s-1}_{m,j,e} + T_{s-1,s}), st^s_{m,j,j}\}, CT^s_{m,j,e-1}\}, \tag{۷}$$

for all $j, j' \in J, s \in S, e = [1, \dots, l_j], m \in M,$

$$CT^s_{m,j,e} \geq ST^s_{(m,j,e)} + p^s_{(m,j,e)} \text{ for all } j \in J, s \in S, e = [1, \dots, l_j], m \in M, \tag{۸}$$

$$Cmax \geq CT^s_{m,j,l_j} \text{ for all } j \in J, s \in S, e = [1, \dots, l_j], m \in M, \tag{۹}$$

$$T_j \geq CT^s_{m,j,l_j} - d_j \text{ for all } j \in J, s \in S, e = [1, \dots, l_j], m \in M, \tag{۱۰}$$

$$ST^s_{(m,j,e)} \geq CT^s_{m,j,l_j} - T_j - Cmax \geq 0 \text{ for all } j \in J, s \in S, e = [1, \dots, l_j], m \in M, \tag{۱۱}$$

$$X_{sjm} \in \{0,1\} \text{ for all } j \in J, s \in S, e = [1, \dots, l_j], m \in M. \tag{۱۲}$$

رابطه (۱) کمینه سازی زمان تکمیل کارها را در نظر می گیرد. رابطه (۲) مجموع زمان تاخیر فعالیت ها را کمینه می کند. رابطه (۳) تضمین می کند که هر فعالیت در تمامی ایستگاه های کاری و تنها توسط یک ماشین در هر ایستگاه پردازش شود. رابطه (۴) بیان دارد که زمان شروع هر زیرمجموعه فعالیت باید عددی مثبت باشد. رابطه (۵) تضمین می کند که زیرمجموعه فعالیت ها تنها در صورتی پردازش می شود که در ایستگاه کاری قبلی پردازش شده باشند. رابطه (۶) تضمین می کند که هر زیرمجموعه در صورتی در همان ایستگاه کاری پردازش می شود که زیرمجموعه قبلی آن پردازش شده باشد. رابطه (۷) زمان شروع هر زیرمجموعه از کارها را نشان می دهد. رابطه (۸) زمان اتمام هر زیرمجموعه از کارها را نشان می دهد. رابطه (۹) ماکزیمم زمان تکمیل را محاسبه می کند. رابطه (۱۰) تاخیر هر فعالیت را محاسبه می کند. رابطه (۱۱) و رابطه (۱۲) بازه متغیرهای تصمیم مساله را نشان می دهند.

برای اعتبارسنجی مدل پیشنهادی مساله زیر را مطرح کردیم و فرض کردیم که زمان پردازش روی تمام ماشین ها باهم برابر است. مساله مدنظر بعد از حل در ابعاد کوچک با روش وزنی در نرم افزار GAMS و با الگوریتم ژنتیک در محیط متلب نیز مقایسه شده است که نتایج هر دو روش در جدول ۲ آورده شده است. جدول ۲ ورودی های مساله یعنی تعداد فعالیت ها به همراه زیرفعالیت مربوط به هر کدام، زمان پردازش کارها در هر ایستگاه، زمان تحویل کار، زمان آماده سازی اولیه کارها در ایستگاه ها و زمان عزیمت از ایستگاه یک به ایستگاه دورا نشان می دهد.

جدول ۲- ورودی های مساله.

Table 2- Example parameters.

شماره فعالیت	تعداد زیرفعالیت	زمان پردازش		موسد تحویل کار	زمان آماده سازی اولیه		زمان ارسال از ایستگاه ۱ به ایستگاه ۲
		ایستگاه ۱	ایستگاه ۲		ایستگاه ۱	ایستگاه ۲	
1	2	4	2	10	2	2	2
2	3	3	2	15	1	2	7
3	1	2	2	22	1	1	6
4	2	5	3	19	1	1	5
5	2	6	9	25	2	3	2

در جدول ۳ زمان آماده سازی کارها در ایستگاه اول و در جدول ۴، زمان آماده سازی کارها در ایستگاه دوم آورده شده است. فرض شده است که هر کار در هر ایستگاه زمان آماده سازی متفاوتی دارد.

جدول ۳- زمان آماده سازی در ایستگاه اول.

Table 3- Setup time in stage one.

شماره فعالیت	5	4	3	2	1
1	3	1	2	1	0
2	4	1	1	0	1
3	5	2	0	2	1
4	2	0	1	1	2
5	0	1	1	2	3

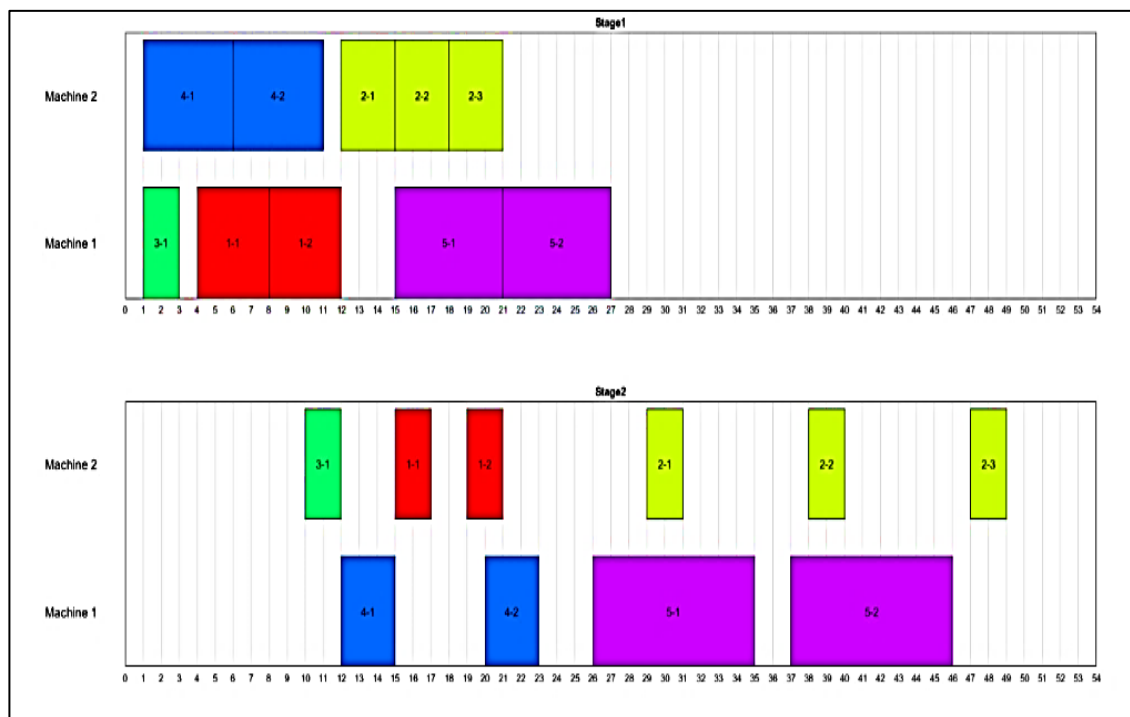


جدول ۴- زمان آماده‌سازی در ایستگاه دوم.

Table 4- Setup time in stage two.

شماره فعالیت	1	2	3	4	5
1	0	1	1	1	3
2	2	0	2	2	4
3	1	1	0	2	5
4	1	1	1	0	2
5	4	3	2	1	0

گانت چارت مربوطه به مساله موردنظر بعد از حل با روش وزنی در GAMS، در شکل ۲ نمایش داده شده است.



شکل ۲- گانت چارت مربوط به مساله موردنظر.

Figure 2- The gantt chart of related example.

همان‌طور که گفته شد به دلیل $NP-hard$ بودن مساله، روش‌های دقیق در ابعاد بزرگ جواب بهینه نمی‌دهند. برای این منظور ما از روش فرا ابتکاری ژنتیک برای حل آن استفاده می‌کنیم. برای بررسی کارآمد بودن الگوریتم پیشنهادی، داده‌های ذیل در ۱۰ نمونه مساله توسط نرم‌افزار GAMS و الگوریتم ژنتیک حل شده است. همان‌طور که در جدول ۵ مشاهده می‌شود الگوریتم ژنتیک در زمان‌های قابل قبول به جواب‌های قابل قبولی دست یافته است. تاکید می‌شود که در این قسمت مدل تک‌هدفه به صورت وزنی به تک‌هدفه تبدیل شده و آنگاه با سالور Cplex نرم‌افزار GAMS و الگوریتم ژنتیک حل شده است.

جدول ۵- نتایج به دست آمده از دوروش وزنی و ژنتیک.

Table 5- Results obtained from two methods of weight and genetics.

شماره	Structure J / M / S	GAMS			GA		
		Z ₁	Z ₂	CPU time (second)	Z ₁	Z ₂	CPU time (second)
1	5 / 2 / 2	26	8	12.37	26	8	20.65
2	5 / 2 / 3	29	10	15.64	29	10	26.74
3	10 / 2 / 2	40	8	96.77	40	8	39.11
4	10 / 2 / 3	38	7	104.32	38	7	38.59
5	15 / 3 / 4	63	11	391.88	65	13	40.74
6	15 / 3 / 4	68	15	429.87	71	17	42.65
7	20 / 3 / 4	89	26	690.37	93	30	63.74
8	20 / 3 / 4	96	24	724.32	103	27	68.09
9	25 / 5 / 5	112	20	1891.49	119	23	71.58
10	25 / 5 / 5	128	31	2069.39	137	36	79.06

الگوریتم ژنتیک از الگوریتم‌های اکتشافی حل مساله است که از مدل‌سازی زیستی جمعیت جانداران به‌وجود آمده است. در این الگوریتم، خصوصیات نسل جانداران به مقدار توابع هدف و بهبود در خصوصیات نسلی در پی گذشت زمان تشبیه و ظهور نسل‌های جدید از آمیزش نسل‌های قبلی به بهبود در مقدار توابع هدف مانند شده است. به‌عبارت‌دیگر این الگوریتم از اصول انتخاب طبیعی داروین برای یافتن فرمول با جواب بهینه به‌منظور پیش‌بینی یا تطبیق الگو استفاده می‌کند.

