International Journal of Industrial Engineering & Production Management (2015)

June2015, Volume 26, Number 2
pp. 203-216

http://IJIEPM.iust.ac.ir/

A NEW HYBRID METHOD FOR MULTI-OBJECTIVE FLEXIBLE JOB SHOP SCHEDULING BY DYNAMIC AND EFFICIENT SEARCH SPACE CLUSTERING

Roh-Allah Javadi- Hedayatabad & Maryam Hasanzadeh*

Roh-Allah. Javadi, *MS.C. Student of IT Engineering, Shahed University, Tehran, Iran*
Maryam. Hasanzadeh, *Assistant professor of Computer Engineering, Shahed University, Tehran, Iran*

Keywords

flexible job shop scheduling,
multi-objective optimization,
Met heuristic algorithms,
Genetic algorithm,
Local search

ABSTRACT

Solving complex problems with large search space is one of the challenges for researchers to achieve optimal solutions. Since it is difficult to achieve an optimal solution with traditional optimization algorithms, most approaches has focused on approximation and met heuristic methods in recent years. In this paper a new method is proposed for hybridizing met heuristics to solve the multi-objective flexible job shop scheduling problem (FJSP). This problem is an important extension of the classical job shop scheduling problem and has been proven that is NP-hard. In order to achieve optimal solution by using local search methods, the main concern is choosing the appropriate starting point. So in this paper, an improved genetic algorithm based on neighborhood parameter is proposed that its outputs are several dynamic clusters around good areas, including local optimums. The best solution for each cluster is a good starting point in local search methods. Then, the optimal solution is obtained among their results. Computational results on benchmark problems show that the optimal solutions are obtained much faster and reliable than other approaches.

©2015 IUST Publication, IJIEPM. Vol. 26, No. 2, All Rights Reserved

نشـــریه بین المللـــی مهنـــدسی صنـــایع و مدیـــریت تولیـــد

شمـــاره ۲، جلـــد ۲۶، تابستان۱۳۹۴
صفحـــه ۲۱۶-۲۰۴

نشریه بین المللی مهندسی صنایع و مدیریت تولید دانشگاه علم و صنعت ایران
IJIE
ISSN: 2008-4870

http://IJIEPM.iust.ac.ir/

روش ترکیبی جدید برای حل مسئله زمانبندی کار کارگاهی انعطاف‌پذیر در شرایط چندهدفی به وسیله خوشه بندی پویا و کارای فضای جستجو

روح‌الله جوادی هدایت‌آباد و مریم حسن‌زاده*

کلمات کلیدی

زمانبنـــدی کـــار کارگـــاهی انعطاف‌پذیر،
بهینه سازی چندهدفی،
الگوریتم‌های فراابتکاری،
الگوریتم ژنتیک،
جستجوی محلی

چکیده:

حل مسائل پیچیده با فضای جستجوی بزرگ، همواره یکی از چالشهای محققان برای رسیدن به پاسخهای بهینه بوده و هست. اما از آنجایی که به دست آوردن راهحل بهینه با استفاده از روشهای دقیق و غیرهوشمند، بسیار مشکل است، اغلب رویکردها در سالهای اخیر بر روی روشهای تقریبی و فراابتکاری معطوف شده است. در این مقاله، روش جدیدی در ترکیب الگوریتمهای فراابتکاری برای حل مسئله زمانبندی کار کارگاهی انعطاف‌پذیر در شرایط چندهدفی ارائه شده است. این مسئله که نوع تعمیم یافته مسئله کلاسیک زمانبندی کار کارگاهی است، جزء مسائل NP-hard محسوب میشود. معمولاً در خصوص استفاده از روشهای جستجوی محلی، دغدغه اصلی برای رسیدن به بهینه سراسری، انتخاب نقاط شروع مناسب است. لذا در این مقاله الگوریتم ژنتیک توسعه یافتهای با تکیه بر پارامتر جدید همسایگی ارائه شده است که خروجی آن شناسایی چند خوشه در اطراف نواحی برازندهتر است. بهترین راهحل هر خوشه، نماینده مناسبی برای نقطه شروع در روشهای جستجوی محلی به شمار میآید. بهینه سراسری نیز از مقایسه نتایج این جستجوهای محلی به دست میآید. نتایج محاسباتی بر روی نمونه مسائل معروف نشان میدهد که راهحلهای بهینه بسیار سریعتر از سایر روشها و با انحراف کمتری نسبت به بهینه حاصل به دست آمده است.

۱. مقدمه

حل مسئله زمانبندی کار کارگاهی انعطاف‌پذیر (FJSP)، موضوع بسیار مهمی در زمینه مدیریت تولید، تخصیص منابع و بهینه-سازی ترکیبی به شمار میرود. در سیستمهای تولیدی، یک فعالیت میتواند از بین ماشینهای نامزد، به یک ماشین مناسب تخصیص داده شده و پردازش شود. همین ویژگی است که تحت عنوان انعطاف پذیری از آن یاد میشود.

تاریخ وصول: ۹۱/۶/۵
تاریخ تصویب: ۹۲/۹/۲

روح الله جوادی هدایت آباد: کارشناسی ارشد، دانشکده فنی، دانشگاه شاهد

*نویسنده مسئول مقاله: **دکتر مریم حسن‌زاده**، استادیار ، دانشکده فنـی، دانشگاه شاهد دانشکده فنی مهندسیhasanzadeh@shahed.ac.ir

به بیان دیگر، مسئله زمان‌بندی کار کارگاهی انعطاف‌پذیر نوع تعمیم یافته مسئله زمانبندی کار کارگاهی (JSP) است که در آن هر ماشین امکان پردازش چندین فعالیت و نیز هر فعالیت قابلیت پردازش بر روی چند ماشین را دارد.

بنابراین این مسئله خود به دو زیرمسئله تقسیم میشود: یکی زیرمسئله مسیریابی، که در آن هر فعالیت به یک ماشین مناسب تخصیص داده میشود؛ و دیگری زیرمسئله زمانبندی، که در آن چیدمان فعالیتهای تخصیص داده شده، به گونهای تنظیم می-شود که منجر به بهینه شدن توابع هدف از پیش تعیین شده گردد. این موضوع نشان دهنده آن است که پیچیدگی محاسباتی مسئله FJSP بیش از مسئله JSP است. مسئله کلاسیک زمان-بندی کار کارگاهی، یک مسئله NP-Hard است. بنابراین نوع انعطاف پذیر آن نیز به دلیل نیاز به

تخصیص فعالیتها به ماشینها، دارای پیچیدگی محاسباتی بیشتری است [۱].

در این مقاله نوع جدیدی از ترکیب روشهای فرا ابتکاری برای حل مسئله FJSP ارائه شده است. معمولاً در روشهای جستجوی محلی، میزان اطمینان از دستیابی به بهینه سراسری، وابستگی شدیدی به انتخاب نقاط شروع مناسب وجود دارد. لذا با توجه به اهمیت این موضوع، روشی ارائه شده است که در آغاز، فضای جستجوی مسئله با استفاده از یک روش مبتنی بر جمعیت و به صورت پویا خوشهبندی شده و ناحیههای مناسبتر شناسایی میشوند. سپس نقاط شروع برای اعمال جستجوهای محلی از این خوشه ها برگرفته میشود.

علت تأکید بر پویا بودن این خوشه بندی آن است که در روشهای خوشه بندی مرسوم، معمولاً دادههای آزمون از ابتدا مشخص بوده و الگوریتم خوشهبندی تنها به جداسازی و طبقه-بندی این دادهها میپردازد. اما در این مقاله هدف از خوشهبندی فضای جستجو، صرفاً دستهبندی یک مجموعه داده یا راهحل اولیه در آن نیست. بلکه این جمعیت اولیه به گونهای سوق داده میشوند که به طور پویا حول نواحی برازندهتر در فضای جستجو تشکیل چند مجموعه را بدهند.

