

ارائه مدلی داده‌محور برای زمانبندی و تعیین توالی وظایف در سیستم‌های تولید منطبق بر صنعت ۴.۰ با جریان کارگاهی

چکیده

مسئله زمان‌بندی و توالی جریان کارگاهی همواره مسأله مهمی در تمامی صنایع و کارخانه‌ها می‌باشد که با ظهور الگوهای مختلف تغییرات اساسی در آن رخ می‌دهد. این مقاله تلاش می‌کند مسأله زمان‌بندی و تعیین توالی وظایف در سیستم‌های تولید با جریان کارگاهی را متناسب با مولفه‌های انقلاب صنعتی چهارم مورد بررسی و تحلیل قرار دهد. در ابتدا یک مدل برنامه‌ریزی ریاضی چند هدفه داده‌محور ارائه شد که به دنبال کمینه کردن زمان ساخت، تأخیر کلی و مصرف انرژی کلی می‌باشد. سپس، برای مقابله با عدم قطعیت، در این مطالعه از یک رویکرد بهینه‌سازی استوار داده‌محور برای نخستین بار در مسائل جریان کارگاهی استفاده شده است. پارامترها مهم مدل با استفاده از الگوریتم‌های میانگین متحرک خودهمبسته یکپارچه فصلی و ماشین بردار پشتیبان برآورد شده و سپس مسأله با استفاده از چند الگوریتم فراابتکاری ترکیبی حل گردید. نوآوری اصلی این مقاله ارائه رویکرد بهینه‌سازی داده‌محور استوار و استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در برآورد پارامتر و بررسی تأثیر مولفه‌های انقلاب صنعتی چهارم بر بهینه‌سازی جریان کارگاهی می‌باشد. نتایج نشان داد که روش حل ترکیبی توسعه یافته مبتنی بر الگوریتم ژنتیک و شبیه‌سازی تبرید بهترین عملکرد را بر اساس معیار کیفیت پاسخ‌ها در مسائل آزمایشی با اندازه‌های کوچک و بزرگ دارد. دو مسأله اصلی که صنعت ۴.۰ بر جریان کارگاهی تأثیر مستقیم می‌گذارد ضریب یادگیری و نرخ زوال‌پذیری می‌باشد که طبق تحلیل حساسیت مشاهده می‌شود افزایش ضریب یادگیری که به دلیل استفاده از فناوری‌های صنعت ۴.۰ حاصل می‌شود موجب بهبود تمامی توابع هدف می‌شود. همچنین اثر زوال‌پذیری را نیز حداقل کرده که مجدداً موجب بهبود توابع هدف می‌گردد.

واژه‌های اصلی: زمان‌بندی جریان کارگاهی، زوال‌پذیری ماشین آلات، نرخ یادگیری اپراتور، مدل‌سازی مبتنی بر داده

۱- مقدمه

مطالعه هدف اساسی توسعه مدلی داده‌محور برای زمان‌بندی و تعیین توالی وظایف در سیستم‌های تولیدی می‌باشد که با در نظر داشتن مولفه‌های انقلاب صنعتی چهارم مورد بررسی قرار گیرد.

۲- بیان مسأله

در مسائل زمان‌بندی سنتی، تنها هدف‌های کلاسیک و کلی توسط محققان مدنظر قرار گرفته‌اند (مانند کمینه کردن زمان‌های اتمام و تأخیر). اما طی سال‌های اخیر، اهداف دیگری نیز توجه محققان را جلب کرده‌اند. به عنوان مثال، در شرایط پیچیده و نامعلوم امروزی، انرژی عنصری حیاتی برای حمایت از پیشرفت اقتصادی و اجتماعی و ساختن کیفیت بهتر زندگی است. بنابراین، مصرف مسئولانه منابع (انرژی) مسأله‌ای حیاتی و بحرانی در این زمان است. این رویکرد باعث شده است که توجه محققان و مدیران در سیستم‌های تولید به سیستم‌هایی که از نظر انرژی کارآمد هستند جلب شود، که این خود به عنوان یک موضوع بسیار مهم در نظر گرفته می‌شود [۲۶].

در مسائل زمان‌بندی سنتی، زمان پردازش کارها به عنوان یک مقدار ثابت فرض می‌شود. با این حال، محققان بیان کرده‌اند که این فرض، ممکن است نادیده گرفتن تأثیرات یادگیری افراد و فرسودگی دستگاه‌ها را به همراه داشته باشد [۲۱]. در این زمینه، زمانی که اثر فرسودگی در نظر گرفته می‌شود، تأخیر در پردازش یک کار می‌تواند به افزایش زمان

در جهان رقابتی امروزی، تعیین توالی عملیات و زمان‌بندی موثر، فرآیندی است که برای به دست آوردن مزیت رقابتی و افزایش سهم بازار می‌بایست انجام شود. زمان‌بندی فرآیندی است که کارها و بار کاری را در جریان تولید مدیریت می‌کند. این فرایند می‌تواند تأثیر قابل توجهی بر کارایی فرآیندها داشته باشد، زیرا آن‌ها را مرتب، کنترل و بهینه می‌کند [۸]. به طور کلی، زمان‌بندی یکی از وظایف بحرانی و حیاتی در سیستم‌های خدماتی و تولیدی است که تأثیر قابل ملاحظه‌ای بر بهره‌وری شرکت‌ها دارد [۳۱]. یکی از مسائل مورد بررسی در زمینه زمان‌بندی، مسأله جریان کارگاهی انعطاف‌پذیر بدون وقفه است، که کاربردهای گسترده‌ای در حوزه‌های متنوع دارد. این مسأله با مسائل جریان کارگاهی سنتی تفاوت دارد؛ به عنوان مثال، در مسأله جریان کارگاهی انعطاف‌پذیر بدون وقفه، فاصله بین زمان پایان و شروع به کار دو ماشین متوالی برای هیچ کاری مجاز نیست. عملاً، به محض آغاز فرآیند یک کار در اولین ماشین، باید بدون هیچ گونه اختلالی تا پایان فرآیند در آخرین ماشین پردازش شود [۳۲]. این مسأله به دلیل نقش کلیدی‌اش در فرآیندهای تولید واقعی، مانند فرآیندهای داروسازی، تولید فولاد، فرآیندهای شیمیایی و غیره، اهمیت دارد. بنابراین، مطالعه این مسأله می‌تواند به مدیران کمک کند تا عملکرد سیستم‌های تولیدی خود را بهبود بخشند [۲۴] [۲۸]. در این

و کیپاریسیس^۷ (۲۰۲۲) از الگوریتم‌های فراابتکاری برای حل مساله در زمان منطقی استفاده می‌شود [۱۶] [۳] [۱۱]. به طور کلی، در مقایسه با مطالعات قبلی در ادبیات مرتبط، می‌توان به مزایای زیر اشاره کرد: (۱) اولین مقاله‌ای است که مساله زمان‌بندی کارگاه انعطاف‌پذیر بدون انتظار را با در نظر گرفتن تأثیر یادگیری و زوال‌پذیری در شرایط عدم قطعیت مورد بررسی قرار می‌دهد، (۲) این مقاله رویکرد داده‌محور کارآمدی را برای مقابله با عدم قطعیت توسعه داده است، (۳) این تحقیق الگوریتم فراابتکاری ترکیبی کارآمدی را توسعه می‌دهد که برای مقابله و حل مدل مساله تحقیق مورد استفاده قرار می‌گیرد؛ (۴) در نظر گرفتن انقلاب صنعتی چهارم در بستر جریان کارگاهی و تأثیر آن بر بهبود شرایط بررسی می‌کند.

با توجه به توضیحات بیان شده، در ادامه مبانی نظری، پیشینه پژوهش و روش تحقیق تشریح می‌شود و مبتنی بر آن یافته‌ها ارائه خواهد شد که متناسب با یافته‌های حاصل، نتیجه‌گیری مورد نظر ارائه می‌شود.

۳- پیشینه پژوهش

در زمینه زمان‌بندی جریان کارگاهی مطالعات مختلفی طی سال‌های گذشته انجام شده است. به طور مثال فو و همکاران (۲۰۱۸) یک مساله زمان‌بندی جریان کارگاهی تصادفی با در نظر گرفتن اثر زوال و یادگیری را ارائه کرده‌اند. مدل ریاضی مساله آن‌ها با رویکرد برنامه‌ریزی عدد صحیح مختلط فرموله شده و از الگوریتم آتش‌بازی^۸ برای حل مساله و ارائه استراتژی‌ها بهره گرفته شده است. یافته‌ها در مقاله آن‌ها نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با سه الگوریتم بهینه‌سازی دیگر عملکرد بهتری دارد [۷]. در مطالعه دیگری فو و همکاران (۲۰۱۹) یک مدل زمان‌بندی جریان کارگاهی ترکیبی تصادفی با در نظر داشتن اثر یادگیری و نرخ زوال ارائه کرده‌اند. آن‌ها به دلیل اهمیت بالای تأثیر یادگیری و زوال‌پذیری دستگاه‌ها بر زمان پردازش، این دو پارامتر را در مدل در نظر گرفتند که هدف اصلی مدل به حداقل رساندن زمان ساخت و تاخیر کلی است. جهت حل مدل یک الگوریتم تکاملی دو جمعیتی ارائه شده است. نتایج آن‌ها نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی مزیت زیادی در مساله مورد بررسی و سایر الگوریتم‌ها دارد [۸]. هم‌چنین لی^۹ و همکاران (۲۰۲۰) یک الگوریتم کلونی زنبور عسل ترکیبی برای حل مساله جریان کارگاهی با ماشین‌های موازی ارائه کرده‌اند. در مساله آن‌ها اثر یادگیری اپراتورها در کارهای مختلف در نظر گرفته شده که به مرور زمان موجب بالا رفتن سرعت می‌شوند. یافته‌های آن‌ها نشان می‌دهد که الگوریتم توسعه داده شده عملکرد بهتری از جنبه کیفیت جواب و تنوع جمعیت تولیدشده در سرعت اجرا داشته است [۱۳].

تیرکلای^{۱۰} و همکاران (۲۰۲۰) یک مدل ریاضی فازی و الگوریتم خوشه ماهی خودسازگار^{۱۱} برای مساله جریان کارگاهی با در نظر داشتن

پردازش آن منجر شود [۱۴] [۱۷]. از سوی دیگر، در زمان‌بندی که اثر یادگیری مطرح است، زمان پردازش کار ممکن است با تکرار فرآیندهای پردازشی کاهش پیدا کند [۴]. این دو مفهوم، که پدیده‌های اساسی در مطالعات زمان‌بندی به شمار می‌روند، در مثال‌های متعددی از کاربردهای واقعی دیده می‌شوند [۲۱] [۴] [۱]. بنابراین، با توجه به اهمیت این مفاهیم، تحقیق حاضر در پی استفاده از آن‌ها در موضوع مورد بررسی است.