در سال ۲۰۰۸ یک الگوریتم تکاملی چندهدفه جدید مبتنی بر جمعیت با نام الگوریتم ژنتیک مبتنی بر رتبه‌بندی نامغلوب‌ها به‌طور موفقیت‌آمیزی توسط الجدان و همکاران [32] بر پایه بهینه‌سازی توابع غیر محدب، غیر خطی و گسسته توسعه داده شده است. آن‌ها متوجه سه مساله در این الگوریتم‌ها شدند: ۱- پیچیدگی محاسباتی به‌صورت $O(MN^2)$ بود (M تعداد اهداف و N اندازه جمعیت می‌باشد)، ۲- عدم نخبه سالاری کارا و ۳- نیاز به تعیین پارامترها در فرآیند تقسیم. براساس مسایل موجود در رویکردهای قبلی، آن‌ها رویکرد جدیدی را با ترکیب الگوریتم انتخاب چرخ رولت مبتنی بر رتبه‌بندی و الگوریتم رتبه‌بندی جمعیت براساس پارتو توسعه دادند که الگوریتم ژنتیک رتبه‌بندی نامغلوب نام‌گذاری شد. الگوریتم پیشنهادی آن‌ها مساله بیان‌شده در رویکردهای قبلی را حل می‌کند. در این ترکیب یک رتبه‌بندی دولایه‌ای براساس انتخاب عملگر انتخاب چرخ رولت ارائه می‌شود که نسل جدید را از نسل والد براساس انتخاب بهترین جواب‌ها (با توجه به برازش و گستردگی) به‌طور تصادفی انتخاب می‌کند. این الگوریتم در اکثر موارد قادر به دستیابی به گستردگی بهتری از جواب‌ها در مرز پارتو هم‌چنین هم‌گرایی زودتر به مرز بهینه پارتو، در مقایسه با سایر الگوریتم‌های تکاملی چندهدفه می‌باشد.

الگوریتم *NSGA-II* نیز یک الگوریتم فرا ابتکاری مشهور است که برای تعداد قابل توجهی از مسایل زمان‌بندی پیاده‌سازی شده است. این الگوریتم، یکی از الگوریتم‌های تکاملی شناخته‌شده و موثر برای مشکلات بهینه‌سازی چندهدفه است که توسط دب [33] ارائه شده است. سه اپراتور اصلی در الگوریتم *NSGA-II*، مقایسه ساده مبتنی بر جمعیت، مرتب‌سازی سریع نامحدود و برآورد فاصله جمعیت سریع هستند. عناصر اساسی الگوریتم ژنتیک، نمایش راه‌حل، انتخاب و تولیدمثل است که باید به‌خوبی تعریف شده و با یک مساله خاص سازگار باشد. تفاوت بین الگوریتم *NSGA-II* و *NRGA* در بخش‌هایی از استراتژی انتخاب و مرتب‌سازی بخشی از جمعیت و انتخاب برای نسل بعدی است. از آن‌جاکه مدل پیشنهادی موجود *NP-hard* است، از الگوریتم‌های *NSGA-II* و *NRGA* برای حل آن استفاده کردیم.

۳-۱- نحوه نمایش جواب

طراحی کروموزوم برای دستیابی به متغیرهای مساله مهم‌ترین قسمت پیاده‌سازی مساله می‌باشد. برای طراحی کروموزوم خاص این مساله از کروموزوم برداری استفاده خواهد شد. فرض می‌شود که تعداد ایستگاه‌های کاری برابر S تعداد ماشین‌های هر ایستگاه کاری برابر M و تعداد کارها برابر J است. برای هر ایستگاه کاری نحوه یک بردار جایگشتی به ابعاد $J + M - 1$ می‌باشد. به‌طورمثال فرض شود که در ایستگاه کاری اول ۳ ماشین و در مجموع ۸ کار داشته باشیم؛ کروموزوم این ایستگاه یک جایگشت تصادفی به ابعاد ۱۰ است.

به‌طورمثال برای اولین توالی، (۱، ۲، ۱۰، ۷، ۸، ۳، ۹، ۶، ۴، ۵) را خواهیم داشت. به این ترتیب اعداد بزرگ‌تر از ۸ جداکننده‌های کارها برای هر ماشین می‌باشند؛ بنابراین، طبق جدول ۶ تخصیص کارها در ایستگاه اول انجام می‌شود.

جدول ۶- تخصیص کارها به ماشین.

Table 6- Assignment jobs to machine.

6-4	9	7-8-3	10	1-7
کارهای تخصیص داده‌شده به	کارهای تخصیص داده‌شده به	کارهای تخصیص داده‌شده به	کارهای تخصیص داده‌شده به	کارهای تخصیص داده‌شده به
ماشین ۳	ماشین ۲	ماشین ۲	ماشین ۱	ماشین ۱





براساس این نحوه نمایش جواب، تخصیص و ترتیب قرارگیری فعالیت‌ها بر روی هر ماشین در اولین ایستگاه کاری مشخص می‌شود. از ایستگاه دوم به بعد، کارها براساس قانون اولین ماشین در دسترس^۱ به ماشین‌ها اختصاص می‌یابند.

۳-۲- انتخاب

در مرحله انتخاب، یک جفت از کروموزوم‌ها به منظور ترکیب شدن با یکدیگر انتخاب می‌شوند. در این مقاله از روش چرخ رولت^۲ به منظور انتخاب کروموزوم‌ها استفاده کردیم. در این روش کروموزوم‌ها با احتمالی متناسب میزان برازندگی خود انتخاب می‌شوند. در چرخ رولت برای هر یک از کروموزوم‌ها متناسب با مقدار برازندگی شان یک شانس انتخاب شدن تعیین می‌کنیم. مجموع شانس انتخاب تمامی کروموزوم‌ها می‌بایست برابر یک شود. در گام بعدی برای انتخاب هر کروموزوم یک عدد تصادفی مابین صفر و یک تولید می‌کنیم، عدد تولیدشده بر روی هر بازه‌ای از چرخ رولت قرار گیرد، کروموزوم متناظر به آن مقدار انتخاب می‌شود. رابطه مقدار تابع هدف و شانس انتخاب شدن هر یک از کروموزوم‌ها با توجه به رابطه زیر محاسبه می‌گردد:

$$P_i = e^{-\frac{SP * Z_i}{w}}, \quad (13)$$

که در فرمول فوق P_i شانس انتخاب کروموزوم Z_i ، i th مقدار تابع هدف متناظر با این کروموزوم SP ، فشار انتخاب و w بدترین مقدار تابع هدف در جمعیت حاضر است. در پایان نیز مقادیر P_i نیز نرمال‌سازی می‌شود.

۳-۳- عملگر تقاطع

از عملگر تقاطع (به‌عنوان عملگر اصلی) برای ایجاد جواب‌های نسل جدید براساس ویژگی‌های نسل فعلی استفاده می‌شود. بدین منظور ابتدا کروموزوم‌های برتر نسل فعلی، براساس رویکرد انتخاب چرخه رولت برگزیده می‌شوند و با انجام عمل تقاطع میان والدین منتخب (که این عمل شامل معاوضه ژن‌های والدین با یکدیگر است)، فرزندان نسل بعد به‌وجود می‌آیند.

در این مقاله با توجه به ساختار کروموزوم‌ها از تقاطع دو نقطه‌ای به منظور ایجاد تقاطع در هر سطر کروموزوم‌ها استفاده شده است. در تقاطع دو نقطه‌ای، از هر سطر دو نقطه به تصادف در طول هر دو کروموزوم انتخاب شده و بخش میانی آن‌ها با یکدیگر جابه‌جا می‌شود.

والدین

8	2	7	1	6	4	9	3	5	10
9	6	4	3	5	8	10	1	7	2

فرزندان

1	2	7	3	5	8	9	6	4	10
9	3	5	1	6	4	10	8	7	2

شکل ۳- عملگر تقاطع.

Figure 3- Crossover operation.

۳-۴- عملگر جهش

اگرچه جست‌وجوی تصادفی الگوریتم‌های بهینه‌سازی موجب می‌شود فضای جواب مساله به خوبی بررسی شود؛ اما در این الگوریتم‌ها برای ایجاد تنوع در جواب‌ها و جلوگیری از همگرا شدن به بهینه محلی و نزدیکی به بهینه سراسری از عملگرهای جهش استفاده شده است که این عملگر روی جواب‌ها و هم‌چنین روی بهترین جمعیت یا جوابی که دارای بالاترین مقدار برازندگی است اعمال می‌شود و در صورتی که بهترین جمعیت پس از جهش دارای برازندگی برتر از جمعیت جهش نیافته بود به‌عنوان بهترین جواب پذیرفته می‌شود. در هر مرحله بهترین

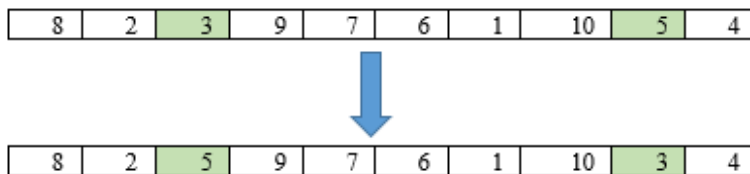
¹ First Available Machine (FAM)

² Roulette wheel method

جمعیت یا جواب به عنوان جواب ذخیره می‌گردد. این عملگر شامل سه بخش *Swap*، *Insertion* و *Reversion* که در هر بار استفاده از این عملگرها، به تصادف برای انجام جهش انتخاب می‌شود.

۱-۴-۳- عملگر SWAP

دو عنصر به تصادف انتخاب می‌شوند و جای آن‌ها با یکدیگر عوض می‌شود.

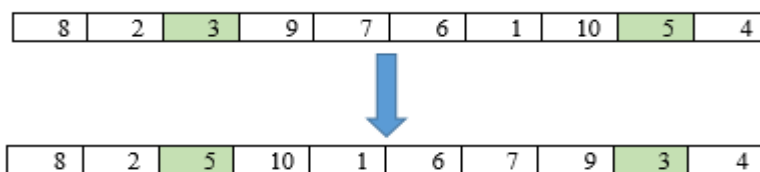


شکل ۴- عملگر SWAP.

Figure 4- Swap operation.

۲-۴-۳- عملگر Reversion

در این روش علاوه بر این که جای دو عنصر عوض می‌شود، جای عناصر میانی آن‌ها نیز معکوس می‌شود.