در این مقاله از الگوریتم مبتنی بر جمعیتی مانند الگوریتم ژنتیک و البته با کمی تغییر در رفتار آن، برای کاوش توزیع شده راهحلهای مناسبتر در فضای جستجو استفاده شده است و هدف اولیه از بهکارگیری این الگوریتم، یافتن بهینه سراسری نیست. فرایند جستجو بهینه سراسری در مرحله بعد و پس از اعمال موازی الگوریتمهای جستجوی محلی تکمیل میشود.

در ادامه ابتدا مروری بر ادبیات موضوع صورت گرفته و انگیزه اصلی از روش پیشنهادی مورد بررسی قرار میگیرد. سپس در بخش سوم به تعریف مسئله پرداخته شده است و پس از آن در بخش چهارم، مراحل مختلف الگوریتم پیشنهادی مورد بررسی قرار میگیرد. در بخش پنجم نیز نتایج به دست آمده از اجرای این الگوریتم بر روی مسائل معروف آورده شده و کارایی آن با سایر روشها، اعم از ترکیبی و غیر ترکیبی مقایسه شده است. بخش ششم هم جمعبندی و نتیجهگیری را ارائه میدهد.

۲. مروری بر ادبیات موضوع

در خصوص سابقه پژوهشی بر روی مسئله FJSP و نیز نوع چندهدفی آن، روشها و رویکردهای ترکیبی و غیرترکیبی گوناگونی ارائه شده است. از آنجایی که پیچیدگی این مسائل بالا است، اغلب این روشها جزء روشهای تقریبی بوده و هیچ یک مدعی یافتن پاسخ بهینه سراسری نیستند. اما معمولاً پاسخهایی را ارائه میکنند که معادل پاسخ بهینه است، یا حداقل بسیار به آن نزدیک است.

از یک منظر این روشها به سه دسته کلی تقسیم میشوند، که در ادامه به آنها اشاره خواهد شد.

۲-۱. روشهای جستجوی محلی

در روشهای جستجوی محلی، فرایند جستجو از یک یا چند نقطه در فضای حالت مسئله شروع شده و با استراتژیهای متنوعی به سمت نقطه بهینه پیش میرود[۲]. از جمله این روشها میتوان به سردسازی شبیهسازی شده (SA)[۱]، جستجوی ممنوعه (TS)[۲] اشاره کرد.

به عنوان مثال، آیدین و فوگارتی [۳] با استفاده اجرای موازی و توزیع شده الگوریتم SA در جزیرههای چندگانه در فضای جستجو، اقدام به حل مسئله زمانبندی کار کارگاهی پایه کردهاند. لی و همکاران [۴] نیز با ارائه یک الگوریتم جستجوی ممنوعه سریع، نوع انعطافپذیر این مسئله را حل کردهاند.

مزیت روشهای جستجوی محلی، عمدتاً سرعت بالا و مصرف کم حافظه در آنها است. اما اغلب، این مزیت با خطر از دست دادن نقاط بهینه سراسری همراه است و عمده تلاشها در این وادی، رفع این نقص و سوق دادن مسیر جستجو به سوی بهینه سراسری است.

۲-۲. روشهای مبتنی بر جمعیت

به طور کلی روشهای مبتنی بر جمعیت بر اساس یک جمعیت اولیه از نقاط مختلف در فضای حالت مسئله شروع به جستجو میکنند که نوع تعامل بین این نقاط و حرکت به سمت نقطه بهینه بر اساس روشهای مختلف، متفاوت است. از جمله این روشها میتوان به الگوریتم ژنتیک (GA)[۳]، بهینهسازی تجمعی ذرات (PSO)[۴] و بهینهسازی اجتماع مورچهها (ACO)[۵] و زنبورها (BCO)[۶] اشاره کرد.

مشکل عمده این روشهای مبتنی بر جمعیت معمولاً عدم گوناگونی در جمعیت و همگرایی زودرس آنها است که برای رفع یا مقابله با آن از روشهای مختلفی مانند پویاسازی پارامترهای جستجو و روشهای ترکیبی استفاده شده است. اما مزیت استفاده از یک جمعیت در فرایند جستجو، امکان کاوش هماهنگ و مناسبتر را با تکیه بر دانش عمومی و توزیع شده فراهم میآورد.

ژانگ و همکاران [۵] الگوریتم ژنتیک بهبودیافتهای را برای حل مسئله FJSP در شرایط چندهدفی ارائه کردهاند. زینگ و همکاران نیز [۶] با تکیه بر روش بهینهسازی اجتماع مورچهها و یکپارچهسازی آن با یک مدل دانش محور، سعی در حل مسئله FJSP کردهاند. در سال ۲۰۱۱ نیز یائو و همکاران [۷] نوع بهبود یافتهای از الگوریتم ACO را برای حل مسئله FJSP ارائه کردهاند. در این الگوریتم، سه راهبرد برای افزایش کارایی جستجو لحاظ شده است: بهبود قانون انتقال وضعیت با

پارامترهای تطبیقی،ارائه یک عملگر ترکیب جدید و به-روزرسانیمناسب‌تر مقادیر فرمون‌ها با پارامترهای تطبیقی.

نسیم نهاوندی و محمد عباسیان [۲۵] نیز با ارائه یک الگوریتم ژنتیک توسعه یافته اقدام به حل نوع پویای این مسئله کرده‌اند که در این الگوریتم، پارامترهای کنترلی در طول فرایند بهینه-سازی تغییر می‌کنند.

۲-۳. رویکردهای ترکیبی

رویکردهای ترکیبی که بر اساس طبقه‌بندی صورت گرفته توسط تالبی [۸] به چند رده تقسیم می‌شوند، در سال‌های اخیر مورد استقبال فراوانی قرار گرفته و مطالعات بسیاری بر روی اعمال روش‌های فراابتکاری ترکیبی برای حل مسئله FJSP صورت گرفته است. مزیت روش‌های ترکیبی معمولاً در این است که به‌کارگیری روشی درون یا کنار روش دیگر، قسمتی از ضعف آن را پوشش داده یا آن را در رسیدن به هدف خاصی کمک می‌کند.

در طبقه‌بندی تالبی و در اولین گام، روش‌های فراابتکاری ترکیبی به دو رده سطح پایین و سطح بالا تقسیم می‌شوند. در ترکیب سطح پایین، توابع و اجزای یک روش با یک روش فراابتکاری دیگر جایگزین می‌شود و لذا روش دوم اجرای عملیات بخشی از روش اول را بر عهده می‌گیرد. اما در ترکیب سطح بالا، هر روش به صورت خود شمول و مستقل نقش خاصی را در روند کلی الگوریتم ترکیبی ایفا می‌کند. در گام بعدی این روش‌ها به دو گونه بازپخشی و کار گروهی تقسیم می‌شوند. در نوع بازپخشی، ورودی هر روش برابر با خروجی روش قبل خواهد بود و لذا هر روش بعد از اجرای روش دیگر شروع به کار می‌کند. اما در نوع کار گروهی، مجموعه‌ای از نماینده‌ها[۷] به صورت موازی با هم همکاری کرده و هر نماینده بخشی از جستجو در فضای مسئله را بر عهده دارد.