یک چالش دیگر برای مدیران سیستم‌های تولیدی، عدم قطعیت در پارامترهای ناشی از ماهیت پویای محیط تجاری است. نادیده‌گرفتن این عدم قطعیت ممکن است منجر به رسیدن به راه‌حل‌های غیر واقع‌بینانه شود که می‌تواند به خسارت‌های غیرقابل جبرانی برای شرکت منجر شود [۱۰]. در این رابطه، بررسی مساله تحت شرایط عدم قطعیت می‌تواند به مدیران کمک کند تا با چالش مذکور مقابله کنند. اخیراً، محققان مدل‌های داده‌محور را پیشنهاد داده‌اند که می‌توانند به طور قابل توجهی با عدم قطعیت مقابله کنند و عملکرد سیستم را بهبود بخشند، که در کار فعلی به کار گرفته شده‌اند. در این مطالعه به دلیل استفاده از داده‌های فصلی و دارای بعد زمان در خصوص زوال‌پذیری ماشین آلات برای مقابله با عدم قطعیت از الگوریتم‌های سری زمانی استفاده می‌شود.

نکته دیگر در تمامی بخش‌های زنجیره تامین و جریان‌های تولیدی در دنیای امروزی، تأثیر انقلاب صنعتی چهارم بر آن‌ها می‌باشد. با توسعه فناوری‌ها در تمامی حوزه‌ها، امروزه می‌توان به خوبی از زیرساخت‌های مربوط به این انقلاب صنعتی استفاده کرده و به بهبود شرایط کمک نمود [۱۹]. به طور مثال در مطالعات رستمی و همکاران (۲۰۲۳) به بررسی مولفه‌های انقلاب صنعتی چهارم در بستر زنجیره تامین پرداخته شده است و توجه محققان طی سال‌های گذشته به این موضوع بیشتر شده است [۲۰]. در این راستا، یکی از اهداف اساسی در این مقاله بررسی تأثیر پارامترها و فناوری‌های انقلاب صنعتی چهارم یا زنجیره تامین ۴.۰ بر بهبود جریان کارگاهی مورد نظر می‌باشد. این رویکرد با نحوه تأثیرگذاری استفاده از فناوری‌های انقلاب صنعتی چهارم مانند رباتیک در خط تولید که تأثیر قابل توجهی بر نرخ یادگیری دارد مورد بررسی قرار خواهد گرفت. با توجه به موارد واقعی و به دلیل اهمیت نکات فوق، این مطالعه سعی می‌کند مساله زمان‌بندی کارگاه انعطاف‌پذیر بدون انتظار کارآمد انرژی^۱ را بررسی کند. بدین منظور، در این پژوهش، یک چارچوب تصمیم‌گیری داده‌محور ارائه شده است. در ابتدا، یک مدل برنامه‌ریزی چند هدفه^۲ برای مساله تحقیقاتی پیشنهاد شده است. سپس، برای مقابله با عدم قطعیت، یک رویکرد داده‌محور کارآمد بر اساس برنامه‌ریزی استوار فازی، ساریما^۳ و روش‌های رگرسیون بردار پشتیبان^۴ توسعه یافته است. با توجه به ماهیت پیچیده مساله تحقیقاتی که یک مساله Np-hard می‌باشد، همانند مطالعات نیپ^۵ و همکاران (۲۰۱۵)، بوور^۶ و همکاران (۲۰۱۷) و کولاماس

⁶ Bewoor

⁷ Koulamas & Kyparisis

⁸ Fireworks Algorithm

⁹ Li

¹⁰ Tirkolae

¹¹ Self-Adaptive Artificial Fish Swarm

¹ Energy-Efficient No-Wait Flexible Flow Shop Scheduling Problem (EENWFFSP)

² MOPM

³ Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)

⁴ Support Vector Regression (SVR)

⁵ Nip

ژائو^۷ و همکاران (۲۰۲۲) یک الگوریتم بهینه‌سازی موج آب برای مساله زمان‌بندی جریان کارگاهی ارائه کرده‌اند. مساله مورد نظر با رویکرد برنامه‌ریزی خطی عدد صحیح مختلط طراحی شده و با استفاده از الگوریتم پیشنهادی حل شده است. آزمایش‌های عددی بر ۹۰۰ نمونه کوچک و ۸۱۰ نمونه بزرگ پیاده‌سازی شده که نتایج نشان می‌دهد الگوریتم پیشنهادی تا ۴ برابر نتایج بهتری نسبت به الگوریتم‌های دیگر ارائه می‌کند [۳۳]. سید حمزه و همکاران (۲۰۲۲) یک مساله زمان‌بندی جریان کارگاهی خط مونتاژ دومرحله‌ای با زمان‌های مونتاژ نامشخص را مورد بررسی قرار داده‌اند. مدل مساله آن‌ها به صورت یک مدل برنامه‌ریزی عدد صحیح مختلط^۸ به شکل کلی و در شرایط قطعی فرموله شده است. با توجه به اینکه مساله^۹ ان‌پی-هارد^{۱۰} می‌باشد، الگوریتم مورد استفاده جهت حل مدل الگوریتم ژنتیک می‌باشد. هم‌چنین برای مقابله با عدم قطعیت زمان فعالیت از رویکرد استوار^{۱۱} استفاده شده است. نتایج نشان می‌دهد که مدل استوار به طور موثر برابر زمان‌های مونتاژ نامشخص مقابله می‌کند و الگوریتم ژنتیک کارایی بهتری نسبت به الگوریتم تبرید شبیه‌سازی شده^{۱۱} دارد [۲۳]. کاستاندا^{۱۲} و همکاران (۲۰۲۲) یک رویکرد فازی برای حل مساله جریان کارگاهی در شرایط عدم قطعیت ارائه کرده‌اند. در مدل آن‌ها عدم قطعیت زمان اجرای فعالیت‌ها و هم‌چنین نرخ یادگیری مفید کارگران در نظر گرفته شده است. برای مقابله با عدم قطعیت‌ها از رویکرد فازی و تصادفی استفاده شده و هر دو عدم قطعیت به طور هم‌زمان در نظر گرفته شده‌اند. جهت حل مدل از شبیه‌سازی استفاده شده که یافته‌ها نشان می‌دهد کارایی عملیاتی این مدل از سایر روش‌ها بسیار بهتر می‌باشد [۵]. وانگ و همکاران (۲۰۲۳) یک مساله زمان‌بندی جریان کارگاهی ترکیبی فازی با در نظر گرفتن کارآمدی انرژی و بهینه‌سازی سرعت ماشین‌آلات ارائه کرده‌اند. با توجه به اهمیت توسعه پایدار در سطح کارخانه‌ها، توجه به مولفه انرژی در این مساله پررنگ می‌باشد. با توجه به عدم قطعیت در پارامترهای مصرف انرژی، با استفاده از رویکرد فازی، میزان مصرف انرژی مورد بررسی قرار گرفته است. برای حل مساله از الگوریتم توسعه یافته ژنتیک رتبه بندی نامغلوب^{۱۳} با عنوان الگوریتم توسعه یافته ژنتیک رتبه‌بندی نامغلوب بهبود یافته^{۱۴} استفاده شده است که یافته‌ها نشان می‌دهد این الگوریتم کارایی بیشتری نسبت به الگوریتم ساده دارد [۳۰]. خلاصه ادبیات تحقیق در جدول ۱ نشان داده شده است.

سناریوی برون‌سپاری ارائه کرده‌اند. مساله آن‌ها یک مدل برنامه‌ریزی عدد صحیح مختلط بوده که داده‌های ورودی آن برای بهبود به صورت فازی در نظر گرفته شده است. یافته‌هایشان نشان می‌دهد که عملکرد الگوریتم آن‌ها نسبت به حل‌کننده سیپلکس^۱ کارایی بیشتری داشته است [۲۹]. قالب و همکاران (۲۰۲۰) یک مساله زمان‌بندی تولید بلادرنگ در صنعت ۴۰ را با توجه به نرخ خرابی و زوال‌پذیری ماشین‌ها را مورد بررسی قرار داده‌اند. هدف آن‌ها، توسعه مدل‌های برنامه‌ریزی به‌روزرسانی‌های زمان واقعی^۲ برای مساله برنامه‌ریزی کارگاه انعطاف‌پذیر^۳ با رسیدن ناگهانی کارهای جدید و خرابی‌های تصادفی ماشین است. آن‌ها بررسی کردند که چگونه به‌روزرسانی‌های زمان واقعی در مورد ورودهای ناگهانی، در دسترس بودن ماشین‌ها (زمان‌های خرابی و بازیابی) و زمان‌های اتمام عملیات می‌تواند برای برنامه‌ریزی مجدد استفاده شود [۹]. روسیت و همکاران (۲۰۲۱) یک مساله زمان‌بندی جریان کارگاهی را در صنعت ۴۰ مورد بررسی قرار دادند. هدف مطالعه آن‌ها به طور کلی، حداقل‌سازی تلاش محاسباتی مورد نیاز برای حل مسائل برنامه‌ریزی جریان کارگاهی است. آن‌ها رویکرد حل دو مرحله‌ای ارائه کردند که نخست، یک الگوریتم ژنتیک برای حل مساله برنامه‌ریزی استفاده می‌شود و سپس در مرحله دوم، با استفاده از الگوریتم تبرید شبیه‌سازی، فضای جستجو را گسترش می‌دهد و راه‌حل بهبود می‌یابد. نتایج نشان می‌دهند که الگوریتم توسعه یافته و ترکیبی عملکرد مناسبی برای حل مسائل زمان‌بندی دارد [۱۹]. وانگ^۴ و همکاران (۲۰۲۰) یک مدل زمان‌بندی جریان کارگاهی با در نظر گرفتن عدم قطعیت زمان ارائه کرده‌اند. یکی از چالش‌های اساسی در مسائل جریان کارگاهی، عدم قطعیت زمان می‌باشد. در این راستا آن‌ها از رویکرد اعداد خاکستری بازه‌ای^۵ برای مقابله با عدم قطعیت استفاده کرده و سپس مدل را با استفاده از الگوریتم کلونی زنبور عسل مصنوعی حل شده است. یافته‌های آن‌ها نشان می‌دهد که عملکرد الگوریتم نسبت به دیگر روش‌ها بهتر می‌باشد [۳۱]. کین^۶ و همکاران (۲۰۲۲) یک الگوریتم حریص تکرار‌شونده بهبودیافته برای مساله جریان کارگاهی ترکیبی با در نظر گرفتن بهینه‌سازی انرژی ارائه کرده‌اند. آن‌ها اینگونه بیان داشته‌اند که در دنیای امروزی توجه به مصرف انرژی بسیار پررنگ شده که به همین جهت آن‌ها بر این موضوع تمرکز کرده‌اند. الگوریتم پیشنهادی در مطالعه آن‌ها برای ۱۵۰ نمونه آزمایش در مقیاس‌های مختلف اجرا شده که نتایج نشان می‌دهد الگوریتم پیشنهادی بهتر از الگوریتم‌های مقایسه شده عمل می‌کند [۱۸].