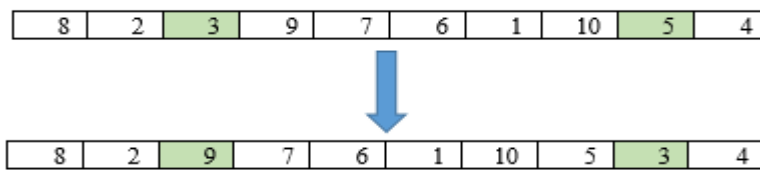


شکل ۵- عملگر Reversion.

Figure 5- Reversion operation.

۳-۴-۳- عملگر Insertion

در این روش عنصر اول انتخاب شده حذف و به جایگاه بعد از عنصر دوم منتقل می‌شود.



شکل ۶- عملگر Insertion.

Figure 6- Insertion operation.

۵-۳- تنظیم پارامتر

یکی از نکاتی که در استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری به منظور حل مسایل مختلف مهم است، تنظیم پارامترهای این الگوریتم‌ها است. تنظیم پارامتر الگوریتم‌های فرا ابتکاری باعث بهبود و استواری جواب‌های به دست آمده توسط این الگوریتم‌ها شده و کارایی و اثربخشی جست‌وجو را افزایش می‌دهد. البته باید توجه داشت که مقدار بهینه این پارامترها اساساً به مساله و اندازه مثال‌های به کار برده شده، پارامترهای مرتبط به هر یک از مثال‌ها و حتی زمان جست‌وجویی که کاربر می‌خواهد برای مساله صرف کند بستگی دارد. عموماً مجموعه مقادیر بهینه پارامترها برای یک روش فرا ابتکاری وجود ندارد. در این مقاله از روش طراحی آزمایش‌های تاکوچی به منظور تنظیم پارامترهای هر دو الگوریتم استفاده شده است که در ادامه توضیحاتی در ارتباط با این روش داده می‌شود.

روش تاکوچی یکی از پرکاربردترین روش‌های آماری برای تحلیل حساسیت خروجی یک فرآیند در حوزه طراحی آزمایش‌ها به شمار می‌رود. از این روش زمانی استفاده می‌شود که بخواهیم با انجام بخشی از کل آزمایش‌های لازم برای تعیین سطوح بهینه عوامل مستقل





در نظر گرفته شد، به تعیین بهترین سطح خروجی فرآیند پردازیم. به این نوع از طرح‌ها، طرح‌های عاملی کسری گفته می‌شود. در این روش، پس از تعریف سطوح مدنظر برای هر یک از عوامل موثر بر آزمایش، مجموعه‌ای از طرح‌ها به منظور آزمایش به آزمایشگر پیشنهاد می‌شود که آزمایشگر می‌تواند با انتخاب یکی از طرح‌های مناسب ارایه‌شده در روش تاگوچی که با تعداد سطوح و نوع آزمایش‌های هم‌خوانی دارد، اقدام به انجام آزمایش‌ها نماید.

در گام بعد، داده‌های خروجی حاصل از اجرای آزمایش‌ها به طرح تاگوچی بازگردانده می‌شود. در نهایت، تجزیه و تحلیل انجام شده توسط روش تاگوچی، ما را به نحوه تاثیرگذاری هر یک از عوامل بر روی عامل وابسته فرآیند رهنمون می‌سازد. این روش داده‌های تکراری به دست آمده از آزمایش‌ها را به یک نشانگر تغییرات تبدیل می‌نماید که به آن تبدیل نسبت سیگنال به نویز (S/N) گفته می‌شود. هدف از روش تاگوچی، حداکثرسازی این نشانگر است. با در نظر گرفتن تعداد و سطوح پارامترهای هر الگوریتم، نرم‌افزار *MINITAB 17* تعداد اجراهای الگوریتم را مشخص می‌کند. براساس این اعداد مشخص شده، یک نمونه مساله براساس سطوح پیشنهادی تاگوچی اجرا شده و جواب‌های به دست آمده ثبت شده است. برای بی‌مقیاس‌سازی اعداد حاصل از اجرای الگوریتم، از شاخص درصد انحراف نسبی^۱ استفاده می‌کنیم که از فرمول زیر به دست می‌آید:

$$RPD = \frac{\text{جواب معیار} - \text{جواب بهترین معیار}}{\text{جواب بهترین معیار}} \times 100. \quad (14)$$

لازم به ذکر است که شاخص مورد استفاده برای تنظیم پارامتر معیار میانگین فاصله از جواب ایده‌آل است که در بسیاری از تحقیقات از این پارامتر استفاده می‌شود. از آن جایی که شاخص RPD هر چه کم‌تر باشد مطلوب‌تر است؛ لذا هنگام اجرای روش تاگوچی از گزینه *Smaller is better* استفاده می‌کنیم. علاوه بر آن، شاخص سیگنال به نویز هر چه بیشتر باشد مطلوبیت بیشتر تری دارد؛ بنابراین، نقطه بیشینه نمودار را برای هر پارامتر انتخاب می‌کنیم و سطح متناظر با آن را به عنوان سطح بهینه در نظر می‌گیریم.

پارامترهای الگوریتم *NSGA-II* و *NRGA* پیشنهادی که برای تنظیم در نظر گرفته شده، شامل موارد زیر است:

N_{pop} یا تعداد کروموزوم‌ها یا همان اعضای جمعیت الگوریتم ژنتیک.

P_c یا درصد جواب‌هایی از جمعیت الگوریتم که در هر تکرار الگوریتم مورد تقاطع قرار می‌گیرند.

P_m یا درصد جواب‌هایی از جمعیت الگوریتم که در هر تکرار الگوریتم مورد جهش قرار می‌گیرند.

S_p یا فشار انتخاب.

جدول ۷ نمایانگر سطوح هر پارامتر است و مقادیر اجرای طرح‌های آزمایش با سطوح مشخص شده توسط روش تاگوچی به شرح جدول ۸ است.

جدول ۷- سطوح پارامترهای الگوریتم *NSGA-II* و *NRGA*.
Table 7- The parameter layer of *NSGA-II* and *NRGA* algorithm.

پارامتر	سطح		
	3	2	1
N_{pop}	40	30	20
P_c	0.95	0.9	0.85
P_m	0.15	0.10	0.05
S_p	3	2	1

¹ Relative Percentage Deviation (RPD)

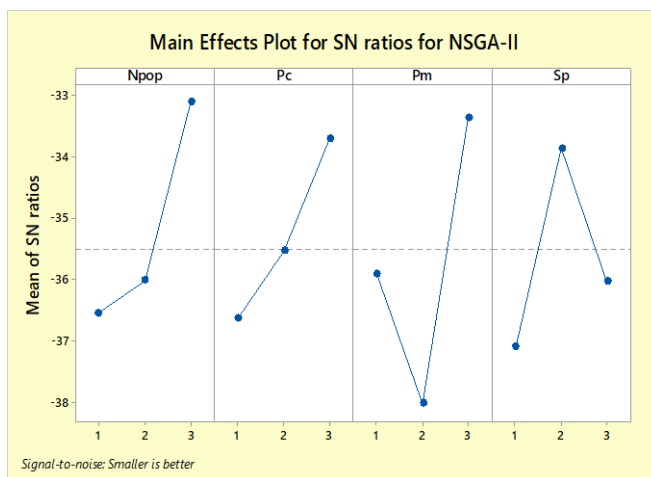


جدول ۸- مقادیر طرح های آزمایش الگوریتم NSGA-II.

Table 8- The values for performing design for NSGA-II.

RUN	Npop	Pc	Pm	Sp	MID	RPD
1	1	1	1	1	486.391	91.03
2	1	2	2	2	427.862	68.05
3	1	3	3	3	379.262	48.96
4	2	1	2	3	491.828	93.17
5	2	2	3	1	398.224	56.4
6	2	3	1	2	377.216	48.15
7	3	1	3	2	348.281	36.79
8	3	2	1	3	396.572	55.76
9	3	3	2	1	254.611	0

براساس نتایج فوق نمودار Means of S/N ratios برای الگوریتم NSGA-II به صورت شکل ۷ است.



شکل ۷- Means of S/N ratios برای الگوریتم NSGA-II.

Figure 7- The Means of S/N ratios diagram for the NSGA-II algorithm.

براساس نمودار فوق سطح و مقدار بهینه پارامترهای الگوریتم NSGA-II به صورت جدول ۹ است.

جدول ۹- مقادیر بهینه پارامترهای الگوریتم NSGA-II.

Table 9- Optimum value of the NSGA-II algorithm parameters.

مقدار بهینه	پارامتر
40	Npop
0.95	Pc
0.15	Pm
3	Sp

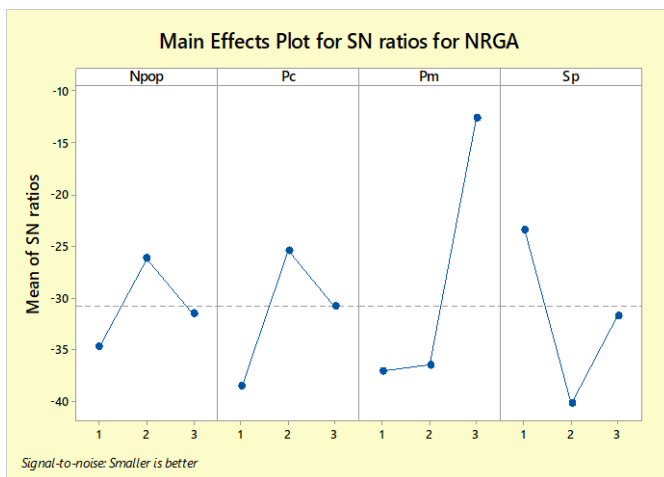
به طور مشابه مقادیر اجرای طرح های آزمایش با سطوح مشخص شده برای الگوریتم NPGA توسط روش تاگوچی به شرح جدول ۱۰ است.

جدول ۱۰- مقادیر طرح های آزمایش الگوریتم NPGA.

Table 10- The values of performing the performance of NPGA algorithm.