با توجه به این دو نوع دسته‌بندی، چهار رده مختلف در ترکیب روش‌های فراابتکاری قابل بیان است که به دو نوع از آنها بر حسب نیاز اشاره می‌شود. یکی ترکیب کار گروهی سطح پایین (LTH)[۸]، که در این مدل، یک روش فراابتکاری درون روش دیگری که مبتنی بر جمعیت است، تعبیه می‌شود و دیگری ترکیب بازپخشی سطح بالا (HRH)[۹] که در آن روش‌های فراابتکاری به طور هم مستقل و هم متوالی اجرا می‌شوند.

در خصوص روش‌های ترکیبی، با توجه به حوزه وسیع آن، به مثال‌های زیادی می‌توان اشاره کرد. از جمله الگوریتم ترکیبی زیا و وو [۹] که با به‌کارگیری PSO و SA اقدام به حل مسئله MOFJSP[۱۰] کرده‌اند. گائو و همکاران [۱۰] نیز یک الگوریتم ژنتیک ترکیبی برای حل مسئله FJSP معرفی کرده‌اند. ژانگ هم دو الگوریتم ترکیبی را برای حل مسئله MOFJSP به کار برده است. یکی ترکیب PSO و TS[۱۱] و دیگری GA و TS[۱۲] که در آنها الگوریتم جستجوی ممنوعه به منظور جستجوی محلی در خلال الگوریتم اصلی، مورد استفاده قرار گرفته است. لیوآن و همکاران [۱۳] نیز با استفاده از ترکیب روش بهینه‌سازی اجتماع مورچه‌ها و جستجوی ممنوعه اقدام به حل مسئله FJSP کرده‌اند. هو و تای [۱۴] هم الگوریتم کارایی را با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی[۱۱] و جستجوی محلی هدایت شده برای حل این مسئله ارائه کرده‌اند. لی، پان و زی [۱۵] نیز الگوریتم جستجوی همسایگی متغیر جدیدی را در ترکیب با الگوریتم ژنتیک برای حل مسئله MOFJSP به کار بسته‌اند.

همچنین لیو، آبراهام و وانگ [۱۶] الگوریتمی را تحت عنوان Multi-PSO ارائه کرده‌اند که در آن همه ذرات به طور هم-افزاینده اقدام به جستجو می‌کنند و در عین حال توازن لازم برای گوناگونی ذرات در فضای جستجو لحاظ می‌شود.

در یک رویکرد ترکیبی سطح بالا نیز اسدزاده و زمانی‌فر [۱۷] با اعمال موازی الگوریتم‌های ژنتیک بر روی نماینده‌های مختلف در فضای حالت، اقدام به حل مسئله زمان‌بندی کار کارگاهی پایه کرده‌اند. در رویکردی مشابه و البته فقط برای زیرمسئله انتساب فعالیت‌ها به ماشین‌ها، چن و همکاران [۱۸] از الگوریتم ژنتیک به صورت گروهی برای حل آن استفاده کرده‌اند. آنها برای زیرمسئله توالی عملیات، الگوریتم ژنتیک منفرد را به کار برده‌اند.

روش دو مرحله‌ای کاچیتوپچ یانوکول و سیتیتهام [۱۹] نیز قابل توجه است که در هر دو مرحله از الگوریتم ژنتیک برای حل مسئله زمان‌بندی کار کارگاهی استفاده کرده‌اند. هر چند که مرحله اول به دلیل اجرای موازی الگوریتم‌ها، خود نوعی ترکیب کار گروهی سطح بالا به شمار می‌رود، اما اجرای دو مرحله اصلی، مستقل از هم بوده و از این حیث در نوع بازپخشی سطح بالا جای می‌گیرد.

در اغلب این روش‌های ترکیبی و علی‌الخصوص ترکیب الگوریتم‌های تکاملی با روش‌های جستجوی محلی، نقش جستجوی محلی در بدنه اگوریتم اصلی معمولاً ارتقا دادن برازندگی عمومی تمام یا بخشی از جمعیت فعلی برای ایجاد نسلی بهتر برای تکرار بعدی الگوریتم است. لذا معمولاً ابتکار عمل خاصی در الگوریتم‌های تکاملی مربوطه صورت نگرفته و رویه کلی جستجو بر عهده این بخش است. به علاوه، اجرای الگوریتم‌های جستجوی محلی در هر تکرار، منجر به سربار پردازشی بالایی می‌شود. برخی از روش‌ها نیز از ترکیب‌های سطح بالا برای اعمال الگوریتم‌های فراابتکاری بهره برده‌اند.

اما در این مقاله که در بخش چهارم شرح داده خواهد شد، از الگوریتم مبتنی بر جمعیتی مانند الگوریتم ژنتیک، تنها برای کاوش توزیع شده راه‌حل‌های مناسب‌تر در فضای جستجو

استفاده شده است و هدف اولیه از به‌کارگیری این الگوریتم، یافتن بهینه سراسری نیست. فرایند جستجو بهینه سراسری در مرحله بعد و پس از اعمال موازی الگوریتم‌های جستجوی محلی تکمیل می‌شود.

۲-۴. تحلیل و مقایسه

در خصوص استفاده از روش‌های جستجوی محلی برای حل مسائل پیچیده، همیشه این خطر و دغدغه وجود دارد که نقطه شروع مناسب چگونه انتخاب شود، به گونه‌ای که بتوان مطمئن بود که الگوریتم مورد نظر در دام نقاط بهینه محلی گرفتار نمی‌شود. لذا در مقوله روش‌های جستجوی محلی، رویکردهای جدیدی مطرح شد که بیشترین تلاش را برای فرار از این گونه دام‌ها داشته باشند.

الگوریتم SA یکی از این تلاش‌ها بود. در این الگوریتم فراابتکاری، پس از شروع از یک نقطه در فضای جستجو و ویژه در اوایل فرایند جستجو، اجازه انتخاب‌های نامناسب را نیز می‌دهد تا بتوان راه‌های گریزی از بهینه‌های محلی را در پیش روی داشت.

الگوریتم‌های تپه نوردی با شروع مجدد تصادفی[۱۲] نیز با تلاش برای جستجوی مجدد از نقاط شروع جدید و الگوریتم جستجوی پرتوی محلی[۱۳] با رویکرد جستجوی موازی از n نقطه مختلف در فضای جستجو، سعی در یافتن بهینه سراسری را دارند و این هدف را با تمرکز بر یافتن نقاط بهینه محلی در ناحیه‌های گوناگون در فضای جستجو دنبال می‌کنند.

اما به طور کلی همه روش‌های جستجوی محلی، با تکیه بر نگهداری وضعیت یک راه‌حل و انتخاب راه‌حل بعدی بر اساس اطلاعات موجود در راه‌حل فعلی، وابستگی شدیدی به انتخاب نقطه شروع مناسب دارند.

بنابراین چنانچه بتوان نقاط شروع مناسبی را در اختیار روش‌های جستجوی محلی قرار داد، می‌توان انتظار داشت که بهینه محلی به دست آمده از اجرای این الگوریتم‌ها قریب به یقین همان بهینه سراسری مسئله مورد نظر است. اما نقاط شروع مناسب یا حداقل ناحیه‌های مناسب در فضای جستجوی مسئله چگونه به دست می‌آیند؟

در اینجا ضرورت استفاده از روشی مطرح می‌شود که بیشترین تمرکز را بر روی کشف نواحی برازنده‌تر در فضای جستجو داشته باشد. خوشبختانه با به‌کارگیری گونه‌ای از روش‌های فراابتکاری که مکانیزم جستجو در آنها مبتنی بر یک دانش جمعی است و تمام جمعیت در جستجوی راه‌حل بهینه نقش ایفا می‌کنند، می‌توان به این مقصود دست پیدا کرد.