⁸ MIP

⁹ NP-hard

¹⁰ Robust

¹¹ Simulated Annealing (SA)

¹² Castaneda

¹³ Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-II)

¹⁴ Enhanced non-dominated Sorting Genetic Algorithm (ENSGA-II)

¹ CPLEX

² RTS

³ FJSP

⁴ Wang

⁵ G-FFSP

⁶ Qin

⁷ Zhao

جدول ۱- خلاصه مرور ادبیات پژوهش

محقق (سال)	هدف	اثر یادگیری	زوال پذیری	مصرف انرژی	صنعت ۴۰٪	رویکرد مقابله عدم قطعیت	روش حل
(Fu et al, 2018)	زمان بندی جریان کارگاهی تصادفی با در نظر گرفتن اثر زوال و یادگیری در صنعت ۴	*	*		*	---	fireworks algorithm
(Fu et al, 2019)	زمان بندی جریان کارگاهی دوهدفه با در نظر گرفتن نرخ زوال	*	*			---	Bi-Population Evolutionary Algorithm
(Li et al, 2019)	زمان بندی جریان کارگاهی با در نظر گرفتن اثر یادگیری مشاغل	*				---	Artificial Bee Colony Algorithm
Tirkolae et al,) (2020)	برنامه ریزی ریاضی فازی برای حل مساله زمان بندی کارگاهی	*		*		رویکرد فازی	Self-Adaptive Artificial Fish Swarm
Ghaleb et al,) (2020)	زمان بندی تولید بلادرنگ در صنعت ۴۰٪ را با توجه به نرخ خرابی و زوال پذیری ماشین ها	*	*			---	Genetic algorithm
(Rossit et al, 2020)	زمان بندی جریان کارگاهی در صنعت ۴۰٪ با در نظر گرفتن کار از دست رفته	*				---	SA algorithm
Wang & Xie,) (2021)	زمان بندی جریان کارگاهی انعطاف پذیر	*		*		رویکرد خاکستری (G-FFSP)	artificial bee colony
(Qin et al, 2022)	زمان بندی جریان کارگاهی با لحاظ کردن محدودیت انرژی	*		*		---	improved iterated greedy algorithm
(Zhao et al, 2022)	زمان بندی جریان کارگاهی بلوک شده	*		*		---	water wave algorithm
Seyedhamzeh et) (al, 2022)	زمان بندی جریان کارگاهی خطوط مونتاژ در زمان های نامشخص	*		*		بهبود سازی استوار	Genetic algorithm
Castaneda et al,) (2022)	زمان بندی جریان کارگاهی با در نظر گرفتن عدم قطعیت زمان و یادگیری	*				رویکرد فازی و تصادفی	Simulation
(Wang et al, 2023)	زمان بندی جریان کارگاهی با در نظر گرفتن عدم قطعیت مصرف انرژی	*		*		رویکرد فازی	ENSGA-II algorithm
مطالعه حاضر	زمان بندی جریان کارگاهی با در نظر گرفتن زوال ماشین آلات و اثر یادگیری و مصرف انرژی در صنعت ۴۰٪	*	*	*	*	بهبود سازی استوار داده محور	Hybrid SA-GA-PSO

۴- روش شناسی تحقیق

در این بخش مدل سازی ریاضی مقاله و هم چنین مقابله با عدم قطعیت و روش های حل مورد استفاده شرح داده می شود.

فرض کنید یک سیستم تولید کارگاه جریان وجود دارد. فرض کنید N کار (با اندیس j) وجود دارد که باید در M ماشین (با اندیس i) با R موقعیت (با اندیس r) پردازش شوند. برای ماشین ها، L سطح سرعت وجود دارد (با اندیس l) که هر کار می تواند در یک سطح پردازش شود. پارامترهای مسأله تحقیقاتی به شرح زیر هستند. p_{jil} زمان پردازش عادی کار j در ماشین i در سطح l را نشان می دهد، و d_j تاریخ تحویل کار j است. علاوه بر این، α_{ji} و β_{ji} به ترتیب نشان دهنده تأثیرات یادگیری و تضعیف برای کار j در

همانطور که مشاهده می شود در مطالعات گذشته متغیرها و مولفه های تاثیرگذار مانند اثر یادگیری، زوال پذیری و مصرف انرژی را به طور هم زمان در بستر صنعت ۴۰٪ برای مسائل زمان بندی جریان کارگاهی در نظر گرفته نشده است. از آنجا که استفاده از فناوری های صنعت ۴۰٪ به طور هم زمان بر مباحث مختلفی مانند اثر یادگیری، زوال پذیری و مصرف انرژی تاثیر می گذارد، نیاز است که به طور هم زمان مورد بررسی و تحلیل قرار گیرند. از سوی دیگر مقابله با عدم قطعیت با استفاده از رویکردهای داده محور دیگر نکته ای است که در مطالعات به آن پرداخته نشده که در این مطالعه به آن پاسخ داده می شود. بنابراین نوآوری این مطالعه به جهت در نظر گرفته صنعت ۴۰٪ و مولفه های اثر یادگیری و زوال پذیری و مصرف انرژی و از جنبه روش حل به جهت استفاده از رویکردهای داده محور می باشد.

$$C_{max} \geq CM_{Rj} \quad \forall j \quad (16)$$

$$CM_{Rj}, Cr_{ji}, C_{max}, p'_{rjil}, s_{rjil} \quad \forall r, j, i \quad (17)$$

$$\geq 0$$

$$x_{rjil} \in \{0,1\} \quad \forall r, j, i \quad (18)$$

رابطه (۱) اولین تابع هدف^۱ است که مدت زمان کل تولید را به حداقل می‌رساند. رابطه (۲) دومین تابع هدف است که هدف آن کمینه کردن تاخیر کلی است. همچنین، تابع هدف سوم (رابطه (۳)) مصرف انرژی کل را به حداقل می‌رساند. محدودیت (۴) نشان می‌دهد که هر کار تنها می‌تواند در یک موقعیت و یک سطح پردازش شود. محدودیت (۵) نشان می‌دهد که در هر موقعیت از هر ماشین تنها می‌توان یک کار را پردازش کرد. محدودیت‌های (۶)–(۱۵) محدودیت‌های برنامه‌ریزی هستند که زمان شروع و اتمام کارها را بر اساس تأثیرات یادگیری و تضعیف محاسبه می‌کنند. باید توجه داشت که BM یک عدد مثبت بزرگ است. رابطه (۱۶) مدت زمان کل تولید را محاسبه می‌کند. در نهایت، رابطه‌های (۱۷) و (۱۸) محدوده متغیرها را تعیین می‌کنند.

۴-۱- مقابله با عدم قطعیت

از آنجایی که عدم قطعیت بخشی جدایی‌ناپذیر از محیط کسب‌وکار در بازار رقابتی و پویای امروزی است، مهم است که در مرحله برنامه‌ریزی به عدم قطعیت توجه شود. بنابراین، در این مطالعه، مسأله مورد نظر تحت عدم قطعیت مورد بررسی قرار گرفته است. در این راستا، برای مقابله با عدم قطعیت، این مطالعه یک رویکرد مبتنی بر داده‌ها بر اساس بهینه‌سازی استوار فازی^۲، مدل زمانی تحلیل آماری متغیرهای معمولاً تجزیه‌شده^۳ و روش پشتیبانی بردار^۴ توسعه داده است. در ادامه، به صورت خلاصه هر یک از روش‌های مذکور تعریف شده‌اند.

یکی از رویکردهای معمول برای بررسی مسأله بهینه‌سازی تحت عدم قطعیت، در نظر گرفتن پارامترهای فازی است که به طور گسترده در ادبیات استفاده شده‌اند. روش‌های مختلفی برای مقابله با محیط عدم قطعیت فازی وجود دارد که یکی از کارآمدترین و گسترده‌ترین آن‌ها مدل برنامه‌ریزی فازی با قید احتمالی^۵ است. این مدل یکی از روش‌های معروف برنامه‌ریزی امکان‌گرا است که هدف آن مقابله با عدم قطعیت است. این رویکرد بر اساس مفاهیم ریاضی، به‌ویژه استفاده از مقدار امید اعداد فازی، ضرورت (Nec) و امکان (Pos) است [۲۵]. برای درک بهتر، به مدل فشرده زیر (فرمول (۱۹)) توجه شود که در آن f پارامتر قطعی تابع هدف، \tilde{C} پارامتر فازی تابع هدف، A ، B و S ضرایب قطعی محدودیت‌ها، و \tilde{d} و \tilde{N} ضرایب فازی محدودیت‌ها هستند. همچنین، y و x متغیرهای تصمیم‌گیری هستند. باید توجه داشت که پارامترهای فازی توزیع فازی متناسب با چهار نقطه‌ای بحرانی (یعنی $(\tilde{\theta} = \theta_{(1)}, \theta_{(2)}, \theta_{(3)}, \theta_{(4)})$) دارند.

$$\begin{aligned} \text{Min } Z &= f \cdot y + \tilde{c} \cdot x \\ A \cdot x &\geq \tilde{d} \end{aligned} \quad (19)$$

ماشین i هستند. همچنین، EN_{il} مصرف انرژی ماشین i در سطح l را نشان می‌دهد. از سوی دیگر، متغیرهای تصمیم‌گیری مسأله تحقیقاتی به شرح زیر هستند. p'_{rjil} زمان پردازش واقعی کار z در ماشین i در سطح l را نشان می‌دهد که بر اساس تأثیرات یادگیری و تضعیف محاسبه می‌شود. s_{rjil} زمان شروع کار z در ماشین i در سطح l را نشان می‌دهد، Cr_{ji} زمان اتمام کار z در ماشین i در موقعیت r را نشان می‌دهد، CM_{Rj} زمان اتمام کار z در موقعیت r از آخرین ماشین است، C_{max} مدت زمان کل تولید^۱ را نشان می‌دهد، و x_{rjil} یک متغیر دودویی است که برابر یک است اگر کار z به موقعیت r از ماشین i در سطح l اختصاص داده شود. با توجه به نکات ذکر شده، مسأله تحقیقاتی (مسأله برنامه‌ریزی کارگاه جریان بر مبنای انرژی) به شکل زیر فرموله می‌شود.

$$\text{Min } Z1 = C_{max} \quad (1)$$

$$\text{Min } Z2 = \sum_j \text{Max}(CM_{Rj} - d_j, 0) \quad (2)$$

$$\text{Min } Z3 = \sum_r \sum_j \sum_i \sum_l E_{il} \cdot p'_{rjil} \cdot x_{rjil} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \text{S. t:} \\ \sum_r \sum_l x_{rjil} &= 1 \quad \forall j, i \quad (4) \end{aligned}$$

$$\sum_j \sum_l x_{rjil} = 1 \quad \forall r, i \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \forall r, j, l, i \\ s_{rjl} + p'_{rijl} &\leq s_{rj(i+1)l} \\ &= 1, 2, \dots, m - 1 \quad (6) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \forall j, i, l, r \\ s_{rjil} + p'_{rjil} &\leq s_{(r+1)jil} \\ &= 1, 2, \dots, n - 1 \quad (7) \end{aligned}$$

$$p'_{rjil} = (p_{rjil} + \alpha_{ri} \cdot s_{rjil}) \cdot r^{\beta_{ri}} \quad \forall r, j, i, l \quad (8)$$

$$C_{rji} \geq \sum_l s_{rjil} + p'_{rjil} \quad \forall r, j, i \quad (9)$$

$$\sum_l s_{rjil} \geq C_{r(j-1)i} \quad \forall r, i, j = 2, \dots, n \quad (10)$$

$$\sum_l s_{rjil} \geq C_{(r-1)ji} \quad \forall j, i, r = 2, \dots, n \quad (11)$$

$$C_{rji} \leq BM \cdot \sum_l x_{rjil} \quad \forall r, j, i \quad (12)$$

$$CM_{Rj} \geq C_{rji} \quad \forall r, j, i \quad (13)$$

$$s_{rjil} - \left(s_{rjil} + (p'_{rjil} \cdot x_{rjil}) \right) = 0 \quad \forall r, j, i, l \quad (14)$$

$$C_{rji} - C_{rj(i-1)} \geq \sum_l p'_{rjil} \cdot x_{rjil} \quad \forall r, j, i \quad (15)$$