RUN	Npop	Pc	Pm	Sp	MID	RPD
1	1	1	1	1	468.861	89.33
2	1	2	2	2	542.632	119.11
3	1	3	3	3	286.001	15.49
4	2	1	2	3	447.636	80.75
5	2	2	3	1	250.564	1.18
6	2	3	1	2	466.811	88.5
7	3	1	3	2	247.648	0
8	3	2	1	3	362.383	46.33
9	3	3	2	1	324.603	31.07

بر اساس نتایج فوق نمودار Means of S/N ratios برای الگوریتم NPGA به صورت شکل ۴ است.



شکل ۸- نمودار Means of S/N ratios برای الگوریتم NPGA.

Figure 8- Means of S/N ratios diagram for the NPGA algorithm.

جدول ۱۱- مقادیر بهینه پارامترهای الگوریتم NPGA.

Table 11- Optimum value of the NPGA algorithm parameters.

مقدار بهینه	پارامتر
30	Npop
0.85	Pc
0.10	Pm
3	Sp

به منظور حل مدل ریاضی با الگوریتم ژنتیک ۳۰ مساله نمونه به صورت تصادفی تولید کردیم. سپس مسایل را در اندازه‌های مختلف با استفاده از الگوریتم‌های NSGA-II و NPGA اجرا نموده و شاخص‌های ارزیابی الگوریتم‌ها را برای آن‌ها محاسبه کرده و عملکرد این الگوریتم‌ها را با یکدیگر مقایسه می‌کنیم. جدول ۱۲، ابعاد نمونه مسایل تصادفی و بازه پارامترها را نشان می‌دهد.

جدول ۱۲- ابعاد و بازه نمونه مسایل ایجاد شده.

Table 12- Sample dimensions of random problems and the range of parameter.

شماره مساله	تعداد کارها	تعداد زیر مجموعه هر کار	تعداد ایستگاه کاری	تعداد ماشین در هر ایستگاه	زمان پردازش زیر مجموعه‌ها	مؤعد تحویل کارها	زمان آماده‌سازی	زمان حمل
1	5	~U(2,5)	2	2	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
2	5	~U(2,5)	3	2	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
3	10	~U(2,5)	2	2	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
4	10	~U(2,5)	3	2	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
5	15	~U(2,5)	4	3	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
6	15	~U(2,5)	4	3	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
7	20	~U(2,5)	4	3	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
8	20	~U(2,5)	4	3	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
9	25	~U(2,5)	5	5	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
10	25	~U(2,5)	5	5	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
11	30	~U(2,5)	5	5	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
12	30	~U(2,5)	5	5	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
13	35	~U(2,5)	7	6	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
14	35	~U(2,5)	7	6	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)



Table 12- Continued.

شماره مساله	تعداد کارها	تعداد زیر مجموعه هر کار	تعداد ایستگاه کاری	تعداد ماشین در هر ایستگاه	زمان پردازش زیر مجموعه‌ها	مؤعد تحویل کارها	زمان آماده‌سازی	زمان حمل
15	40	~U(2,5)	7	6	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
16	40	~U(2,5)	7	6	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
17	45	~U(2,5)	7	6	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
18	45	~U(2,5)	7	6	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
19	50	~U(2,5)	10	8	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
20	50	~U(2,5)	10	8	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
21	55	~U(2,5)	10	8	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
22	55	~U(2,5)	10	8	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
23	60	~U(2,5)	10	8	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
24	60	~U(2,5)	10	8	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
25	65	~U(2,5)	12	10	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
26	65	~U(2,5)	12	10	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
27	70	~U(2,5)	12	10	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
28	80	~U(2,5)	12	12	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
29	90	~U(2,5)	12	12	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)
30	100	~U(2,5)	12	12	~U(5,10)	~U(25,70)	~U(1,5)	~U(5,20)

۳-۶- معیارهای مقایسه و ارزیابی الگوریتم‌ها

برای ارزیابی عملکرد الگوریتم‌ها، راه‌های متفاوتی وجود دارد. یکی از این رویکردها، بررسی کامل فضای جواب و به دست آوردن تمامی نقاط نامغلوب و مقایسه جواب‌های حاصل از الگوریتم‌ها با آن‌ها می‌باشد؛ اما این کار در عمل فقط برای مسائلی مناسب است که تعداد ابعاد مساله کوچک باشد و برای مسائلی که ابعاد بزرگی دارند، مناسب نمی‌باشد. در نتیجه برای مقایسه کارایی الگوریتم‌ها با یکدیگر و ارزیابی عملکرد آن‌ها، از شاخص‌هایی که برای مقایسه الگوریتم‌های فرا ابتکاری چندهدفه به کار می‌رود، استفاده می‌شود. معیارهای ارزیابی الگوریتم‌ها غالباً بر دو دسته تقسیم می‌شوند. دسته اول بر هم‌گرایی و کیفیت جواب‌ها تأثیر دارند و دسته دوم پراکندگی و گسترش جواب‌ها را در فضای حل مورد توجه قرار می‌دهند. در این تحقیق شش شاخص برای مقایسه الگوریتم‌ها ارائه می‌شود.

۳-۶-۱- معیار تعداد جواب‌های پارتویی

تعداد جواب‌های پارتویی^۱ به دست آمده از هر الگوریتم را می‌توان با معیار *NOPS* مقایسه نمود؛ که این معیار هر چه بیش‌تر باشد مطلوب‌تر است.

¹ Number of Pareto Solutions (NOPS)



این معیار که توسط زیتلر [34] ارایه شده است، طول قطر مکعب فضایی که توسط مقادیر انتهایی اهداف برای مجموعه جواب‌های نامغلوب به کار می‌رود را اندازه‌گیری می‌کند. رابطه زیر روش محاسباتی این شاخص را نشان می‌دهد:

$$D = \sqrt{\sum_{j=1}^m (\max_i f_i^j - \min_i f_i^j)^2}. \quad (15)$$

به طور مثال در حالت دوهدفه این معیار برابر با فاصله اقلیدسی بین دو جواب مرزی در فضای هدف می‌باشد. هر چه این معیار بزرگتر باشد بهتر است.



۳-۶-۳- معیار فاصله‌گذاری

این معیار که توسط اسکات [35] ارایه شد، میزان فاصله نسبی جواب‌های متوالی را با استفاده از رابطه زیر محاسبه می‌کند:

$$S = \frac{1}{|n|} \sum_{i=1}^n (d_i - \bar{d})^2. \quad (16)$$

که در آن

$$d_i = \min_{k \in I, k \neq i} \sum_{m=1}^2 |f_m^i - f_m^k|, \quad \bar{d} = \sum_{i=1}^n \frac{d_i}{|n|}. \quad (17)$$

فاصله اندازه‌گیری شده برابر با کمترین مقدار مجموع قدر مطلق تفاضل در مقادیر توابع هدف بین i th جواب و جواب‌های واقع در مجموعه نامغلوب نهایی است. قابل ذکر است که این معیار فاصله^۲ با معیار کمترین فاصله اقلیدسی بین جواب‌ها متفاوت است.

۳-۶-۴- میانگین فاصله از جواب ایده‌آل

این معیار به منظور محاسبه میانگین فاصله جواب‌های پارتویی از مبدا مختصات مطابق رابطه‌ی زیر استفاده می‌شود که در آن m و n به ترتیب تعداد جواب‌های پارتوی به دست آمده و تعداد اهداف می‌باشند. هر چه قدر این معیار کم‌تر باشد، واضح است که کارایی الگوریتم بیش‌تر می‌باشد.

$$MID = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{\sum_{j=1}^m (f_{ji} - f_j^{best})^2}. \quad (18)$$

۳-۶-۵- معیار تنوع

معیار تنوع^۳، پراکندگی در بین مجموعه جواب‌های نامغلوب را اندازه‌گیری می‌کند و مطابق رابطه‌ی زیر محاسبه می‌شود. در این رابطه عبارت $\|x_i - y_i\|$ ، فاصله مستقیم بین جواب نامغلوب x و هم‌چنین جواب نامغلوب y می‌باشد. مقدار این معیار هر اندازه که بیش‌تر باشد، دلالت بر این مفهوم دارد که جواب‌های یکسان کم‌تری وجود دارد و تنوع بیش‌تری در بین جواب‌ها به چشم می‌خورد.

$$DM = \left(\sum_{i=1}^n \max(\|x_i - y_i\|) \right)^{\frac{1}{2}}. \quad (19)$$

¹ Diversity

² Spacing

³ Diversification Metric (DM)

معیار ضریب تغییرات چندهدفه^۱ که توسط رحمتی و همکاران [36] ارائه گردید در واقع از تقسیم معیار میانگین فاصله از جواب ایده‌آل^۲ بر معیار تنوع به‌دست می‌آید محاسبه می‌شود. واضح است که مقادیر کم‌تر این معیار برای مقایسه الگوریتم‌های فرا ابتکاری مطلوب می‌باشد.

۴- نتایج محاسباتی

نتایج محاسباتی حاصل از اجرای ۳۰ مساله نمونه توسط الگوریتم‌های *NSGA-II* و *NRGA* در جدول ۱۳، جدول ۱۴ و شکل ۹ تا شکل ۱۵ نشان داده شده است. هم‌چنین ۷ معیار ارزیابی برای الگوریتم‌های چندهدفه در نظر گرفته شده است که توضیحات آن در ادامه شرح داده می‌شود.

جدول ۱۳- نتایج حاصل از حل نمونه مسایل توسط الگوریتم *NSGA-II*.

Table 13- Computational results obtained problem samples by *NSGA-II* algorithm.