اما استفاده تنها از روش‌های مبتنی بر جمعیت، اغلب به قصد یافتن بهینه سراسری صورت می‌گیرد و از جمله چالش‌های موجود در آنها همگرایی زودرس در فرایند جستجو است.

بنابراین در صورتی که بخواهیم از این روش‌ها به منظور اکتشاف و محک زدن کل فضای جستجو بهره ببریم، نیازمند اعمال تغیراتی در فرایند جستجو هستیم تا از همگرایی نامطلوب جلوگیری به عمل آورد.

تفاوت رویکرد این مقاله (که در بخش چهارم به آن اشاره شده است) با سایر راه‌کارهای قبلی، در هدف و نحوه استفاده از هر یک از الگوریتم‌های فراابتکاری است. به این معنی که جایگاه استفاده از روش‌های مبتنی بر جمعیت در اکتشاف کل فضای جستجوی مسئله است، نه یافتن راه‌حل بهینه سراسری و نهایی؛ و روش‌های جستجوی محلی تنها وظیفه تمرکز بر اطراف ناحیه مورد نظر را داشته و هدف آنها یافتن راه‌حل بهینه در همان ناحیه است.

حال چنانچه بتوان رویه‌ای را تدوین کرد که هر یک از این روش‌های فراابتکاری نقش خاص خود را در آن ایفا کنند، می‌توان با امیدواری بیشتری به سمت پاسخ بهینه سراسری حرکت کرد. این همان نکته مهمی است که در الگوریتم ارائه و پیاده‌سازی شده در این مقاله بر روی آن تأکید شده است.

۳.تعریف مسئله

۳-۱. مسئله زمان‌بندی کار کارگاهی انعطاف‌پذیر

مسئله زمان‌بندی کار کارگاهی، گونه‌ای از مسائل ترکیبی ارضای محدودیت و بهینه‌سازی است که در آن کارها و فعالیت‌ها، با زمان‌بندی خاصی به منابع معینی تخصیص داده می‌شوند. در نوع انعطاف‌پذیر این مسئله، یک فعالیت می‌تواند به چندین منبع یا ماشین مختلف تخصیص داده شود. لذا یک منبع یا ماشین توانایی انجام حداقل یک و حداکثر همه فعالیت‌ها را دارد.

به بیان رسمی‌تر، مجموعه‌ای از n کار به صورت $J = \{J_1, J_2, \ldots, J_i, \ldots, J_n\}$ وجود دارد که می‌بایست توسط m منبع یا ماشین $M = \{M_1, M_2, \ldots, M_j, \ldots, M_m\}$ انجام گیرد. هر کار J_i نیز شامل توالی معینی از فعالیت‌ها است که برای هر فعالیت مجموعه $M_{ij} \subseteq M$ ماشین توانایی انجام آن را دارند.

فرضیه‌هایی که در این مسئله مد نظر قرار گرفته‌اند، عبارتند از:

- زمان و هزینه اجرای هر فعالیت بر روی هر ماشین از قبل مشخص است.
- در طی اجراییک فعالیت بر روییک ماشین، امکان قطع عملیات وجود ندارد. (خاصیت اتمیک بودن)
- هر ماشین نیز تنها قادر به انجام یک فعالیت در هر لحظه است.
- همه ماشین‌ها در لحظه صفر آماده هستند.
- یک منبع یا ماشین توانایی انجام حداقل یک و حداکثر همه فعالیت‌ها را دارد.

- کارها و همچنین ماشین‌ها از یکدیگر مستقل هستند.
- ترتیب و توالی فقط برای فعالیت‌های موجود در یک کار وجود داشته و از پیش تعیین شده است.
- تمام کارها از لحظه صفر شروع به اجرا شدن می‌کنند.
- فعالیت‌های مستقل، امکان پردازش یا اجرای موازی دارند.
- زمان تغییر وضعیتیک ماشین از لحظه اتمام یک فعالیت به شروع یک فعالیت دیگر قابل چشم‌پوشی است.

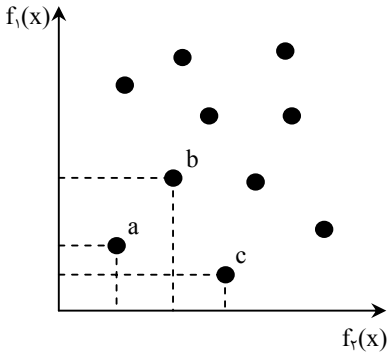
همچنین به منظور توضیح گویاتر، مسئله ساده‌ای را مورد بررسی قرار می‌دهیم. در جدول ۱، سه عدد کار وجود دارد که در مجموع شامل هفت فعالیت هستند و زمان پردازش هر فعالیت بر روی هر ماشین از پیش تعیین شده است. علامت «-» به این معنی است که ماشین مربوطه امکان پردازش فعالیت مورد نظر را ندارد. این مثال دارای انعطاف‌پذیری جزئی است.
به طور کلی، اگر تمام ماشین‌ها امکان پردازش همه فعالیت‌ها را داشته باشند، مسئله مربوطه دارای انعطاف‌پذیری کامل است. در غیر این صورت دارای انعطاف‌پذیری جزئی است.

جدول ۱. یک مسئله نمونه

Job	Operation	M_1	M_2	M_3	M_4	M_5
J_1	O_{11}	۳	۸	۳	۶	۲
	O_{12}	-	۵	-	۳	-
J_2	O_{21}	۲	-	۴	-	۵
	O_{22}	۴	۷	۵	-	-
	O_{23}	-	۶	۸	۵	۹
J_3	O_{31}	-	۵	۵	-	-
	O_{32}	۲	-	-	۴	۳

۳-۲. بهینه‌سازی چندهدفی

در یک بهینه‌سازی چندهدفی، به طور کلی تعدادی تابع هدف وجود دارد که می‌توانند محدودیت‌های همسان یا ناهمسانی داشته باشند. به عنوان مثال در یک کمینه‌سازی چندهدفی، مؤلفه‌های بردار n بعدی x شامل مقادیری متناسب با هر هدف هستند. زمانی که هیچیک از مقادیر x_2 کمتر از مقادیر x_1 نبوده و حداقل مقدار یک مؤلفه از x_2 بزرگتر از x_1 باشد، می‌توان گفت که راه‌حل متناظر با x_1 نسبت به x_2 برتری دارد. در غیر این صورت این دو راه‌حل نسبت به هم برتری مطلق ندارند[۱۴].
برای نمونه یک کمینه‌سازی دو هدفی با دوتابع f_1 و f_2 را در نظر بگیرید. با توجه به شکل ۱، به سادگی مشاهده می‌شود که راه‌حل a بر راه‌حل b برتری دارد. اما این راه‌حل، بر راه‌حل c برتری مطلق ندارد.