⁴ SARIMA

⁵ SVR

⁶ CCFP

¹ Makespan

² Objective Function (OF)

³ FRO

$$B. x \leq \left(1 - \frac{\alpha_j}{2}\right) \cdot \left(\frac{L_3 + L_4}{2}\right) + \left(\frac{\alpha_j}{2}\right) \cdot \left(\frac{L_1 + L_2}{2}\right)$$

$$S. x \leq \left((1 - \alpha_j) \cdot N_2 + \alpha_j \cdot N_1\right) \cdot y$$

برای داده‌محور پارامتر مورد نظر نیز از الگوریتم ساریما استفاده می‌شود. پارامتر نرخ زوال پذیری یکی از مولفه‌های مهم در مدل حاضر می‌باشد که دارای عدم قطعیت می‌باشد. در این راستا از آنجا که این پارامتر به زمان بستگی دارد و مقادیر آن به صورت ماهانه ثبت می‌شود، از الگوریتم‌های سری زمانی جهت پیش‌بینی و برآورد آن به خوبی می‌توان استفاده کرد که در این مطالعه از الگوریتم مدل میانگین متحرک خود همبسته یکپارچه فصلی^۱ به دلیل در نظر گرفتن فصلی بودن داده‌ها استفاده شده است. فصلی بودن داده‌ها از این جهت دارای اهمیت است که میزان زوال پذیری ماشین‌آلات در فصول مختلف سرما و گرما متفاوت می‌باشد و مهم «چنین روند تاریخی داده‌ها از ماشین‌آلات بر میزان زوال پذیری تاثیرگذار است. به همین جهت در نظر داشتن مولفه‌های فصلی در این پیش‌بینی دارای اهمیت است. این الگوریتم ترکیبی از مدل میانگین متحرک خود همبسته یکپارچه^۲ و مدل خودهمبسته فصلی^۳ است [۶]. [۲۷]

یکی از پارامترهای مهم در مدل طراحی شده، زمان پردازش می‌باشد. پارامتر مذکور که به صورت فازی در نظر گرفته شده است، به ویژگی‌های متفاوتی بستگی دارد. جهت در نظر گرفتن ویژگی‌های مختلف در برآورد مقدار زمان پردازش، از روش‌های رگرسیون استفاده می‌شود که در این مقاله از الگوریتم رگرسیون بردار پشتیبان^۴ استفاده شده است. این الگوریتم یک الگوریتم یادگیری ماشینی است که برای مسائل رگرسیون و پیش‌بینی استفاده می‌شود که بر پایه روش ماشین بردار پشتیبان^۵ برای دسته‌بندی ساخته شده است، با این تفاوت که به جای تفکیک داده‌ها در دسته‌های مختلف، می‌کوشد تا تابعی را برای پیش‌بینی مقادیر پیوسته بیابد [۲] [۱۲].

۴-۲- روش حل فراابتکاری

در این مطالعه، برای بهره‌مندی همزمان از مزایای الگوریتم‌های ژنتیک و شبیه‌سازی تبرید، آنها را با استفاده از روش زیر ترکیب کرده‌ایم. ابتدا، ازدحام اولیه ایجاد می‌شود و تابع هدف برای تعیین Pbest و Gbest محاسبه می‌شود. در الگوریتم توسعه یافته، اپراتور Boltzman SA برای به روز رسانی Pbest استفاده می‌شود. برای درک بهتر، شکل ۱ فلوچارت این الگوریتم را نشان می‌دهد. از سوی دیگر، تحقیق حاضر از ترکیب الگوریتم‌های بهینه‌سازی ازدحام ذرات و شبیه‌سازی تبرید نیز به منظور حل مساله تحقیق استفاده کرده است. در این راستا، در الگوریتم ترکیبی بهینه‌سازی ازدحام ذرات - شبیه‌سازی تبرید، در ابتدا، ازدحام اولیه تولید می‌شود. سپس تابع هدف برای هر ذره محاسبه می‌شود تا Pbest و Gbest

حال، با در نظر گرفتن σ_j به عنوان سطح رضایت از محدودیت نامعلوم Z ، معادل CCFP برای مدل (۱۹) می‌تواند به صورت مدل (۲۰) فرموله شود [۲۵] [۲۲].

$$Min Z = f \cdot y + \frac{c_1 + c_2 + c_3 + c_4}{4} \cdot x$$

$$A. x \geq (1 - \sigma_j) \cdot d_2 + \sigma_j \cdot d_1$$

$$B. x \geq \left(1 - \frac{\sigma_j}{2}\right) \cdot \left(\frac{L_1 + L_2}{2}\right) + \left(\frac{\sigma_j}{2}\right) \cdot \left(\frac{L_3 + L_4}{2}\right) \quad (20)$$

$$B. x \leq \left(1 - \frac{\sigma_j}{2}\right) \cdot \left(\frac{L_3 + L_4}{2}\right) + \left(\frac{\sigma_j}{2}\right) \cdot \left(\frac{L_1 + L_2}{2}\right)$$

$$S. x \leq \left((1 - \sigma_j) \cdot N_2 + \sigma_j \cdot N_1\right) \cdot y$$

علاوه بر این، طبق ادبیات، معادل محکم برای مدل (۲۰) می‌تواند به صورت مدل (۲۱) نوشته شود که در آن $E[Z]$ تابع هدف مدل (۲۰) است، η ضریب جریمه برای استواری بهینگی را نشان می‌دهد، π_i ضرایب جریمه برای استواری موجه بودن را نشان می‌دهد، و $Zmax$ بدترین مقدار تابع هدف نشان داده شده است ($Zmax = f \cdot y + c_4 \cdot x$). برای اطلاعات بیشتر، به مراجع [۲۵] [۱۵] [۲۲] رجوع شود.

$$Min Z = E[Z] + \eta \cdot (Zmax - E[Z])$$

$$+ \pi_1 \cdot (d_4 - (1 - \alpha_j) \cdot d_3 + \alpha_j \cdot d_4)$$

$$+ \pi_2 \cdot \left(L_4 - \left(1 - \frac{\alpha_j}{2}\right) \cdot \left(\frac{L_1 + L_2}{2}\right) + \left(\frac{\alpha_j}{2}\right) \cdot \left(\frac{L_3 + L_4}{2}\right)\right)$$

$$+ \pi_3 \cdot \left(\left(1 - \frac{\alpha_j}{2}\right) \cdot \left(\frac{L_3 + L_4}{2}\right) + \left(\frac{\alpha_j}{2}\right) \cdot \left(\frac{L_1 + L_2}{2}\right) - L_1\right)$$

$$+ \pi_4 \cdot \left((1 - \alpha_j) \cdot N_2 + \alpha_j \cdot N_1 - N_1\right) \quad (21)$$

$$A. x \geq (1 - \alpha_j) \cdot d_3 + \alpha_j \cdot d_4$$

$$B. x \geq \left(1 - \frac{\alpha_j}{2}\right) \cdot \left(\frac{L_1 + L_2}{2}\right) + \left(\frac{\alpha_j}{2}\right) \cdot \left(\frac{L_3 + L_4}{2}\right)$$

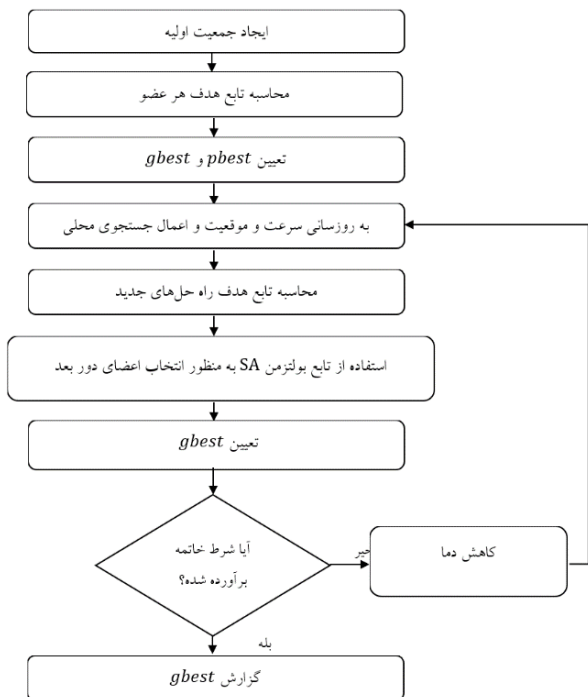
⁴ Support Vector Regression (SVR)

⁵ Support Vector Machine (SVM)

¹ Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)

² Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

³ Seasonal Autoregressive (SAR)



شکل ۲- فلوچارت الگوریتم ترکیبی PSO-SA

۵- یافته‌ها

در این بخش، نخست برآورد پارامترها با استفاده از الگوریتم‌های داده‌کاوی انجام می‌شود و سپس با استفاده از الگوریتم ترکیبی مورد نظر مساله حل می‌شود.

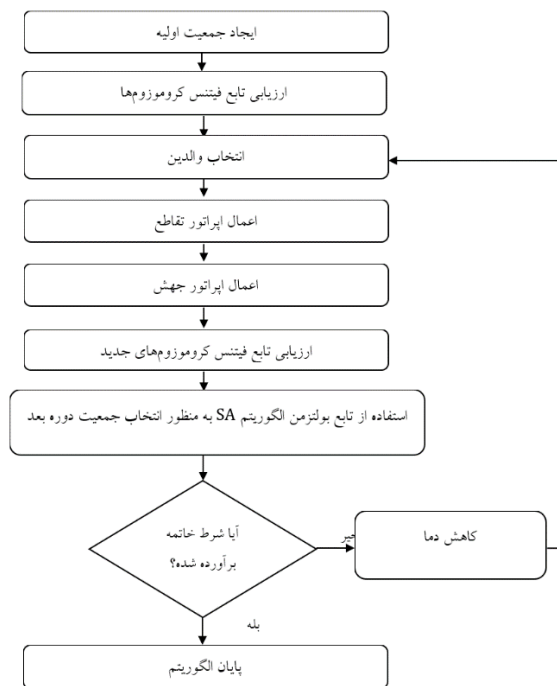
۵-۱- مطالعه موردی

این مطالعه با استفاده از داده‌های یک شرکت خودروسازی واقع در شهر تهران توسعه داده شده است. به طور کلی داده‌های مورد نیاز برای ساخت مدل مانند زمان‌بندی فعالیت‌ها، تعداد نیروی انسانی مورد نیاز و ... از شرکت مورد مطالعه دریافت شده و فرآیند اجرا و توالی فعالیت‌ها در مدل نیز با توجه به ساختار واقعی کارخانه مورد مطالعه در نظر گرفته شده است. مهم‌ترین پارامترهای این مدل نرخ زوال‌پذیری و زمان پردازش می‌باشد. داده‌های مربوط به نرخ زوال‌پذیری به صورت ماهانه ثبت و ضبط شده و با استفاده از مستند و ضبط شده گذشته، مقدار مورد نظر مدل مساله برآورد شده است. همچنین زمان پردازش نیز با در نظر داشتن مولفه‌های مختلف مانند شیفیت کاری، فصل، جنسیت اپراتور و ... و بهره‌گیری از الگوریتم‌های داده‌محور برآورد شده است. نحوه محاسبه و برآورد پارامترها در بخش‌های بعد توضیح داده شده است.