Test NO.	Diversity	Spacing	Nos	MID	DM	MOCV	CPU_time
1	175.854	55.9800	7	1283.62	56.0460	95.9960	20.6820
2	114.038	2.83400	12	88.7910	27.6310	2.35100	27.6800
3	1844.91	9.13800	6	907.030	171.786	18.2910	43.6530
4	52.2040	0.415000	7	27.3540	4.27900	0.539000	27.3240
5	3940.264	311.436	9	4287.592	272.444	34.5780	44.2550
6	2832.289	631.064	11	3778.306	251.203	46.4740	41.7250
7	3139.301	776.536	7	5996.033	272.103	90.9620	65.9860
8	5753.969	1863.016	6	7707.58	293.557	90.3130	106.517
9	14442.057	2789.824	6	20187.934	891.814	97.3950	215.875
10	6059.492	890.684	5	4125.364	201.734	21.7560	157.905
11	261.009	3.73000	9	617.521	16.3450	3.08600	183.205
12	37451.739	175.947	10	23910.632	1156.444	149.670	250.098
13	14885.984	95.3240	10	18577.291	433.549	56.2650	432.440
14	11423.123	86.5050	11	10501.424	321.801	34.3030	365.923
15	15926.289	2765.906	10	8926.931	295.934	15.1930	834.020
16	62836.878	3846.151	11	34401.769	1088.254	117.807	767.641
17	40090.726	5022.627	6	39724.998	668.835	85.6730	592.962
18	41623.053	5099.422	8	26214.691	482.520	67.3740	753.715
19	16415.871	4253.483	6	21101.858	236.898	39.6020	1479.633
20	130220.225	20550.997	11	90928.435	1503.338	196.115	862.896
21	20133.601	6584.128	5	101574.417	507.835	847.682	988.772
22	607.544	200.656	4	5245.584	21.0270	32.9670	1029.486
23	46243.569	18907.03	7	150482.414	882.213	481.343	1246.18
24	3366.306	73.8870	5	16672.904	53.5540	68.0650	923.505
25	46025.207	22340.918	6	106353.862	566.144	217.838	1675.958
26	42189.613	2459.336	7	226440.31	647.812	739.318	1670.316
27	111578.596	24232.378	5	218487.916	1051.751	800.312	2057.797
28	2467.061	449.695	6	77831.61	109.568	1031.841	2502.124
29	44493.402	21165.356	6	141176.276	782.146	347.312	1826.074
30	76398.574	27212.046	7	266932.114	1056.901	747.459	1855.147
Mean	26766.424	5761.88	7.53	54483.08	477.515	219.26	768.316

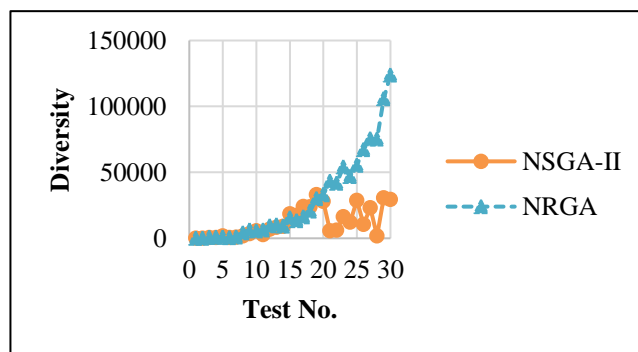
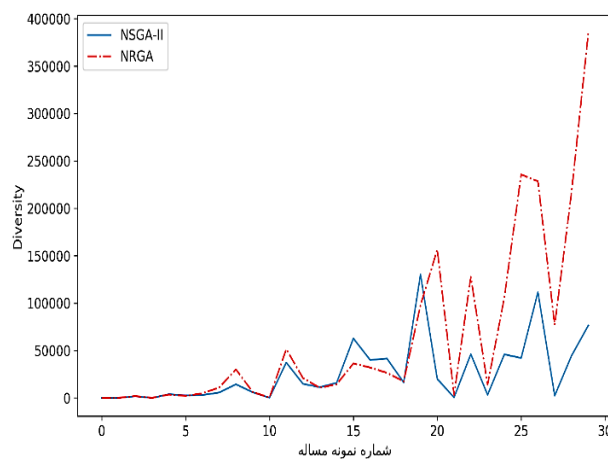
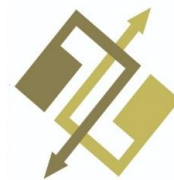
¹ Multi Objective Coefficient of Variation (MOCV)

² Mean Ideal Distance (MID)

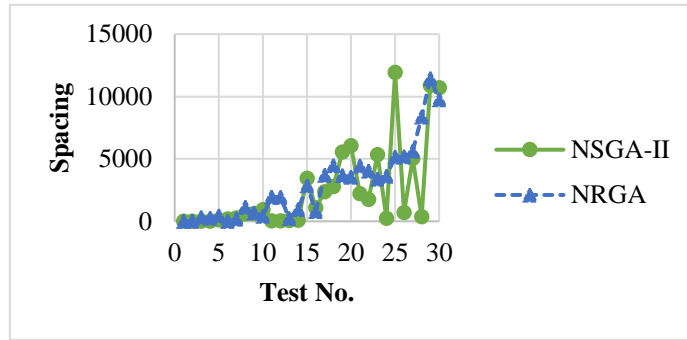
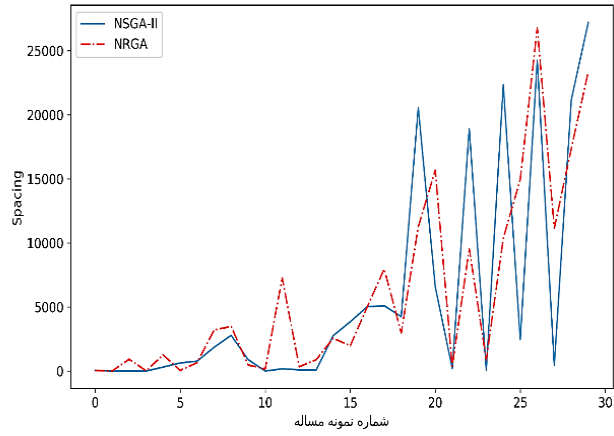


Table 14- Computational results obtained problem samples by NPGA algorithm.

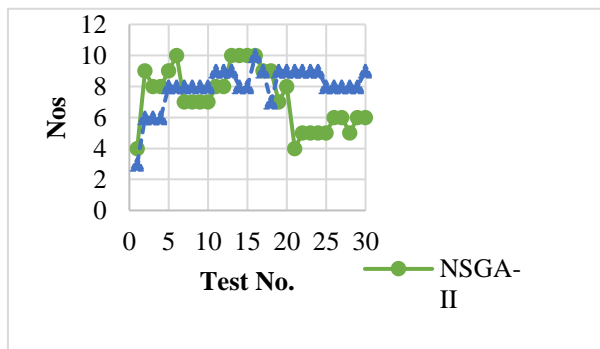
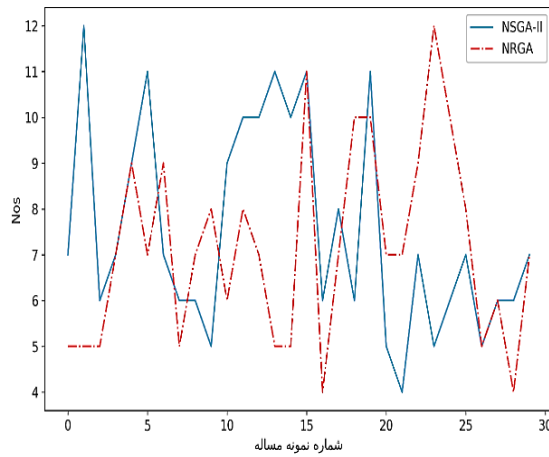
Test NO.	Diversity	Spacing	Nos	MID	DM	MOCV	CPU time
1	67.544000	33.462000	5	1340.705	29.59800	234.7620	22.83800
2	69.70600	6.429000	5	137.0010	18.64500	4.145000	23.97400
3	2038.252	924.4790	5	632.2650	192.4260	27.23400	22.95200
4	48.01900	18.68600	7	596.9390	5.191000	0.891	30.34900
5	3651.492	1262.364	9	1229.288	209.0990	50.72200	35.09100
6	2186.408	52.82800	7	1157.868	217.7970	99.52700	49.26700
7	4871.515	658.0620	9	1400.410	283.2690	95.97400	43.35600
8	11052.264	3216.048	5	2123.775	473.2990	41.91200	130.7930
9	30166.268	3478.794	7	3343.287	841.1120	116.9160	259.5800
10	6373.882	475.5340	8	5497.456	162.5860	18.93300	166.6020
11	498.7350	166.1670	6	6523.020	20.52600	2.187000	244.5160
12	51533.595	7261.191	8	8076.033	1471.595	131.0470	216.0930
13	20889.123	337.5130	7	12980.893	565.5180	57.48800	598.8730
14	10793.796	886.2910	5	9960.781	274.8170	43.33200	394.9010
15	14415.054	2568.245	5	12569.744	242.2240	33.59700	652.3260
16	36430.663	1969.423	11	14027.955	1012.321	116.1830	559.0530
17	32128.758	5009.734	4	19167.161	604.5310	109.9490	603.0370
18	26564.986	7966.857	7	24470.759	453.6210	104.3920	612.2940
19	17550.475	2981.556	10	35563.171	380.3350	42.75900	1268.274
20	97828.028	11260.184	10	35440.833	1550.639	193.3940	1323.175
21	156544.779	15672.943	7	40009.821	1944.920	145.5460	984.4640
22	3357.647	371.8310	7	35998.505	55.35800	6.648000	1337.973
23	127760.407	9540.248	9	41092.306	2195.147	148.2050	1147.906
24	14065.853	880.1770	12	35630.146	164.1170	15.14500	1698.779
25	106083.76	10355.002	10	49623.573	1251.348	119.3200	1288.132
26	235716.52	14959.01	8	40321.497	2269.807	196.2600	1537.251
27	228541.626	26784.811	5	54613.668	3203.870	253.0750	1870.190
28	76883.975	11143.661	6	54573.072	777.4020	104.6360	2085.867
29	216408.139	17356.112	4	51892.443	1245.959	159.9570	2295.225
30	384328.11	23384.305	7	111492.103	2270.180	190.1580	3399.120
Mean	63961.645	6032.731	7.166	23716.215	812.908	95.476	830.075



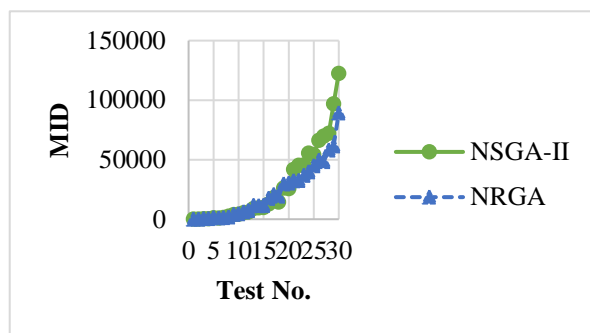
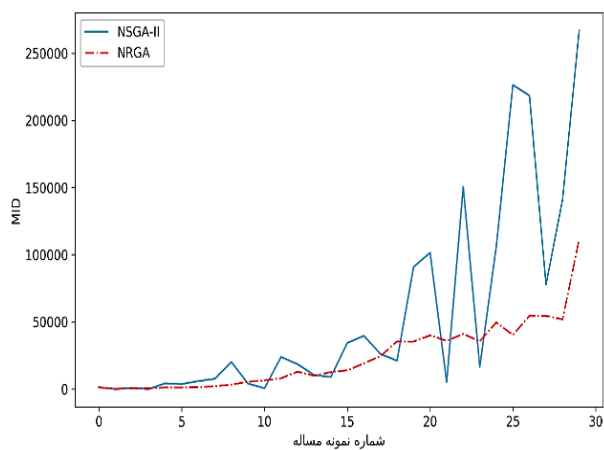
شکل ۹- نتایج شاخص Diversity به دست آمده از الگوریتم NSGA-II و NPGA.
Figure 9- Diversity index results obtained from NSGA-II and NPGA.