شکل ۱. رابطه بین راه‌حل‌ها در یک کمینه‌سازی دو هدفی

اهداف مربوطبه مسئله زمان‌بندی کار کارگاهی شامل موارد زیر است:

- کمینه کردن زمان تکمیل کارها توسط ماشین‌ها (C_M)
- کمینه کردن بار کاری هر ماشین (W_M)
- کمینه کردن بار کاری همه ماشین‌ها (W_T)

معمولاً برای ارزیابی ساده‌تر راه‌حل‌ها در مسائل بهینه‌سازی چندهدفی، روش‌های زیادی وجود داردکه متداول‌ترین آنها استفاده از یک تابع هدف تجمیع شده[۱۵] است.
در این مقاله از یک تابع هدف تجمیع شده خطی (معادله ۱) برای ارزیابی راه‌حل‌ها استفاده شده است که با توجه به اهمیت بیشتر هدف اول، بیشترین وزن به آن اختصاص داده شده است.

$$f(x) = 0.5C_M(x) + 0.3W_M(x) + 0.2W_T(x) \qquad (۱)$$

۴. الگوریتم ترکیبی پیشنهادی

الگوریتم ترکیبی پیشنهاد شده با اختصار NGATS، شامل چند مرحله کلی است که این مراحل، خود نمایان‌گر راهبرد کلی حل مسئله است. هدف از مرحله اول کاوش در فضای جستجوی مسئله و یافتن ناحیه‌های مناسب با میانگین برازندگی بیشتر است. مرحله دوم به خوشه‌بندی و تفکیک این ناحیه‌ها از هم می‌پردازد و در مرحله آخر نیز بر روی هر ناحیه، الگوریتم جستجوی محلی اعمال می‌شود. در ادامه هر مرحله با جزئیات خاص آن مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۴-۱. مرحله کاوش

مهمترین هدف در مرحله کاوش، شناسایی کل فضای جستجوی مسئله است. البته از آنجایی که امکان بررسی تمام راه‌حل‌ها وجود ندارد، لازم است برای این مرحله از الگوریتمی استفاده شود که به شکل مناسبی به کاوش در تمام فضای جستجو بپردازد. وظیفه این الگوریتم فقط شناسایی و کشف

ناحیه‌هایی با برازندگی عمومی مناسب است، نـه پیـدا کـردن راه‌حل بهینه.

در این مقالـه، الگـوریتم ژنتیـک توسـعه‌یافتـه‌ای تحـت عنـوان *الگوریتم ژنتیک مبتنی بر همسایگی* (NGA)[۱۶] ارائه شده است که گزینه مناسبی برای به‌کارگیری در این مرحلـه اسـت. نحـوه تولید جمعیت اولیه، انتخاب والدها و نهایتاً انتخـاب بازمانـدگان در این الگوریتم، به گونه‌ای تنظیم شده‌اند که تمرکـز بیشـتری بر روی کاوش داشته باشند.

۴-۱-۱. بازنمایی راه‌حل‌ها

در الگوریتم ژنتیک، هر کروموزوم نماینده یک راه‌حل است کـه از دو بخش اصلی تشـکیل شـده اسـت. بخـش اول مربـوط بـه انتخاب ماشین (MS)[۱۷] و بخش دوم مربوط به تـوالی عملیـات (OS)[۱۸] است.

بخش انتخاب ماشین، آرایه‌ای به طول L (تعداد کل فعالیت‌ها) از اعداد صحیح است کـه هـر عـدد معـرف ماشـینی اسـت کـه پردازش فعالیت با اندیس مربوطه را بر عهده دارد.

بخش توالی عملیات نیز آرایـه‌ای بـه طـول L از اعـداد صـحیح است که هر عدد معرف اندیس یک کار است. با توجه بـه اینکـه توالی فعالیت‌های متعلق به یک کار از پیش تعیین شده اسـت، بنابراین به ازای هر فعالیت، اندیس مربوط بـه کـار آن در آرایـه قرار می‌گیرد.

به عنوان مثال،بازنمایی یک راه‌حل در شکل ۲ نشان داده شـده است.

MS							OS						
۳	۲	۳	۱	۵	۲	۴	۲	۲	۱	۳	۱	۲	۳

↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓

$O_{11}O_{12}O_{21}O_{22}O_{23}O_{31}O_{32}O_{21}O_{22}O_{11}O_{31}O_{12}O_{23}O_{32}$

شکل ۲. بازنمایی یک راه‌حل

۴-۱-۲. جمعیت اولیه

برای ایجاد جمعیت اولیه، علاوه بر معیـار تصـادفی بـودن، لازم است که راه‌حل‌هـا بـه قـدر کـافی در سراسـر فضـای جسـتجو پراکنده شده باشند. بنابراین پارامتری تحت عنـوان *همسـایگی* شکل می‌گیرد کـه میـزان فاصـله بـین دو راه‌حـل را بازنمـایی می‌کند.

هر راه‌حل جدید ایجاد شده، در صورتی می‌تواند عضو جمعیـت اولیه محسوب شود که حداقل فاصله لازم را با سـایر راه‌حـل‌هـا داشته باشد.

به طور کلی پارامتر همسایگی بر اساس مفهوم فاصـله بـین راه‌حل‌ها در فضای جستجوی مسئله تعریف می‌شود و بسته به نوع مسئله ممکن است محاسبه آن متفاوت باشد. به عنوان مثال در یک دستگاه مختصات کارتزین، مقـدار ایـن پـارامتر معـادل بـا فاصله اقلیدسی بین نقاط خواهد بود.

در مسئله زمان‌بندی کار کارگاهی نحوه محاسبه پارامتر مـذکور از مفهوم همسایگی راه‌حل‌ها در [۲۰] اقتباس شـده اسـت. بـه این صورت که فاصله یا تفاوت بین راه‌حل‌هـا در مسـئله FJSP بر اساس جایگشت فعالیت‌ها تعیـین مـی‌شـود. اگـر تفـاوت دو راه‌حل S_p و S_q تنها در ترتیب اجرای فعالیت O_{ij} بر روی یـک ماشین مشابه باشد، فاصله بین آنها از مرتبه $O(1)$ خواهد بـود. اما اگر فعالیت O_{ij} در راه‌حل S_p توسـط ماشـین M_p و در راه‌حل S_q توسط ماشین M_q پردازش شود، به طوری کـه $M_p \neq M_q$ ، آنگاه فاصله بین این دو راه‌حل از مرتبه $O(n)$ است.

بنابراین میزان همسایگی یا فاصله بین دو راه‌حل بر مبنای تمام جایگشت فعالیت‌ها تعیین می‌شود و از آنجایی که ایـن پـارامتر بین هر دو راه‌حل مفهـوم دارد، بنـابراین سـاختمان داده‌ای بـه اندازه $O(\mu^2)$ برای نگهداری و به روز رسانی همـه مقـادیر لازم است، که μ تعداد کل جمعیت را نشان می‌دهد.

۴-۱-۳. انتخاب والدها

علاوه بر استفاده از پارامتر همسایگی در ایجـاد جمعیـت اولیـه، مهمترین کاربرد این پارامتر در انتخاب والدها برای عمل ترکیب است. اگر معیار انتخاب والدها تنها بر مبنای برازنگی راه‌حـل‌هـا باشد، پس از مدتی اثری از افراد ضعیف‌تر باقی نخواهد ماند.

بنابراین برای استفاده حداکثری از پتانسیل همه افـراد، از روش جدیدی با نـام *انتخـاب مبتنـی بـر همسـایگی*[۱۹] بـرای والـدها استفاده شده است.در این روش، والد اول برای عملگـر ترکیـب، بدون هیچ قاعده تصادفی یا اولویت‌دهی، به ترتیب از بین تمـام راه‌حل‌های موجود در جمعیت فعلی انتخاب مـی‌شـود (معادلـه ۲). بنابراین همه جمعیـت در تولیـد نسـل بعـد نقـش مـؤثری خواهند داشت.اما انتخـاب والـد دوم بـه صـورت تصـادفی و بـا اولویت بیشتر نسبت به راه‌حلی صورت می‌گیرد که به والـد اول نزدیک‌تر بوده و برازندگی بیشتری داشته باشد. در این مقالـه از روش چرخ رولت و مقدار احتمال تعریف شده در معادله ۳ برای انتخاب والد دوم استفاده شده است.

$$P_1: \quad Solution_i \quad i = \{1, 2, \dots, \mu\} \qquad (2)$$

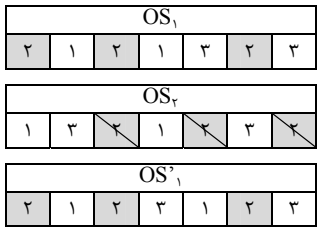
$$P_2: \quad Solution_j \quad j = \{1, 2, \dots, \mu\} - \{i\} \qquad (3)$$
$$randomly\ based\ on:$$
$$fitness(Solution_j) \times neighborhood(P_1, Solution_i)$$

۴-۱-۴. عملگر ترکیب

عملگر ترکیب نقش کلیدی را در کشف راه‌حـل‌هـای جدیـد در فضای جستجو ایفا مـی‌کنـد. بنـابراین در الگـوریتم پیشـنهادی بیشترین تأکید بر روی آن وجود دارد.