۵-۲- برآورد نرخ زوال‌پذیری با الگوریتم ساریما

جهت برآورد نرخ زوال‌پذیری در دستگاه‌ها و تسهیلات کارخانه مورد مطالعه، از آنجا که داده‌های مربوط به نرخ زوال‌پذیری ماشین‌آلات طی ۸ سال به صورت ماهانه ثبت و ضبط شده است، این پارامتر با استفاده از الگوریتم‌های سری زمانی برآورد می‌شود که مبتنی بر داده‌های موجود در

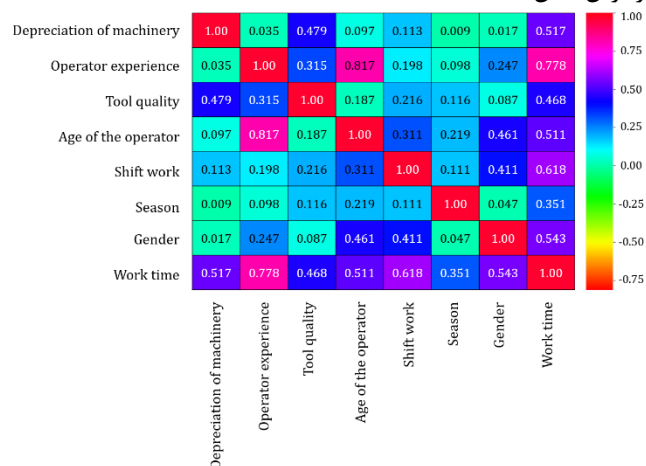
محاسبه شوند. سپس، با استفاده از عملگر تولید جواب همسایه، جستجوی محلی بر روی پاسخ‌ها به منظور بهبود آنها اعمال می‌گردد. برای به روز رسانی pbest از عملگر بولتزمن از الگوریتم SA استفاده می‌شود. به این ترتیب اگر تابع هدف راه حل جدید بهتر باشد، راه حل جدید به عنوان pbest در نظر گرفته می‌شود. در غیر این صورت، pbest جدید با احتمال بر اساس عملگر بولتزمن پذیرفته می‌شود. فلوچارت الگوریتم ترکیبی بهینه‌سازی ازدحام ذرات - شبیه‌سازی تبرید در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۱- فلوچارت الگوریتم ترکیبی GA-SA

بنابراین ۶ بخش کاری وجود دارد.

- فصل سال: منظور فصل‌های مختلف سال می‌باشد؛ از آنجا که سرما و گرما بر راندمان فعالیت‌های اپراتور تاثیرگذار است، فصل سال نیز در نظر گرفته شده است.
 - سن اپراتور: یکی از مولفه‌های مهم تاثیرگذار بر زمان فعالیت، سن اپراتور می‌باشد که در نظر گرفته شده است.
 - جنسیت: جنسیت اپراتور نیز بر سرعت عمل تاثیرگذار است که در این مدل در نظر گرفته شده است.
- از آنجا که فعالیت‌های مختلفی برای ماشین آلات گوناگون وجود دارد، پارامتر مدت زمان به صورت فازی در نظر گرفته شده است، بنابراین با برآوردهای مختلفی که از طریق مدل رگرسیون انجام می‌گیرد، مقدار زمان فعالیت به صورت یک عدد فازی برآورد می‌شود. پیش از اجرای الگوریتم رگرسیون بردار پشتیبان جهت برآورد پارامتر مورد نظر، از رویکرد همبستگی پیرسون برای شناسایی مهم‌ترین مولفه‌های تاثیرگذار بر پارامتر زمان پردازش استفاده می‌شود. در شکل ۴ نمودار هیتمپ^۱ مولفه‌ها و زمان پردازش نشان داده شده است.



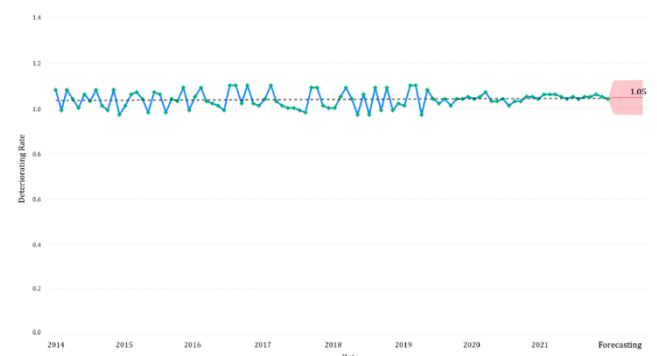
شکل ۴- نمودار همبستگی مولفه‌ها و زمان پردازش

طبق خروجی‌های شکل مشاهده می‌شود که تجربه کاربر بیشتری رابطه را با زمان فعالیت دارد. بعد از آن مواردی مانند شیفت کاری، جنسیت، سن اپراتور، میزان استهلاک ماشین آلات، کیفیت ابزار و فصل بر زمان انجام فعالیت تاثیرگذار است.

با طی شدن گام‌های بیان شده در بخش متدولوژی، مرحله ساخت مدل رگرسیون جهت برآورد مقدار زمان فعالیت در قالب اعداد فازی می‌بایست اجرا شود. برای اجرای مدل داده‌های آموزش و تست را جدا کرده که در این مطالعه ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد برای تست انتخاب شدند. با جداسازی این داده‌ها و اجرای مدل می‌بایست متناسب با شاخص‌های ارزیابی عملکرد و دقت، مدل‌ها ارزیابی شوند. شاخص‌های ارزیابی مدل رگرسیون جهت برآورد داده زمان فعالیت و کار در جدول ۳ نشان داده شده است.

سال‌های گذشته، مقدار پارامتر مورد نظر را در آینده پیش‌بینی و برآورد می‌کند. بنابراین از آنجا که نرخ زوال‌پذیری به صورت ماهانه ثبت و ضبط می‌شود و داده‌های ۸ سال موجود می‌باشد، بنابراین در حال حاضر ۹۶ رکورد داده‌ای موجود می‌باشد. در شکل ۳ مقدار برآورد نرخ زوال‌پذیری برای مدل حاضر نشان داده شده است. یافته‌ها دستاوردهای مطالعه هستند که در مطالعات کمی شامل توزیع ویژگی‌های جمعیت‌شناختی افراد گروه نمونه، یافته‌های توصیفی و تحلیلی متغیرهای مورد مطالعه را شامل می‌شوند. یافته‌های پژوهش کیفی نیز در قالب طبقات، مفاهیم یا مضامین اصلی با زیر مجموعه آنها به همراه نقل قول‌های مستقیم شرکت‌کنندگان یا داده‌های اولیه توضیح داده می‌شوند.

مشاهده می‌شود که مقدار نرخ زوال‌پذیری نیز مقدار ۱.۰۵ می‌باشد. در جدول ۲ مقایسه الگوریتم ساریما با دیگر الگوریتم‌های سری زمانی انجام شده که مشاهده می‌شود میزان خطای الگوریتم ساریما از دیگر الگوریتم‌ها کمتر است.



شکل ۳- نرخ زوال‌پذیری ماشین‌آلات

جدول ۲- خطای مدل ساریما در مقایسه با دیگر مدل‌ها

Exponential smoothing	ARIMA	SARIMA	RMSE
19.521	16.251	4.236	

شکل ۳-۵ - برآورد پارامتر زمان پردازش با الگوریتم رگرسیون بردار پشتیبان

یکی از پارامترهای مهم و تاثیرگذار در مدل پژوهش حاضر، زمان پردازش می‌باشد. منظور از زمان پردازش، مدت زمانی است که یک اپراتور برای انجام فعالیتی خاص انجام می‌دهد. مولفه‌های مختلفی بر این متغیر تاثیر می‌گذارند که مهم‌ترین آن‌ها عبارتند از:

- استهلاک ماشین: منظور از میزان استهلاک ماشین، سن ماشین آلات مورد استفاده می‌باشد.
- تجربه اپراتور: مدت زمان فعالیت تخصصی اپراتور متناسب با فعالیت مورد نظر را بیان می‌دارد.
- کیفیت ابزار مورد استفاده: متناسب با چک‌لیست کنترل کیفیت ابزار سازمان عددی بین ۱ تا ۱۰ دریافت می‌کنند.
- شیفت کاری: کارخانه مورد مطالعه در سه شیفت صبح، عصر و شب فعالیت می‌کند که هر شیفت نیز به دو بخش تقسیم می‌شود.

¹ Heat Map

۵-۴- خروجی‌های الگوریتم

در این بخش، نتایج حل مدل برنامه‌ریزی چند هدفه^۱ با استفاده از روش‌های معرفی شده ارائه می‌شود. باید توجه داشت که الگوریتم‌های فراابتکاری با روش معیار جامع^۲ ترکیب شده‌اند، بنابراین کلمه LP به ابتدای نام هر الگوریتم اضافه شده است. در این تحقیق، مدل با دو گروه از نمونه‌ها و با اندازه‌های کوچک و بزرگ حل شده است. در این راستا، ۲۰ نمونه با اندازه بزرگ و ۲۰ نمونه با اندازه کوچک طراحی شده‌اند، هر مسأله ۱۰ بار حل شده و بهترین راه‌حل حاصل از هر الگوریتم و زمان محاسباتی گزارش شده‌اند. از آنجایی که در مسأله‌های با اندازه بزرگ راه‌حل بهینه سراسری موجود نیست، از معیار انحراف نسبی درصدی^۳ برای اندازه‌گیری کیفیت راه‌حل‌ها استفاده می‌شود که با استفاده از معادله (۲۲) محاسبه می‌شود، که در آن B_{sol} بهترین راه‌حلی است که توسط تمام الگوریتم‌ها به دست آمده است. مقادیر معیار انحراف نسبی درصدی برای هر تابع هدف در جدول ۵ ارائه شده است. علاوه بر این، شکل ۵ عملکرد الگوریتم‌ها را در اصطلاح زمان پردازش در نمونه‌های بزرگ مقایسه می‌کند.