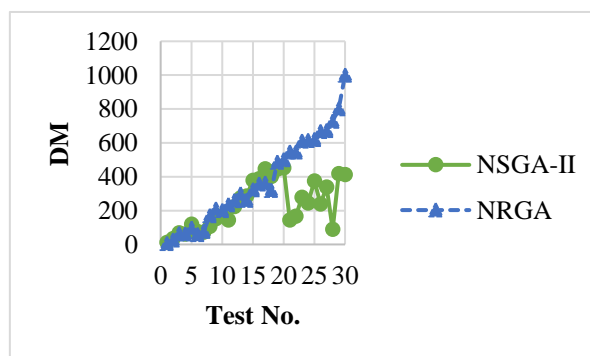
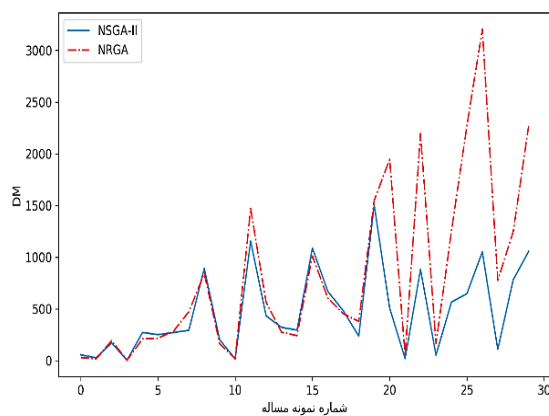
شکل ۱۰ - نتایج شاخص Spacing به دست آمده از الگوریتم NSGA-II و NRGA.
Figure 10- Spacing index results obtained from NSGA-II and NRGA.



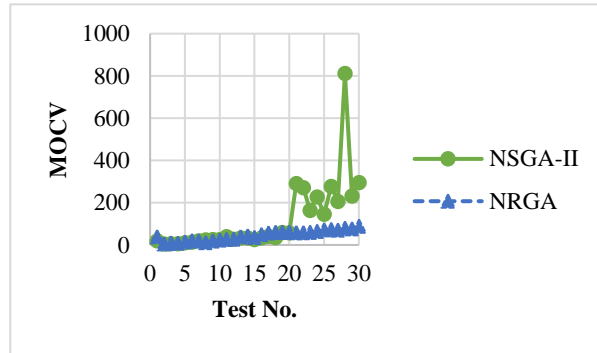
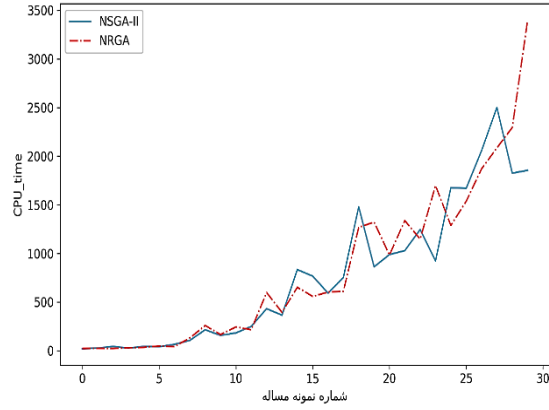
شکل ۱۱ - نتایج شاخص Nos به دست آمده از الگوریتم NSGA-II و NRGA.
Figure 11- Nos index results obtained from NSGA-II and NRGA



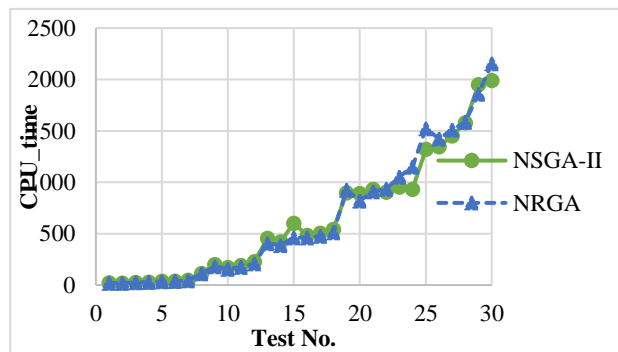
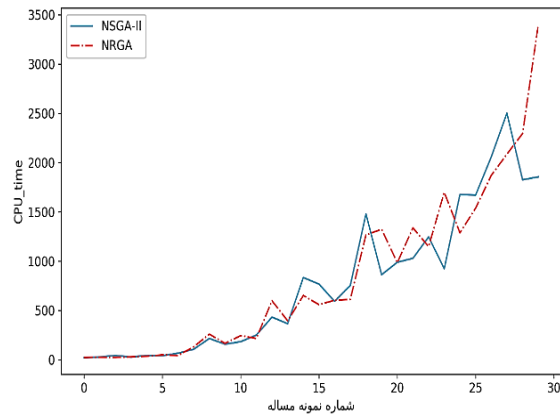
شکل ۱۲- نتایج شاخص MID به دست آمده از الگوریتم NSGA-II و NRGGA.
Figure 12- MID index results obtained from NSGA-II and NRGGA.



شکل ۱۳- نتایج شاخص DM به دست آمده از الگوریتم NSGA-II و NRGGA.
Figure 13- DM index results obtained from NSGA-II and NRGGA.

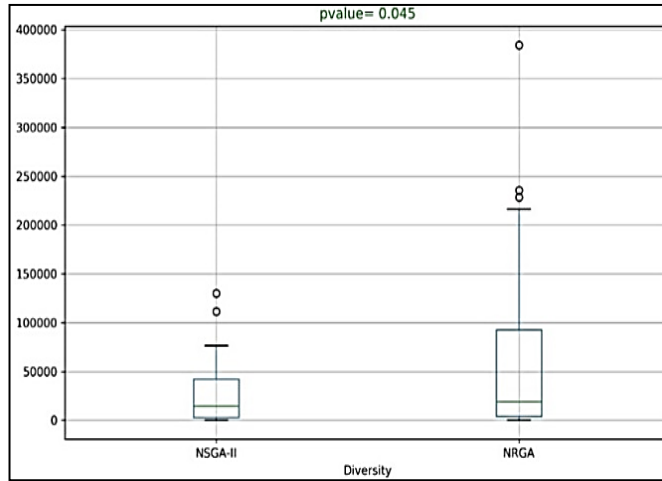


شکل ۱۴- نتایج شاخص MOCV به دست آمده از الگوریتم NSGA-II و NPGA.
Figure 14- MOCV index results obtained from NSGA-II and NPGA.



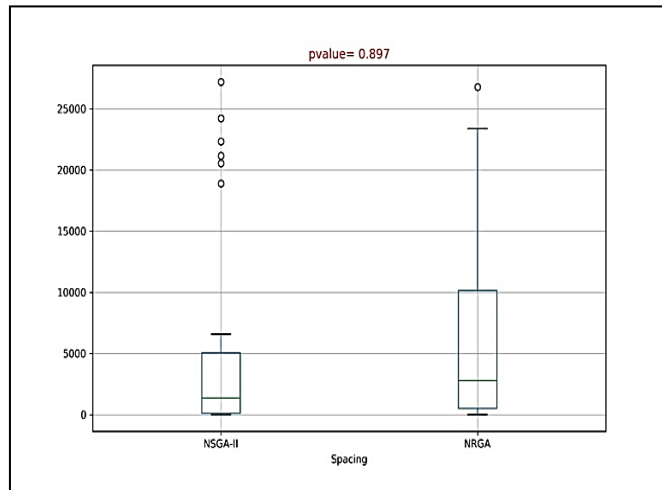
شکل ۱۵- نتایج شاخص CPU-time به دست آمده از الگوریتم NSGA-II و NPGA.
Figure 15- CPU-time index results obtained from NSGA-II and NPGA.

به منظور بررسی کارایی الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده، این دو الگوریتم را بر اساس شاخص‌های ارزیابی عملکردشان و با ابزار آنالیز واریانس بررسی کرده تا وضعیت الگوریتم‌ها نسبت به هم مشخص شود.



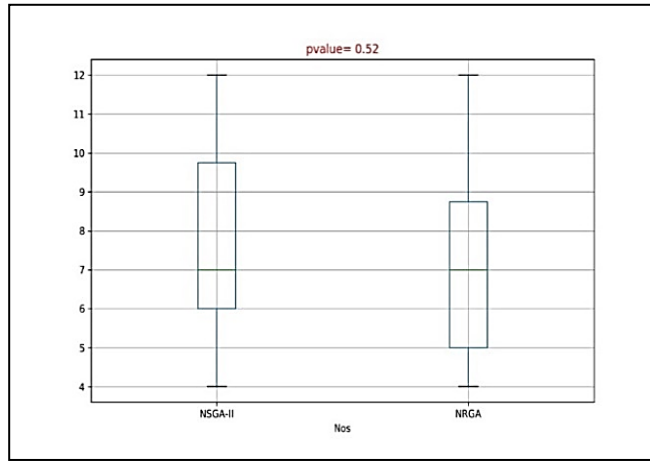
شکل ۱۶- تحلیل آماری شاخص Diversity برای الگوریتم‌های NSGA-II و NRG.
Figure 16- Diversity diagram for and NRG algorithms.