عملگر ترکیب، به طور جداگانه بر روی هر بخش از کروموزوم صورت می‌گیرد. در بخش انتخاب ماشین از عملگر ترکیب یکنواخت استفاده شده است. به این صورت که برای هر مؤلفه از آرایه فرزند، به صورت تصادفی، یکی از مقادیر دو والد انتخاب می‌شود.

در بخش توالی عملیات، با توجه به بازنمایی پیشنهادی و اهمیت ترتیب مؤلفه‌ها، از روش POX استفاده شده است [۲۱]. در این روش دو زیرمجموعه تصادفی از کارها ایجاد می‌شود. سپس تمامی کارهای مجموعه اول، عیناً از والد اول فرزند گرفته می‌شود. سپس کارهای مجموعه دوم از والد دوم و با همان ترتیب در جاهای خالی فرزند قرار داده می‌شود. شکل ۳ با فرض دو زیرمجموعه تصادفی $Js_1=\{2\}$ و $Js_2=\{1,3\}$، روش تولید یک فرزند را نشان می‌دهد.



شکل ۳. عملگر ترکیب POX

۴-۱-۵. عملگر جهش

عملگر جهش نیز به طور جداگانه بر روی هر بخش از کروموزوم صورت می‌گیرد. در بخش انتخاب ماشین ابتدا یک مؤلفه به طور تصادفی انتخاب می‌شود. سپس یک جایگزین مجاز از بین ماشین‌هایی که امکان پردازش عملیات مربوطه را دارند، انتخاب می‌شود.

در بخش توالی عملیات، دو مؤلفه به طور تصادفی انتخاب شده و سپس جابه‌جا می‌شوند.

لازم به ذکر است که با توجه به هدف کاوش در مرحله اول، این الگوریتم تأکید بسیار کمی بر روی عملگر جهش دارد.

۴-۱-۶. انتخاب بازماندگان

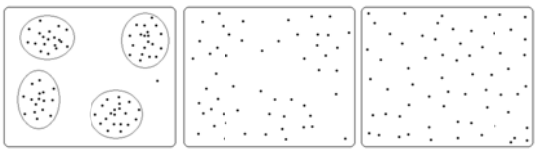
در روش ارائه شده، تمام راه‌حل‌های موجود در تشکیل نسل جدید مشارکت دارند و به تعداد دو برابر جمعیت فعلی، فرزند جدید تولید می‌شود. بنابراین برای انتخاب بازماندگان و ایجاد نسل جدید، از بین تمام فرزندان متعلق به هر راه‌حل در نسل فعلی، فرزندی انتخاب و جایگزین آن می‌شود که دارای بیشترین برازندگی باشد؛ البته در صورتی که از والد خود نیز بهتر باشد.

۴-۲. مرحله خوشه‌بندی

مرحله کاوش تا آنجایی تکرار می‌شود که در برازندگی عمومی جمعیت ایجاد شده، بهبود مناسبی مشاهده شود. همچنین با توجه به دخالت دادن معیار همسایگی در اجرای الگوریتم، روند جابجایی جمعیت به گونه‌ای است که رفته رفته مجموعه‌ای از گروه‌ها یا خوشه‌ها را تشکیل می‌دهند (شکل ۴).

بنابراین کافی است با استفاده از یک الگوریتم خوشه‌بندی، حوزه‌های شناسایی شده در فضای جستجو را از هم تفکیک کرده وبه طور جداگانه بر روی هر خوشه متمرکز شویم.

در اینجا از الگوریتم خوشه‌بندی سلسله مراتبی استفاده شده است [۲۲].



(۱) جمعیت اولیه (۲) اواسط اجرا (۳) خوشه‌بندی جمعیت نهایی

شکل ۴. شبیه‌سازی جابجایی جمعیت

۴-۳. مرحله جستجوی محلی

پس از مرحله خوشه‌بندی، برای هر خوشه یک نماینده با بیشترین برازندگی انتخاب شده و به عنوان حالت اولیه در جستجوی محلی مورد استفاده قرار می‌گیرد. به دلیل استقلال این ناحیه‌ها از هم، امکان پردازش موازی نیز برای این مرحله وجود دارد. در پایان نیز بهترین راه‌حل به عنوان راه‌حل بهینه برگزیده می‌شود.

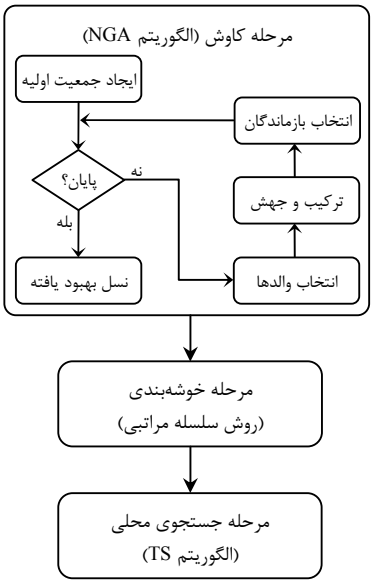
در اینجا از الگوریتم جستجوی ممنوعه (TS) برای جستجوی محلی استفاده شده است و روش یافتن راه‌حل‌های همسایه بر اساس روش بهینه ارائه شده توسط ماسترولیلی و گامباردلا [۲۳] می‌باشد.

به طور کلی در روش‌های جستجوی محلی، در هر گام لیستی از راه‌حل‌های همسایه تهیه شده و سپس یکی از آنها بر اساس راهبرد خاصی انتخاب و این کار تا رسیدن به راه‌حل بهینه تکرار می‌شود. برای مسئله زمان‌بندی کار کارگاهی به طور خاص روشی توسطماسترولیلی و گامباردلا ارائه شده است که برای تهیه لیست بهینه راه‌حل‌های همسایه به کار می‌رود. در این روش برای تولید هر راه‌حل همسایه، تنها فعالیت‌هایی از زمان‌بندی جاری جابجا می‌شوند که بر روی مسیر بحرانی باشند. مقصد جابجایی این فعالیت‌ها نیز نقاطی هستند که بر اساس محل فعالیت بعدی و قبلی در کار مربوطه محدود شده‌اند. بنابراین نیازی به ایجاد همه راه‌حل‌های همسایه و آزمودن آنها نیست.

۴-۴. چارچوب الگوریتم ترکیبی

شکل ۵ به طور خلاصه چارچوب اجرای الگوریتم پیشنهادی را به تفکیک مراحل مختلف، نشان می‌دهد. در این شکل سه مرحله کاوش، خوشه‌بندی و جستجوی محلی به طور پی‌درپی

نشان داده شده است و لذا خروجی هر مرحله به عنـوان ورودی مرحله بعد محسوب می‌شـود. بـه عـلاوه، نحـوه تکـرار مراحـل درونی الگوریتم ژنتیک در مرحله کاوش نیز در یـک نگـاه آورده شده است.