$$RPD = \frac{A_{sol} - B_{sol}}{B_{sol}} \times 100 \quad (22)$$

جدول ۵- مقادیر RPD برای هر الگوریتم

LP-PSO-SA			LP-GA-SA			LP-PSO			LP-GA			LP-SA			
RPD3	RPD2	RPD1	RPD3	RPD2	RPD1	RPD3	RPD2	RPD1	RPD3	RPD2	RPD1	RPD3	RPD2	RPD1	
0/083	0/092	0/085	0	0	0	0/097	0/107	0/099	0/086	0/095	0/088	0/089	0/099	0/091	1
0/097	0/107	0/099	0	0	0	0/113	0/125	0/116	0/1	0/11	0/102	0/104	0/115	0/106	2
0/096	0/106	0/098	0	0	0	0/112	0/124	0/114	0/099	0/109	0/101	0/103	0/114	0/105	3
0/074	0/082	0/075	0	0	0	0/086	0/095	0/088	0/076	0/084	0/078	0/079	0/088	0/081	4
0/107	0/119	0/11	0	0	0	0/125	0/139	0/128	0/111	0/123	0/113	0/115	0/128	0/118	5
0/095	0/105	0/097	0	0	0	0/111	0/123	0/114	0/098	0/108	0/1	0/102	0/113	0/104	6
0/127	0/141	0/13	0	0	0	0/149	0/165	0/152	0/131	0/145	0/134	0/137	0/152	0/14	7
0/067	0/074	0/068	0	0	0	0/078	0/086	0/08	0/069	0/076	0/07	0/072	0/079	0/073	8
0/083	0/092	0/085	0	0	0	0/097	0/107	0/099	0/086	0/095	0/088	0/089	0/099	0/091	9
0/104	0/115	0/106	0	0	0	0/121	0/134	0/124	0/107	0/119	0/11	0/112	0/124	0/114	10
0/076	0/084	0/077	0	0	0	0/088	0/098	0/09	0/078	0/086	0/08	0/081	0/09	0/083	11
0/048	0/054	0/049	0	0	0	0/056	0/062	0/058	0/05	0/055	0/051	0/052	0/057	0/053	12
0/085	0/094	0/087	0	0	0	0/099	0/109	0/101	0/087	0/097	0/089	0/091	0/101	0/093	13
0/062	0/069	0/064	0	0	0	0/073	0/081	0/075	0/064	0/071	0/066	0/067	0/074	0/069	14
0/065	0/072	0/067	0	0	0	0/076	0/084	0/078	0/067	0/074	0/069	0/07	0/077	0/071	15
0/065	0/073	0/067	0	0	0	0/076	0/085	0/078	0/067	0/075	0/069	0/07	0/078	0/072	16
0/085	0/095	0/088	0	0	0	0/1	0/111	0/102	0/088	0/098	0/09	0/092	0/102	0/094	17
0/053	0/058	0/054	0	0	0	0/061	0/068	0/063	0/054	0/06	0/056	0/056	0/063	0/058	18
0/063	0/07	0/065	0	0	0	0/074	0/082	0/076	0/065	0/072	0/067	0/068	0/075	0/07	19
0/09	0/099	0/092	0	0	0	0/105	0/116	0/107	0/092	0/102	0/095	0/096	0/107	0/099	20

³ RPD

¹ Multi-Objective Programming Model (MOPM)

² LP-Metric

جدول ۳- شاخص‌های ارزیابی در مدل SVR جهت برآورد زمان پردازش

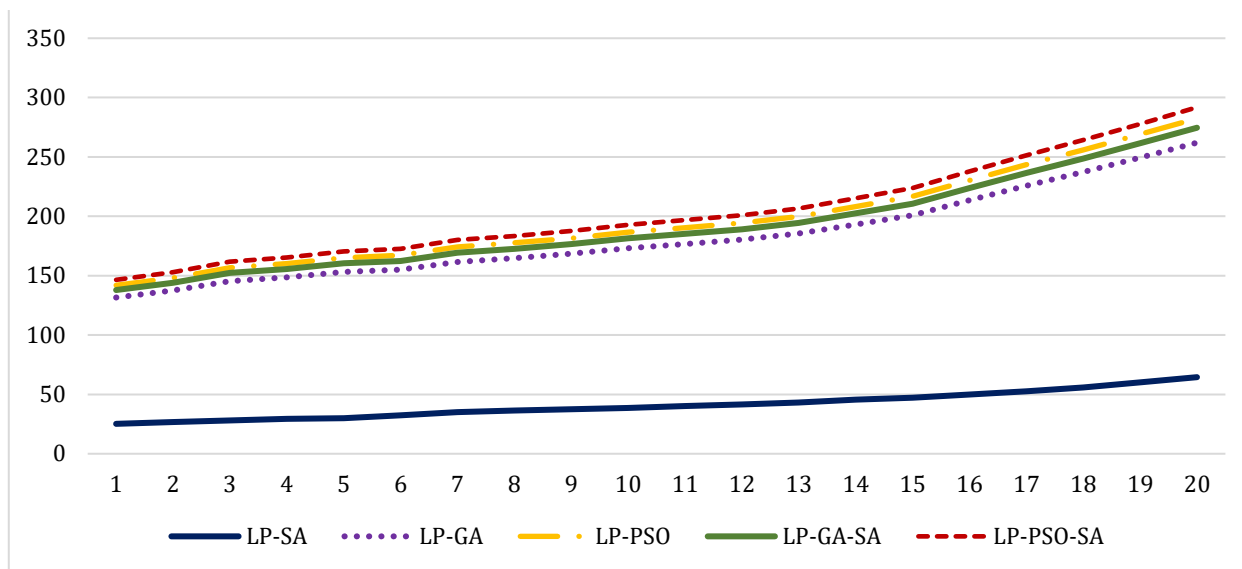
اپراتور

مدل رگرسیون	دقت (accuracy) در داده آموزش	دقت (accuracy) در داده آزمایش
SVR	۹۱٪	۸۹٪

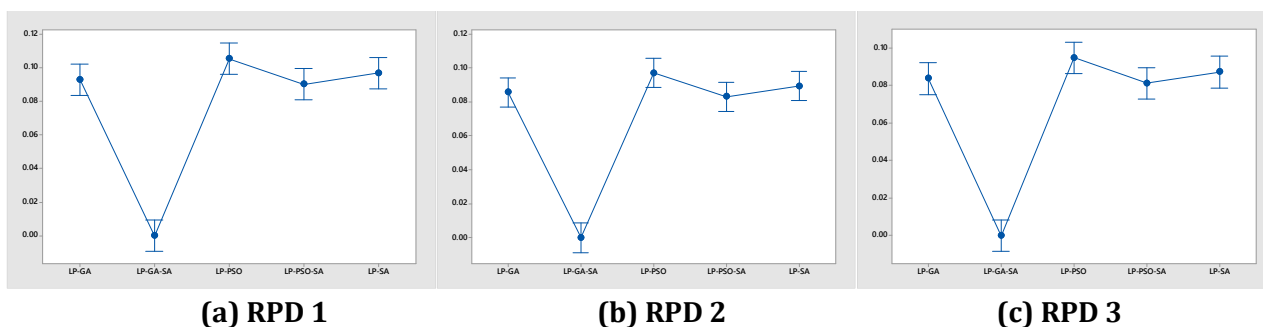
مشاهده می‌شود که با دقت ۹۱ درصدی پارامترهای مورد نظر متناسب با مدل طراحی شده برآورد می‌شود. در جدول ۴ می‌توان برآورد پارامترهای مدل در این بخش را مشاهده کرد.

جدول ۴- شاخص‌های ارزیابی در پارامتر زمان انجام فعالیت

پارامتر زمان پردازش		
θ_1	θ_2	θ_3
۱۰	۲۵	۴۰



شکل ۵- مقایسه الگوریتم ها بر حسب زمان CPU در مسائل تست با اندازه کوچک



شکل ۶- نمودار LSD برای مقایسه الگوریتم ها بر اساس معیار RPD

۱-۵-۵ زمان پردازش

یکی از مهمترین پارامترهای این مساله، زمان پردازش می باشد. از این رو، در این بخش، به آنالیز حساسیت این پارامتر پرداخته می شود. بدین منظور، مساله تحت مقادیر مختلف برای این پارامتر (در شرایطی که سایر پارامترها ثابت هستند) حل شده و نتایج به دست آمده در شکل ۷ به تصویر کشیده شده است. همانطور که در این شکل مشاهده می شود، افزایش زمان پردازش منجر به افزایش هر ۳ تابع هدف مساله می شود. در این زمینه، با افزایش زمان پردازش به مقدار ۳۰ درصد از مقدار پایه، میزان تابع هدف اول ۳۸ درصد، مقدار تابع هدف دوم ۵۳ درصد، و مقدار تابع هدف سوم ۳۲ درصد افزایش یافته است.

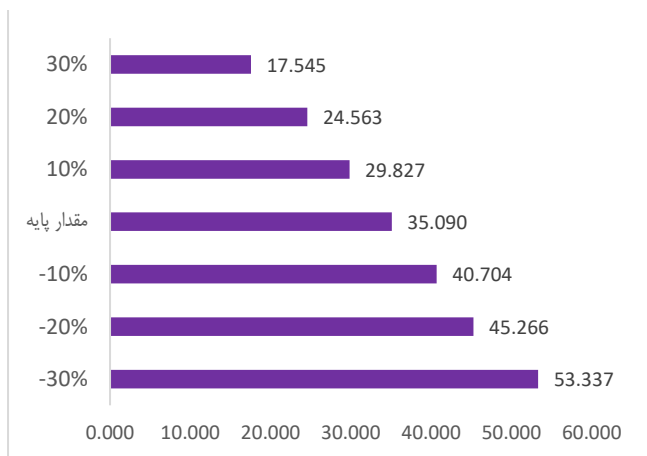
همان طور که در جدول ۵ و شکل ۵ مشاهده می شود، الگوریتم LP-GA-SA بهترین عملکرد را از نظر کیفیت راه حل های به دست آمده دارد و الگوریتم LP-SA بهترین عملکرد را از نظر زمان پردازش CPU نشان داده است. علاوه بر این، برای اعتبارسنجی آماری، نمودار ال اس دی^{۴۱} برای الگوریتم ها از نظر کیفیت راه حل ها (معیار پی آر دی^{۴۲}) در شکل ۶ نشان داده شده است. بر اساس این نمودار، الگوریتم توسعه یافته LP-GA-SA به طور چشم گیری عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم ها دارد.

۵-۵- تحلیل حساسیت

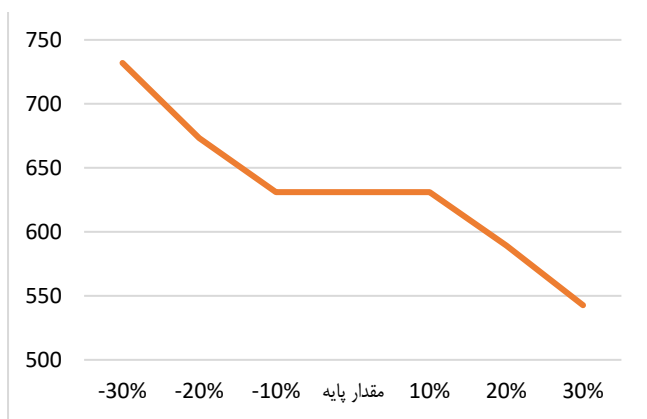
یکی از نتایج مهمی و کاربردی که می تواند از مدل های ریاضی برداشت کرد، آنالیز حساسیت می باشد. به صورت کلی، آنالیز حساسیت رفتار مساله تحقیق نسبت به تغییر در مقدار پارامترها را نشان می دهد. از این رو، در این بخش به انجام آنالیز حساسیت بر روی پارامترهای کلیدی مساله تحقیق پرداخته می شود.