بر اساس مقدار p -value به دست آمده در مقدار شکل ۱۶، اختلاف معناداری بین شاخص Diversity الگوریتم‌ها وجود دارد و الگوریتم NRG عملکرد بهتری در این شاخص دارد.



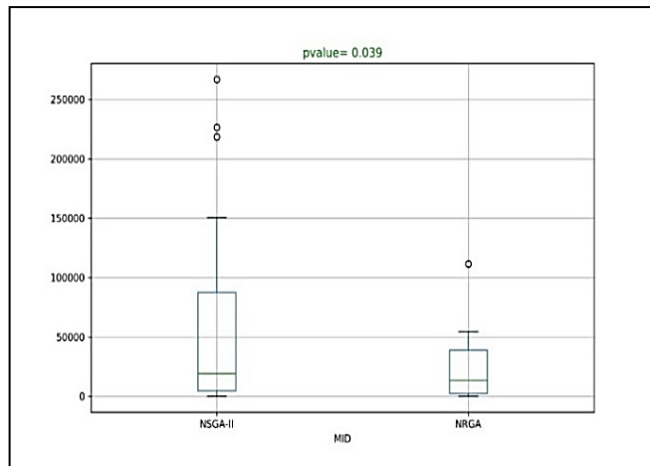
شکل ۱۷- تحلیل آماری شاخص Spacing برای الگوریتم‌های NSGA-II و NRG.
Figure 17- Spacing diagram for NSGA-II and NRG algorithms.

بر اساس مقدار p -value به دست آمده در شکل ۱۷، می‌توان نتیجه گرفت که اختلاف معناداری بین این دو الگوریتم برای شاخص Spacing وجود ندارد.



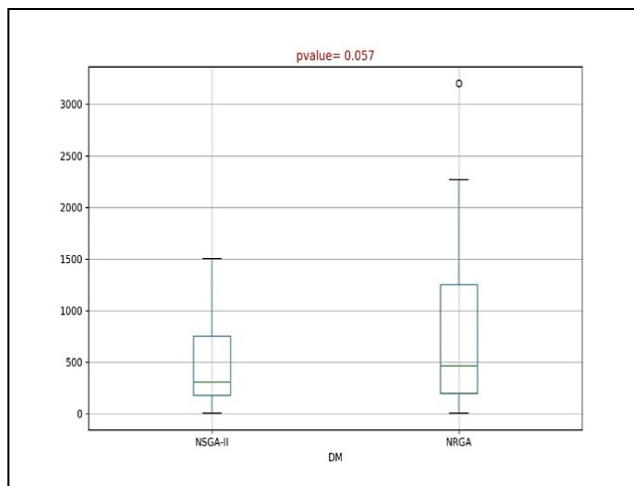
شکل ۱۸- تحلیل آماری شاخص NOS برای الگوریتم‌های NSGA-II و NRG.
Figure 18- NOS diagram for NSGA-II and NRG algorithms.

بر اساس مقدار p -value به دست آمده در شکل ۱۸، می توان نتیجه گرفت که اختلاف معناداری بین این دو الگوریتم برای شاخص NOS وجود ندارد.



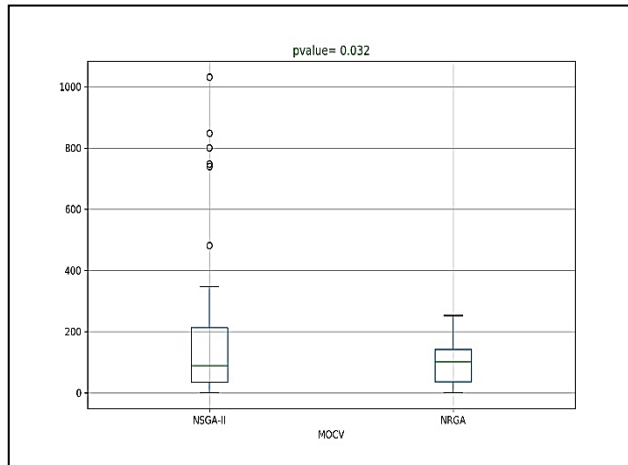
شکل ۱۹- تحلیل آماری شاخص MID برای الگوریتم‌های NSGA-II و NRG.
Figure 19- MID diagram for NSGA-II and NRG algorithms.

بر اساس مقدار p -value به دست آمده در شکل ۱۹، می توان نتیجه گرفت که اختلاف معناداری بین این دو الگوریتم برای شاخص MID وجود دارد و الگوریتم NRG در این شاخص عملکرد بهتری دارد.



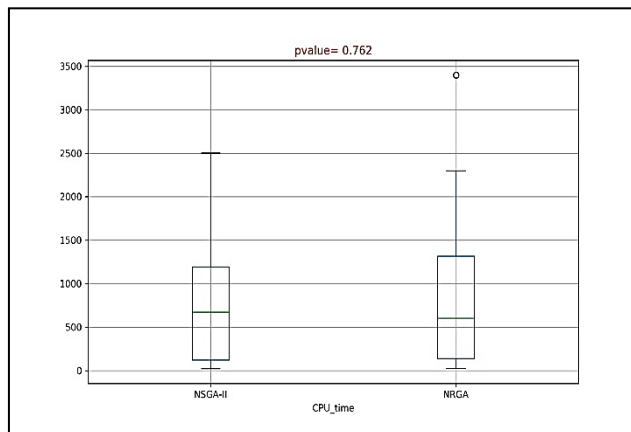
شکل ۲۰- تحلیل آماری شاخص DM برای الگوریتم‌های NSGA-II و NRG.
Figure 20- DM diagram for NSGA-II and NRG algorithms.

براساس مقدار p -value به دست آمده در شکل ۲۰، می توان نتیجه گرفت که اختلاف معناداری بین شاخص DM الگوریتم ها وجود ندارد.



شکل ۲۱- تحلیل آماری شاخص MOCV برای الگوریتم های NSGA-II و NRG.
Figure 21- MOCV diagram for NSGA-II and NRG algorithms.

براساس مقدار p -value به دست آمده در شکل ۲۱ مشاهده می شود اختلاف معناداری بین شاخص $MOCV$ الگوریتم ها وجود دارد که الگوریتم $NRGA$ عملکرد بهتری در این شاخص دارد.



شکل ۲۲- تحلیل آماری شاخص CPU-time برای الگوریتم های NSGA-II و NRG.
Figure 22- CPU-time diagram for NSGA-II and NRG algorithms.

براساس مقدار p -value به دست آمده در شکل ۲۲ می توان نتیجه گرفت که اختلاف معناداری بین این دو الگوریتم برای شاخص CPU -time وجود ندارد.

۴-۲- تجزیه و تحلیل نتایج

برای ارزیابی کارایی مدل پیشنهادی از الگوریتم های $NSGA-II$ و $NRGA$ استفاده شده است. مساله HFS با جریان کالا، زمان آماده سازی و زمان حمل و نقل، برای اولین بار مطرح شده است. اجزای اصلی الگوریتم ها در ادبیات مورد مطالعه قرار گرفته و سازوکارهای لازم برای این مساله به کار رفته است. الگوریتم ها از نظر معیارهای اندازه گیری عملکرد با استفاده از تحلیل واریانس ارزیابی شدند. P -value هر معیار در قسمت فوقانی هر شکل نشان داده شده است. در مواردی که تفاوت قابل توجهی وجود دارد، یعنی P -values که کم تر از 0.05 هستند، از نمودار $flag$ -box برای نمایش آن ها استفاده شد.

اگرچه مقادیر کوچک تر برای معیارهای $MOCV$ ، CPU -time، $Spacing$ و MID مطلوب هستند؛ اما برای معیارهای DM ، NOS و $Diversity$ مقادیر بزرگ تر عملکرد بهتر الگوریتم را نشان می دهند. در سطح اطمینان 95% برای شاخص $Diversity$ تفاوت معنی داری وجود دارد که طبق شکل ۱۲ مشخص است که $NRGA$ عملکرد بهتری در این شاخص دارد. همان طور که پیداست، در سطح اطمینان



۹۵٪، بین معیارهای *Spacing*، *DM*، *NOS* و *CPU-time* در این دو الگوریتم تفاوت معنی داری وجود ندارد. برای شاخص *MID* نیز تفاوت معنی داری بین این دو الگوریتم در سطح ۹۵٪ وجود دارد و همان طور که در شکل ۱۵ نشان داده شده است، *NRGA* مطلوب تر است. هم چنین، براساس شکل ۱۰، *NRGA* در معیارهای عملکردی *MOCV* بهتری دارد؛ بنابراین، می توان نتایج زیر را به دست آورد:

۱. برای معیارهای *Diversity*، *MID* و *MOCV*، الگوریتم *NRGA* عملکرد بهتری نسبت به *NSGA-II* دارد.

۲. الگوریتم ها برای معیارهای *Spacing*، *DM*، *NOS* و *CPU-time* عملکرد مشابهی دارند.

۳. به عنوان تئوری، می توان نتیجه گرفت که الگوریتم های پیشنهادی برای حل مدل پیشنهادی این مقاله کارایی مناسبی دارند و به طور خاص، الگوریتم *NRGA* در سه معیار عملکردی بهتری نسبت به *NSGA-II* دارد.

۵- نتیجه گیری

مساله جریان کارگاهی در سال های اخیر توجه بسیار زیادی را به خود جلب کرده است؛ اما همواره در حل این گونه مسایل از مفروضات مهمی مانند زمان های تنظیم ماشین و یا آماده سازی آن و هم چنین آماده سازی کارها، زمان حمل و نقل، شکست ماشین، قطع کار و ... صرف نظر می شد. در این مقاله، مساله زمان بندی جریان کارگاهی مختلف با جریان کالا و یک مدل برنامه ریزی ریاضی دوهدفه در نظر گرفته شده است که برای نزدیک شدن به محیط های زمان بندی، از مفروضات زمان آماده سازی و زمان حمل و نقل برای به حداقل رساندن ماکزیمم زمان تکمیل و تاخیر استفاده شده است که یقیناً مدل را واقعی تر می سازد. برای بهینه سازی مدل، از الگوریتم ژنتیک مرتب سازی نامغلوب و الگوریتم ژنتیک رتبه بندی نامغلوب براساس راه حل پارتو استفاده شد. از آن جاکه مساله موجود برای اولین بار مطرح شده است؛ بنابراین، الگوریتم های *NSGA-II* و *NRGA* برای حل مدل پیشنهادی ارائه شدند. سرانجام، برای افزایش کارایی الگوریتم های استفاده شده در این مقاله، پارامترهای ورودی آنها توسط تاگوچی در بهینه ترین سطح تنظیم شده است. مدل ریاضی ارائه نتایج الگوریتم های *NSGA-II* و *NRGA* با استفاده از تکنیک های آماری مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت و براساس این تجزیه و تحلیل و معیارهای ارزیابی معرفی شده و نتایج به دست آمده می توان نتیجه گرفت که الگوریتم *NRGA* راه حل های بهتری را حداقل در سه شاخص ارائه می دهد.