شکل ۵. چارچوب الگوریتم ترکیبی

۵. نتایج محاسباتی

در این بخش ابتدا به نتایج محاسباتی بـه دسـت آمـده از حـل چهار مسئله معروف اشاره می‌شود. سپس مزیت‌های روش ارائـه شده با سایر راه‌کارهای موجود و مشابه مقایسه می‌گردد.

۵-۱. نتایج روش پیشنهادی

الگـوریتم ترکیبـی NGATS بـا زبـان برنامـه‌نویسـی جـاوا پیاده‌سازی و بر روی رایانه‌ای با پردازنده دو هسته‌ای ۲/۱ گیگـا هرتز اجرا شده است. میزان کارایی این الگوریتم بـر روی چهـار مسئله معروف تحت عنـوان XWdata[۲۴,۹] مـورد آزمـایش قرار گرفت که نتایج آن در این بخش نشان داده شده است. این نتایج در کنار سایر نتایج مربوط به الگوریتم‌های ارائـه شـده، در جدول ۲ آورده شده است.

در این جدول، AL+CGA الگـوریتم ارائـه شـده توسـط کـاظم و همکاران [۲۴] است. PSO+SA نیز توسط زیا و وو [۹] ارائه شـده است.PSO+TS هم مربوط به ژانگ و همکاران [۱۱] بوده و hGA توسط گائو و همکـاران [۱۰] پیشـنهاد شـده اسـت.HGATS نیـز توسط ژانگ و همکاران [۱۲] ارائه شده و نهایتـاً NGATS معـرف الگوریتم ترکیبی پیشنهاد شده در این مقاله است.

جدول ۲. نتایج محاسباتی و مقایسه راه‌حل‌های بهینه

Problem n × m	Obj.	AL+CGA	PSO+SA	PSO+TS	hGA	HGATS	Proposed NGATS		
							Result	Pop. Size	CPU Time
۴×۵	C_M	۱۶	N/A	۱۱	N/A	N/A	۱۱۱۲	۱۵	۰/۰۳ s
	W_M	۱۰	N/A	۱۰	N/A	N/A	۱۰۸		
	W_T	۳۴	N/A	۳۲	N/A	N/A	۳۲۳۲		
۸×۸	C_M	۱۵۱۶	۱۵۱۶	۱۵۱۴	۱۴	۱۴	۱۵۱۴	۵۰	۰/۳۱ s
	W_M	۱۳۱۳	۱۲۱۳	۱۲۱۲	۱۲	۱۲	۱۲۱۲		
	W_T	۷۹۷۵	۷۵۷۳	۷۵۷۷	۷۷	۷۷	۷۵۷۷		
۱۰×۱۰	C_M	۷	۷	۷	۷	۷	۷۷	۱۰۰	۱/۴۹ s
	W_M	۵	۶	۶	۵	۶	۵۶		
	W_T	۴۵	۴۴	۴۳	۴۳	۴۲	۴۳۴۲		
۱۵×۱۰	C_M	۲۴	۱۲	۱۱	۱۱	۱۱	۱۱	۲۸۰	۲۹/۶۵ s
	W_M	۱۱	۱۱	۱۱	۱۱	۱۱	۱۱		
	W_T	۹۱	۹۱	۹۳	۹۱	۹۱	۹۱		

همان طور که مشاهده می‌شود، نتایج به دست آمـده از اجـرای این الگوریتم، هم‌ردیف با بهترین نتایج به دسـت آمـده تـا ایـن زمان است. به علاوه، سرعت اجرای این الگوریتم در مقایسـه بـا سایر الگوریتم‌های مشابه قابل ملاحظه است.

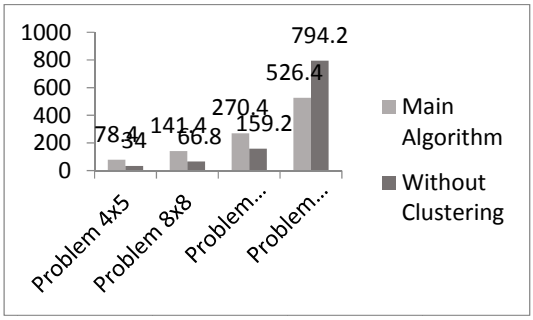
الگوریتم NGATS برای حل چهار مسئله مـذکور، بـه ترتیـب فقط به ۱۵، ۵۰، ۱۰۰ و ۲۸۰ نفر برای جمعیت مورد اسـتفاده، نیـاز دارد. تفـاوت بـین ایـن جمعیـت‌هـا ناشـی از تفـاوت در گستردگی فضای جستجوی آنها است. اما در مقایسـه بـا سـایر الگوریتم‌های مبتنـی بـر جمعیـت کـه اغلـب جمعیتـی ۵۰۰ و ۱۰۰۰ نفری و حتی بیشـتر را مـورد اسـتفاده قـرار مـی‌دهنـد، برتری بسیار خوبی دارد که این معادل با کاهش زمـان و مقـدار محاسبات بوده و به طور ضمنی هوشمندی روش پیشـنهادی را نیز نشان می‌دهد.

۵-۲. بررسی لزوم مرحله خوشه‌بندی

شاید این گونه به نظر آید که استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی در مرحله دوم، علاوه بر سربار پردازشی، احتمال از دست دادن نقاط شروع مناسب را برای مرحله سوم و الگوریتم‌های جستجوی محلی بالا می‌برد و چه بهتر است که مرحله سوم به ازای تمام جمعیت اجرا شود.

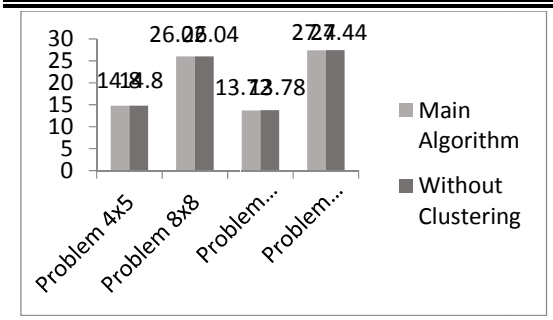
نمودارهای شکل ۶ و ۷ پاسخی به این ابهام است. در نمودار شکل ۶ زمان اجرای الگوریتمNGATS (برحسب میلی‌ثانیه) پس از مرحله اول و با وجود یا عدم وجود مرحله خوشه‌بندی مورد بررسی و مقایسه قرار گرفته است. نمودار شکل ۷ نیز میانگین برازندگی راه‌حل‌های بهینه حاصل از اجرای الگوریتمNGATS را با وجود یا عدم وجود مرحله خوشه‌بندی نشان می‌دهد و همان طور که در شکل ۷ مشاهده می‌شود، اجرای مرحله سوم نه تنها مانع از رسیدن به پاسخ‌های بهینه نشده است، بلکه با توجه به شکل ۶ و در خصوص مسائل بزرگتر و پیچیده‌تر منجر به کاهش محاسبات و زمان اجرای الگوریتم نیز شده است.

همچنین با توجه به شکل ۶، هر چه اندازه مسئله بزرگ‌تر می‌شود، به تبع آن زمان محاسبه و اجرای الگوریتم‌ها نیز افزایش می‌یابد. اما در مسائل بزرگ‌تر چون پیچیدگی و گستردگی فضای جستجوی مسئله بیشتر است، اجرای الگوریتم جستجوی محلی به تعداد همه جمعیت، پرهزینه‌تر از اجرای آن به تعداد چند خوشه معدود است؛ آن هم در حالی که اثری بر ارتقای پاسخ نهایی ندارد.