⁴² RPD

⁴¹ Least Significant Deviation (LSD)



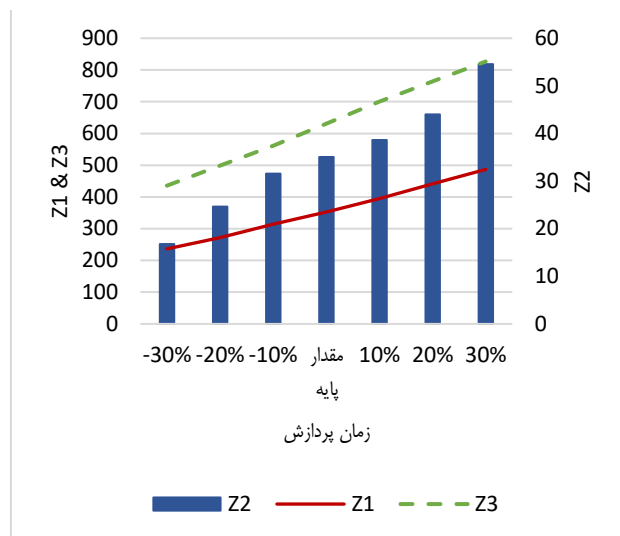
شکل ۹- نمودار تحلیل حساسیت تابع هدف دوم نسبت به پارامتر موعده تحویل



شکل ۱۰- نمودار تحلیل حساسیت تابع هدف سوم نسبت به پارامتر موعده تحویل

۳-۵-۵ اثر یادگیری

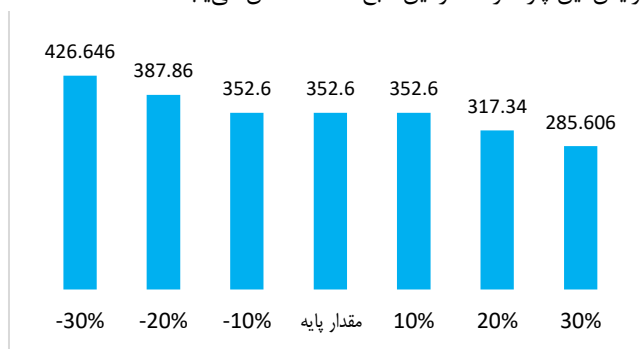
با توجه به این امر که این پژوهش ضریب یادگیری را در مساله لحاظ کرده است، به منظور بررسی نقش این پارامتر در مساله تحقیق، در این بخش به تحلیل حساسیت این پارامتر پرداخته می‌شود. در این راستا، شکل ۱۱ نمودار تحلیل توابع هدف مساله نسبت به این پارامتر می‌باشد. همانطور که در این شکل مشاهده می‌شود، پارامتر ضریب یادگیری نقش مثبت و موثر در مساله تحقیق داشته و با افزایش قدر مطلق مقدار ضریب یادگیری، توابع هدف اول، دوم و سوم مدل کاهش یافته‌اند.



شکل ۷- نمودار تحلیل حساسیت پارامتر زمان پردازش

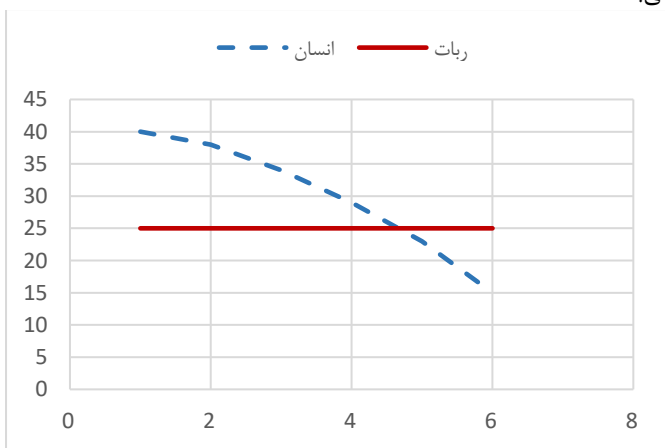
۲-۵-۵ موعده تحویل

یکی دیگر از پارامترهای کلیدی این تحقیق، موعده تحویل می‌باشد. از این رو، این بخش به انجام تحلیل حساسیت بر روی پارامتر نامبرده تخصیص داده شده است. بدین منظور، تمامی پارامترهای مساله ثابت در نظر گرفته شده و تنها با ایجاد تغییر در میزان پارامتر موعده تحویل، مساله حل می‌گردد. شکل ۸ نمودار آنالیز حساسیت مساله نسبت به پارامتر مذکور را نشان می‌دهد. همانطور که در این شکل مشاهده می‌گردد، افزایش و کاهش ۸ درصدی این پارامتر تاثیری بر روی مقدار تابع هدف اول ندارد اما با افزایش (کاهش) ۲۰ درصدی این پارامتر، مقدار تابع هدف اول کاهش (افزایش) می‌یابد. از سوی دیگر، شکل ۹ نمودار تحلیل حساسیت تابع هدف دوم نسبت به پارامتر موعده تحویل است که مشاهدات حاکی از آن می‌باشد که افزایش این پارامتر به طور قابل توجهی منجر به کاهش تابع هدف دوم می‌شود. در انتها نیز، شکل ۱۰ نمودار آنالیز حساسیت تابع هدف سوم نسبت به این پارامتر است که نشان دهنده این امر است که با افزایش این پارامتر مقدار این تابع هدف کاهش می‌یابد.



شکل ۸- نمودار تحلیل حساسیت تابع هدف اول نسبت به پارامتر موعده تحویل

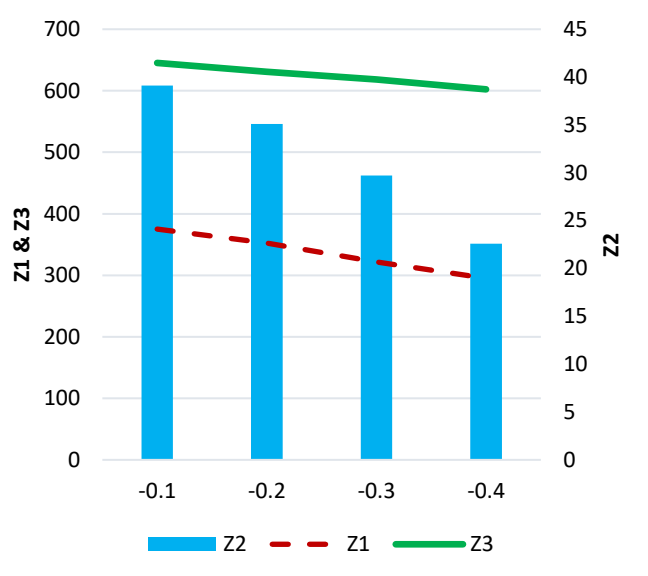
کلیدی عملکرد در مساله تحقیق پرداخته می‌شود. در این زمینه، باید توجه داشت که مهمترین نقش استفاده از تکنولوژی‌هایی مانند رباتیک و غیره، تاثیر آنها بر پارامترهایی مانند زمان پردازش و اثر یادگیری می‌باشد. برای مثال، فرض کنید زمان پردازش نرمال یک کار برای یک اپراتور انسانی برابر ۳۰ دقیقه بوده که بنابر اصل اثر یادگیری، پس از چند بار انجام این کار توسط اپراتور تا ۱۵ دقیقه قابل کاهش باشد. اما این زمان برای یک اپراتور رباتیک از ابتدا برابر با ۲۰ دقیقه می‌باشد (توجه کنید که اثر یادگیری برای رباتیک وجود ندارد اما این تکنولوژی از ابتدا دارای زمان پردازش کوتاه‌تری نسبت به اپراتور انسانی است). حال برای قیاس تاثیر استفاده از این تکنولوژی بر زمان پردازش هفت کار به شکل ۱۳ توجه کنید. مطابق با این شکل، اگرچه در انتها دوره زمان پردازش اپراتور انسانی کمتر از حالت رباتیک شده است (به دلیل اثر یادگیری)، اما زمان تجمعی انجام کارها برای اپراتور انسانی برابر با ۱۷۹ دقیقه و برای رباتیک برابر با ۱۵۰ دقیقه می‌باشد. با توجه به این امر که این قیاس برای هفت کار می‌باشد، می‌توان پیش‌بینی کرد که در ابعاد بزرگ (تعداد زیاد کارها)، اختلاف زمان پردازش تجمعی میان این دو حالت بسیار زیاد شده و حالت رباتیک به طور قابل توجهی کمتر از حالت اپراتور انسانی خواهد شد که این امر برتری استفاده از این تکنولوژی در مقایسه با حالت سنتی را نشان می‌دهد. از این رو، به منظور مقایسه میزان C_{max} و تاخیر میان این دو حالت، مساله تحت حالت‌های مختلف حل شده و نتایج در جدول ۶ گزارش گردیده است. بنا به نتایج به دست آمده، مقادیر شاخص‌های کلیدی عملکرد مساله در حالت رباتیک به طور معناداری بهتر از حالت سنتی می‌باشد.



شکل ۱۳- تفاوت زمان انجام کار در دو حالت اپراتور انسانی و رباتیک

جدول ۶- مقایسه مقادیر C_{max} و تاخیر تحت دو حالت اپراتور انسانی و رباتیک

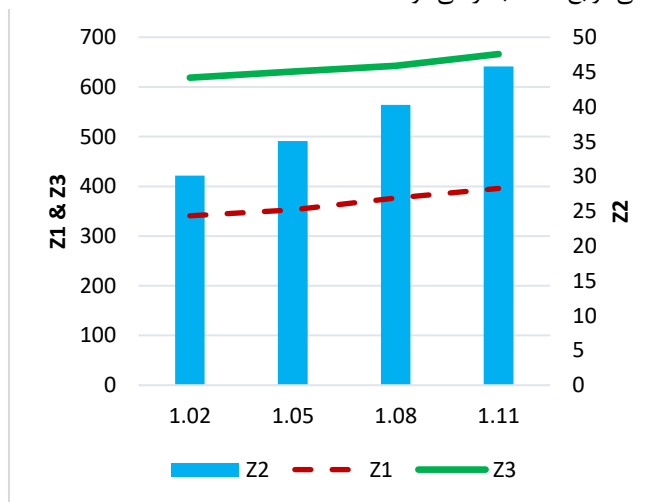
روباتیک		انسانی		
TT	C_{max}	TT	C_{max}	
۱۵۷/۸۶	۸۶۲/۳۸	۱۸۱/۴۵	۹۹۱/۲۴	۱
۱۶۹/۵۶	۱۲۷۴/۷۲	۱۹۴/۹	۱۴۶۵/۱۹	۲
۱۷۸/۷۹	۱۱۳۹/۲	۲۰۵/۵۱	۱۳۰۹/۴۲	۳
۱۹۳/۶۵	۱۰۹۱/۸۱	۲۲۲/۵۸	۱۲۵۴/۹۵	۴



شکل ۱۱- نمودار تحلیل حساسیت مساله تحقیق نسبت به پارامتر ضریب یادگیری

۴-۵-۵-۵-۵ ضریب زوال‌پذیری

این بخش به مطالعه نقش پارامتر ضریب زوال‌پذیری در مساله تحقیق اختصاص داده شده است. بدین منظور، مساله به ازای مقادیر مختلف برای مساله تحقیق حل شده و نتایج گزارش گردیده است. شکل ۱۲ نمودار تحلیل حساسیت مساله تحقیق نسبت به پارامتر را نشان می‌دهد. همانطور که در این شکل قابل مشاهده است، با افزایش این پارامتر، مقادیر تمامی توابع هدف بدتر می‌شود.