برای پیشنهاد های آتی، این تحقیق می تواند از چند جهت گسترش یابد. ابتدا با در نظر گرفتن محدودیت هایی مانند قطع کار، عوامل انسانی، خرابی ماشین و موارد مشابه، یک مدل ریاضی جدیدی را در نظر گرفت. سپس الگوریتم های دیگری را می توان برای حل مساله استفاده کرد. سرانجام این تحقیق می تواند در زمینه های چند ایستگاهی دیگر مانند کار کارگاهی و کار کارگاهی باز نیز مورد توجه قرار گیرد. هم چنین توابع هدف دیگر مانند مجموع زمان زودکرد-دیرکرد می تواند مدنظر قرار گیرد.

منابع

- [1] Gupta, J. N. D. (1988). Two-stage, hybrid flowshop scheduling problem. *Journal of the operational research society*, 39(4), 359-364.
- [2] Reiter, S. (1966). A system for managing job-shop production. *The journal of business*, 39(3), 371-393.
- [3] Truscott, W. G. (1986). Production scheduling with capacity-constrained transportation activities. *Journal of operations management*, 6(3-4), 333-348.
- [4] Pan, Q.-K., & Ruiz, R. (2012). An estimation of distribution algorithm for lot-streaming flow shop problems with setup times. *Omega*, 40(2), 166-180.
- [5] Feldmann, M., & Biskup, D. (2008). Lot streaming in a multiple product permutation flow shop with intermingling. *International journal of production research*, 46(1), 197-216.
- [6] Marimuthu, S., Ponnambalam, S. G., & Jawahar, N. (2008). Evolutionary algorithms for scheduling m-machine flow shop with lot streaming. *Robotics and computer-integrated manufacturing*, 24(1), 125-139.
- [7] Martin, C. H. (2009). A hybrid genetic algorithm/mathematical programming approach to the multi-family flowshop scheduling problem with lot streaming. *Omega*, 37(1), 126-137.
- [8] Tseng, C.-T., & Liao, C.-J. (2008). A discrete particle swarm optimization for lot-streaming flowshop scheduling problem. *European journal of operational research*, 191(2), 360-373.
- [9] Ulungu, E. L., Teghem, J., Fortemps, P. H., & Tuytens, D. (1999). MOSA method: a tool for solving multiobjective combinatorial optimization problems. *Journal of multicriteria decision analysis*, 8(4), 221.
- [10] Fatemi Qomi, M. T., Zandieh, M., & Moatarasini, S. M. (1384). *Hybrid flow shop scheduling problem with sequence-dependent setup time* [Thesis]. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2013.10.061>.
- [11] Fattahi, P., & Daneshamooz, F. (2016). A model for job shop scheduling with lot streaming and a parallel assembly stage. *Journal of operational research in its applications*, 13(3), 53-73.





- [12] Lalitha, J. L., Mohan, N., & Pillai, V. M. (2017). Lot streaming in $[N-1](1)+N(m)$ hybrid flow shop. *Journal of manufacturing systems*, 44, 12–21.
- [13] Chen, T.-L., Cheng, C.-Y., & Chou, Y.-H. (2020). Multi-objective genetic algorithm for energy-efficient hybrid flow shop scheduling with lot streaming. *Annals of operations research*, 290, 813–836.
- [14] Bagheri, M., Babaei Meybodi, N., & Enzebati, A. H. (2018). Modeling and optimizing a multi-objective flow shop scheduling problem to minimize energy consumption, completion time and tardiness. *Journal of decisions and operations research*, 3(3), 204–222. DOI:10.22105/dmor.2018.81214
- [15] Wang, S., Kurz, M., Mason, S. J., & Rashidi, E. (2019). Two-stage hybrid flow shop batching and lot streaming with variable sublots and sequence-dependent setups. *International journal of production research*, 57(22), 6893–6907.
- [16] Wang, S., Wang, X., & Yu, L. (2020). Two-stage no-wait hybrid flow-shop scheduling with sequence-dependent setup times. *International journal of systems science: operations & logistics*, 7(3), 291–307.
- [17] Han, Y., Li, J., Liu, Y., Zheng, Z., Pan, Y., Sang, H., & Liu, L. (2019). *Migrating birds optimization for lot-streaming flow shop scheduling problem* [presentation]. 2019 IEEE congress on evolutionary computation (cec) (pp. 667–672).
- [18] He, X., Dong, S., & Zhao, N. (2019). Research on rush order insertion rescheduling problem under hybrid flow shop based on NSGA-III. *International journal of production research*, 58, 1–17. DOI:10.1080/00207543.2019.1613581
- [19] Liu, S., Pei, J., Cheng, H., Liu, X., & Pardalos, P. M. (2019). Two-stage hybrid flow shop scheduling on parallel batching machines considering a job-dependent deteriorating effect and non-identical job sizes. *Applied soft computing*, 84, 105701. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105701>
- [20] Marichelvam, M. K., Geetha, M., & Tosun, Ö. (2020). An improved particle swarm optimization algorithm to solve hybrid flowshop scheduling problems with the effect of human factors--A case study. *Computers & operations research*, 114, 104812. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2019.104812>
- [21] Li, Y., Li, X., Gao, L., Zhang, B., Pan, Q.-K., Tasgetiren, M. F., & Meng, L. (2021). A discrete artificial bee colony algorithm for distributed hybrid flowshop scheduling problem with sequence-dependent setup times. *International journal of production research*, 59(13), 3880–3899.
- [22] Cai, J., Zhou, R., & Lei, D. (2020). Fuzzy distributed two-stage hybrid flow shop scheduling problem with setup time: collaborative variable search. *Journal of intelligent & fuzzy systems*, 38(3), 3189–3199.
- [23] Li, J. qing, Tao, X. rui, Jia, B. xian, Han, Y. yan, Liu, C., Duan, P., ... Sang, H. yan. (2020). Efficient multi-objective algorithm for the lot-streaming hybrid flowshop with variable sub-lots. *Swarm and evolutionary computation*, 52, 100600. DOI:10.1016/j.swevo.2019.100600
- [24] Wang, P., Sang, H., Tao, Q., Guo, H., Li, J., Gao, K., & Han, Y. (2020). Improved migrating birds optimization algorithm to solve hybrid flowshop scheduling problem with lot-streaming. *IEEE access*, 8, 89782–89792.
- [25] Shao, W., Shao, Z., & Pi, D. (2021). Multi-objective evolutionary algorithm based on multiple neighborhoods local search for multi-objective distributed hybrid flow shop scheduling problem. *Expert systems with applications*, 183, 115453. DOI:10.1016/j.eswa.2021.115453
- [26] Dabiri, M., Yazdani, M., Naderi, B., & Haleh, H. (2022). Modeling and solution methods for hybrid flow shop scheduling problem with job rejection. *Operational research*, 22(3), 2721–2765. DOI:10.1007/s12351-021-00629-2
- [27] Madenoğlu, F. (2021). Solving optimization problem with particle swarm optimization: solving hybrid flow shop scheduling problem with particle swarm optimization algorithm. In *Applying particle swarm optimization: new solutions and cases for optimized portfolios* (pp. 263–277). Cham: Springer International Publishing. DOI: 10.1007/978-3-030-70281-6_14
- [28] Amirteimoori, A., Kia, R., & Tavakkoli-Moghaddam, R. (2021). *Hybrid flow shop with limited transportation scheduling problem: a comparison between genetics algorithm, and a novel recursive local search heuristic*. Research Square. DOI: 10.21203/rs.3.rs-687470/v1
- [29] Engin, O., & İşler, M. (2022). An efficient parallel greedy algorithm for fuzzy hybrid flow shop scheduling with setup time and lot size: a case study in apparel process. *Journal of fuzzy extension and applications*, 3(3), 249–262.
- [30] Zanjani, B., Amiri, M., Hanafizadeh, P., & Salahi, M. (2021). Robust multi-objective hybrid flow shop scheduling. *Journal of applied research on industrial engineering*, 8(1), 40–55.
- [31] Zhang, B., Pan, Q., Gao, L., Zhang, X., Sang, H., & Li, J. (2017). An effective modified migrating birds optimization for hybrid flowshop scheduling problem with lot streaming. *Applied soft computing*, 52, 14–27.
- [32] Al Jadaan, O., Rao, C. R., & Rajamani, L. (2006). *Parametric study to enhance genetic algorithm performance, using ranked based roulette wheel selection method* [presentation]. International conference on multidisciplinary information sciences and technology (inscit2006) (Vol. 2, pp. 274–278).
- [33] Deb, K. (2000). Multi-objective evolutionary optimization: past, present, and future. In *Evolutionary design and manufacture: selected papers from acdm'00* (pp. 225–236). Springer.
- [34] Zitzler, E., & Thiele, L. (1999). Multiobjective evolutionary algorithms: A comparative case study and the strength Pareto approach. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 3(4), 257–271. DOI:10.1109/4235.797969
- [35] Schott, J. R. (1995). *Fault tolerant design using single and multicriteria genetic algorithm optimization*. <https://dspace.mit.edu/bitstream/handle/1721.1/11582/33945300-MIT.pdf?sequence=2%0Ahttp://oai.dtic.mil/oai/oai?verb=getRecord&metadataPrefix=html&identifier=ADA296310>
- [36] Rahmati, S. H. A., Hajipour, V., & Niaki, S. T. A. (2013). A soft-computing Pareto-based meta-heuristic algorithm for a multi-objective multi-server facility location problem. *Applied soft computing*, 13(4), 1728–1740.