شکل ۱۲- نمودار تحلیل حساسیت مساله تحقیق نسبت به پارامتر ضریب زوال‌پذیری

۵-۵-۵-۵-۵ تاثیر انقلاب صنعتی چهارم

در این بخش، به بررسی تاثیر استفاده از تکنولوژی‌های مدرن و نوظهور که دستاوردهای انقلاب صنعتی چهارم محسوب می‌شوند بر شاخص‌های

۱۸۷/۶۶	۱۳۸۷/۴۴	۲۱۵/۷۱	۱۵۹۴/۷۶	۵
۲۰۴/۰۱	۱۲۷۸/۸۷	۲۳۴/۵	۱۴۶۹/۹۶	۶
۲۱۱/۰۴	۱۱۴۱/۷۵	۲۴۲/۵۷	۱۳۱۲/۳۶	۷
۱۸۶/۰۸	۱۱۶۸/۰۲	۲۱۳/۸۹	۱۳۲۲/۵۶	میانگین

۶- نتیجه گیری

به دلیل اهمیت سیستم‌های تولید در بازار رقابتی و مدرن امروز، این پژوهش به مسأله جریان کارگاهی انعطاف‌پذیر بدون انتظار با در نظر گرفتن اثرات یادگیری و زوال‌پذیری در شرایط عدم قطعیت پرداخت. در این راستا، یک مدل برنامه‌ریزی ریاضی چند هدفه ارائه شد که به دنبال کمینه کردن زمان ساخت، تاخیر کلی و مصرف انرژی کلی می‌باشد. سپس، برای مقابله با عدم قطعیت ناشی از طبیعت پویای محیط کسب‌وکار، این مطالعه یک رویکرد داده‌محور ارائه داد که بر اساس روش‌های *FRO*، *SARIMA* و *SVR* توسعه یافته است. در ادامه، برای حل مدل چند هدفه پیشنهادی، چند الگوریتم فراابتکاری ترکیبی توسعه یافت. نتایج نشان داد که *LP-GA-SA* توسعه یافته بهترین عملکرد را بر اساس معیار کیفیت پاسخ‌ها در مسائل آزمایشی با اندازه‌های کوچک و بزرگ دارد. از سوی دیگر، *LP-SA* توسعه یافته بهترین عملکرد را بر اساس زمان پردازش *CPU* نشان داده است. در بخش مربوط به تاثیر انقلاب صنعتی چهارم بر جریان کارگاهی نیز مشاهده می‌شود که استفاده از فناوری‌های رباتیک در بلندمدت می‌تواند بر سرعت و کیفیت فرآیندهای تولید تاثیرگذار باشد، اگرچه نخست نیازمند سرمایه‌گذاری قابل توجهی می‌باشد. بنابراین استفاده از فناوری‌های صنعت ۴.۰ در بهبود جریان کارگاهی در بلندمدت شدنی می‌باشد. همچنین، تحلیل‌های حساسیت چندگانه انجام و گزارش شده است تا نقش پارامترهای کلیدی در مسأله تحقیق بررسی شود. مطالعات آینده می‌توانند مسأله تحقیق را تحت عدم قطعیت ترکیبی مورد مطالعه قرار داده و از رویکردهایی مانند بهینه‌سازی تصادفی استوار فازی برای مقابله با عدم قطعیت ترکیبی استفاده کنند و نتایج خود را با کار حال حاضر مقایسه کنند. همچنین، مقالات آینده می‌توانند عوامل محیطی و اجتماعی را به این کار اضافه کنند تا مسأله کنونی به سمت یک مسأله پایدار حرکت کند.

۷- منابع و مأخذ

- [4] Biskup, D., 1999. *Single-machine scheduling with learning considerations*. European Journal of Operational Research, 115(1): p. 173-178.
- [5] Castaneda, J., et al. *A Fuzzy Simheuristic for the Permutation Flow Shop Problem under Stochastic and Fuzzy Uncertainty*. Mathematics, 2022. 10, DOI: 10.3390/math10101760.
- [6] Dabral, P. P. & Murry, M. Z., 2017. *Modelling and Forecasting of Rainfall Time Series Using SARIMA*. Environmental Processes, 4(2): p. 399-419.
- [7] Fu, Y., et al., 2018. *Two-objective stochastic flow-shop scheduling with deteriorating and learning effect in Industry 4.0-based manufacturing system*. Applied Soft Computing, 68: p. 847-855.
- [8] Fu, Y., et al., 2020. *Scheduling Dual-Objective Stochastic Hybrid Flow Shop With Deteriorating Jobs via Bi-Population Evolutionary Algorithm*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 50(12): p. 5037-5048.
- [9] Ghaleb, M., Zolfagharinia, H., & Taghipour, S., 2020. *Real-time production scheduling in the Industry-4.0 context: Addressing uncertainties in job arrivals and machine breakdowns*. Computers & Operations Research, 123: p. 105031.
- [10] Gholizadeh, H., Fazlollahab, H., & Khalilzadeh, M., 2020. *A robust fuzzy stochastic programming for sustainable procurement and logistics under hybrid uncertainty using big data*. Journal of Cleaner Production, 258: p. 120640.
- [11] Koulamas, C. & Kyriaris, G. J., 2022. *Flow shop scheduling with two distinct job due dates*. Computers & Industrial Engineering, 163: p. 107835.
- [12] Kumar Dubey, A., et al., 2021. *Study and analysis of SARIMA and LSTM in forecasting time series data*. Sustainable Energy Technologies and Assessments, 47: p. 101474.
- [13] Li, J. Q., et al., 2020. *Hybrid Artificial Bee Colony Algorithm for a Parallel Batching Distributed Flow-Shop Problem With Deteriorating Jobs*. IEEE Transactions on Cybernetics, 50(6): p. 2425-2439.
- [14] Nayeri, S., et al., 2021. *A multi-objective fuzzy robust stochastic model for designing a sustainable-resilient-responsive supply chain network*. Journal of Cleaner Production, 311: p. 127691.
- [15] Nayeri, S., et al., 2020. *Multi-objective fuzzy robust optimization approach to sustainable closed-loop supply chain network design*. Computers & Industrial Engineering, 148: p. 106716.
- [16] Nip, K., et al., 2015. *A combination of flow shop scheduling and the shortest path problem*. Journal of Combinatorial Optimization, 29(1): p. 36-52.
- [17] Pei, J., et al., 2023. *A concise guide to scheduling with learning and deteriorating effects*. International Journal of Production Research, 61(6): p. 2010-2031.
- [18] Qin, H.-X., et al., 2022. *An improved iterated greedy algorithm for the energy-efficient blocking hybrid flow shop scheduling problem*. Swarm and Evolutionary Computation, 69: p. 100992.
- [19] Rossit, D., et al., 2021. *Solving a flow shop scheduling problem with missing operations in an Industry 4.0 production environment*. Journal of Project
- [1] Alidaee, B. & Womer, N. K., 1999. *Scheduling with time dependent processing times: Review and extensions*. Journal of the Operational Research Society, 50(7): p. 711-720.
- [2] Alizadeh, Z., Jalilzadeh, A., & Yousefian, F., 2024. *Randomized Lagrangian stochastic approximation for large-scale constrained stochastic Nash games*. Optimization Letters, 18(2): p. 377-401.
- [3] Bewoor, L. A., Chandra Prakash, V., & Sapkal, S. U. *Evolutionary Hybrid Particle Swarm Optimization Algorithm for Solving NP-Hard No-Wait Flow Shop Scheduling Problems*.

- Management: p. 33-44.
- [20] Rostami, M. & Yousefzadeh, A., 2023. *A gamified teaching-learning based optimization algorithm for a three-echelon supply chain scheduling problem in a two-stage assembly flow shop environment*. Applied Soft Computing, 146: p. 110598.
- [21] Salehi Mir, M. S. & Rezaeian, J., 2016. *A robust hybrid approach based on particle swarm optimization and genetic algorithm to minimize the total machine load on unrelated parallel machines*. Applied Soft Computing, 41: p. 488-504.
- [22] Sazvar, Z., et al., 2021. *A capacity planning approach for sustainable-resilient supply chain network design under uncertainty: A case study of vaccine supply chain*. Computers & Industrial Engineering, 159: p. 107406.
- [23] Seyedhamzeh, M., et al., 2022. *Investigating the two-stage assembly flow shop scheduling problem with uncertain assembling times*. Journal of Industrial and Systems Engineering, 14(2): p. 245-267.
- [24] Shao, W., Shao, Z., & Pi, D., 2021. *Effective constructive heuristics for distributed no-wait flexible flow shop scheduling problem*. Computers & Operations Research, 136: p. 105482.
- [25] Talaei, M., et al., 2016. *A robust fuzzy optimization model for carbon-efficient closed-loop supply chain network design problem: a numerical illustration in electronics industry*. Journal of Cleaner Production, 113: p. 662-673.
- [26] Tasgetiren, M. F., et al., 2019. *A Discrete Artificial Bee Colony Algorithm for the Energy-Efficient No-Wait Flowshop Scheduling Problem*. Procedia Manufacturing, 39: p. 1223-1231.
- [27] Tavakoli, M., et al., 2022. *Simulation of the COVID-19 patient flow and investigation of the future patient arrival using a time-series prediction model: a real-case study*. Medical & Biological Engineering & Computing, 60(4): p. 969-990.
- [28] Tavakoli, M., et al., 2023. *An integrated decision-making framework for selecting the best strategies of water resources management in pandemic emergencies*. Scientia Iranica.
- [29] Tirkolaee, E. B., et al., 2020. *A novel hybrid method using fuzzy decision making and multi-objective programming for sustainable-reliable supplier selection in two-echelon supply chain design*. Journal of Cleaner Production, 250: p. 119517.
- [30] Wang, Y.-J., et al., 2023. *Solving energy-efficient fuzzy hybrid flow-shop scheduling problem at a variable machine speed using an extended NSGA-II*. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 121: p. 105977.
- [31] Wang, Y. & Xie, N., 2021. *Flexible flow shop scheduling with interval grey processing time*. Grey Systems: Theory and Application, 11(4): p. 779-795.
- [32] Yüksel, D., et al., 2020. *An energy-efficient bi-objective no-wait permutation flowshop scheduling problem to minimize total tardiness and total energy consumption*. Computers & Industrial Engineering, 145: p. 106431.
- [33] Zhao, F., et al., 2022. *An effective water wave optimization algorithm with problem-specific knowledge for the distributed assembly blocking flow-shop scheduling problem*. Knowledge-Based Systems, 243: p. 108471.