شکل ۶. نمودار مقایسه زمان اجرای الگوریتم پیشنهادی (برحسب میلی‌ثانیه) پس از مرحله اول با وجود یا عدم وجود مرحله خوشه‌بندی

لازم به ذکر است که این نتایج برآمده از میانگین ۵ بار اجرای الگوریتم‌های مورد نظر بوده و در همه آنها تعداد جمعیت برابر ۲۰۰ منظور شده است. همچنین در خصوص مقدار برازندگی‌ها، هر چه کمتر باشد، نشان دهنده زمان‌بندی بهتری است.

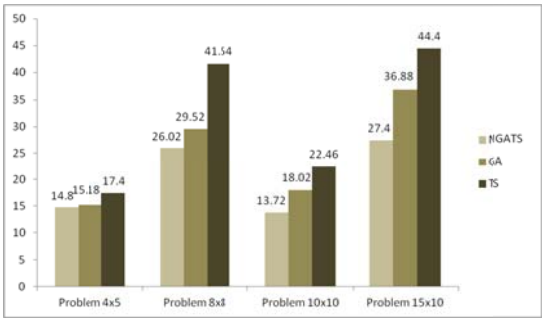


شکل ۷. نمودار مقایسه میانگین برازندگی راه‌حل‌های بهینه الگوریتم پیشنهادی با وجود یا عدم وجود مرحله خوشه‌بندی

۵-۳. مقایسه با روش‌های فراابتکاری غیرترکیبی

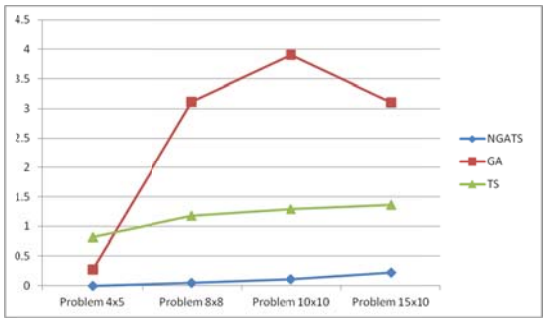
در این قسمت به بررسی و مقایسه روش ترکیبی پیشنهادی با دو روش غیر ترکیبی پرداخته شده است. این دو روش، یکی الگوریتم ژنتیک (GA) و دیگری الگوریتم جستجوی ممنوعه (TS) است که مستقلاً و در شرایط یکسان بر روی مسائل معروف اجرا شده‌اند. به این معنی که الگوریتم ژنتیک پایه با استفاده از بازنمایی مشابه و تعداد جمعیت برابر در نظر گرفته شده و الگوریتم جستجوی ممنوعه نیز متناظر با تعداد تعداد جمعیت در دو روش دیگر، با نقطه شروع تصادفی مجدداً تکرار شده است.

نمودار شکل ۸ میانگینمقادیر تابع هدف را برای راه‌حل‌های بهینه در سه روش فوق نشان می‌دهد. با توجه به تلاش برای کمینه‌سازی توابع هدف، مشاهده می‌شود که الگوریتم ترکیبی پیشنهادی، نتایج بسیار بهتری نسبت به روش‌های غیر ترکیبی در پی داشته است که این موضوع برای مسائل پیچیده‌تر، ملموس‌تر است.



شکل ۸. نمودار مقایسه میانگین برازندگی راه‌حل‌های بهینه در سه روش فراابتکاری

به علاوه، در نمودار شکل ۹ انحراف معیار برازندگی راه‌حل‌های بهینه در سه روش فراابتکاری و در نتیجه ۵ بار اجرای الگوریتم‌ها بر روی مسائل معروف با هم مقایسه شده است. بر اساس این نمودار ملاحظه می‌شود که روش‌هایی مانند الگوریتم ژنتیک و جستجوی ممنوعه نوسان و تفاوت زیادی در ارائه پاسخ‌های نهایی دارند، که این موضوع در مورد الگوریتم ژنتیک به مراتب بیشتر است.



شکل ۹. نمودار مقایسه انحراف معیار برازندگی راه‌حل-های بهینه در سه روش فراابتکاری

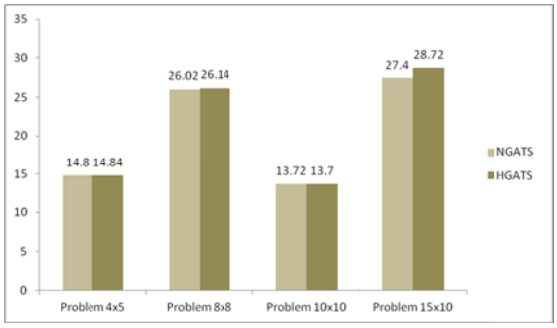
نکته قابل توجه دیگری که از نمودار شکل ۹ به دست می‌آید، این است که با بزرگ‌تر شدن مسائل، انحراف معیار حاصله در همه روش‌ها افزایش دارد. اما در روش پیشنهادی، هم تغییرات بسیار کمتر است و هم روند منظم‌تری با توجه به بزرگ‌تر و پیچیده‌تر شدن مسائل دارد. لذا می‌توان اطمینان بیشتری نسبت به پاسخ‌های به دست آمده داشت؛ چرا که همگرا شدن روش به بهترین جواب در هر بار اجرای الگوریتم، تقریباً تضمین شده است.

۵-۴. بررسی دو نوع رویکرد ترکیبی

در این قسمت دو نوع رویکرد ترکیبی برای روش‌های فراابتکاری که در بخش دوم به آنها اشاره شد، مورد بررسی قرار می‌گیرد. الگوریتم ترکیبی پیشنهادی به عنوان یک نماینده از رده HRH و الگوریتم ترکیبی ارائه شده توسط ژانگ و همکاران [۱۲] تحت اختصار HGATS به عنوان نماینده‌ای از رده LTH انتخاب شده است.

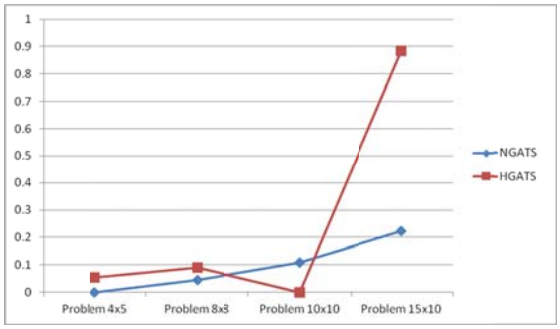
تفاوت عمده این دو الگوریتم در آن است که در روش پیشنهادی، الگوریتم‌های جستجوی ممنوعه پس از اتمام مرحله اول و اعمال الگوریتم ژنتیک توسعه یافته (NGA) اجرا می‌شوند. اما در الگوریتم HGATS در پایان هر تکرار نسل‌ها و به منظور ارتقای برازندگی عمومی در جمعیت، الگوریتم جستجوی ممنوعه بر روی تمام یا حداقل بخشی از جمعیت اعمال می‌شود.

نمودار شکل ۱۰ میانگین برازندگی راه‌حل‌های بهینه در این دو روش ترکیبی و نمودار شکل ۱۱ انحراف معیار متناظر با هر میانگین را بر اساس ۵ بار اجرای الگوریتم با جمعیتی ۲۰۰ تایی با هم مقایسه کرده است.



شکل ۱۰. نمودار مقایسه میانگین برازندگی راه‌حل‌های بهینه در دو روش فراابتکاری ترکیبی

همان طور که مشاهده می‌شود، میانگین نتایج به دست آمده شباهت زیادی با هم دارند. اما با توجه به انحراف معیارهای متناظر در شکل ۱۱ می‌توان دید که نتایج حاصل از روش پیشنهادی، در بین مسائل مختلف، از ثبات بیشتری برخوردار است.

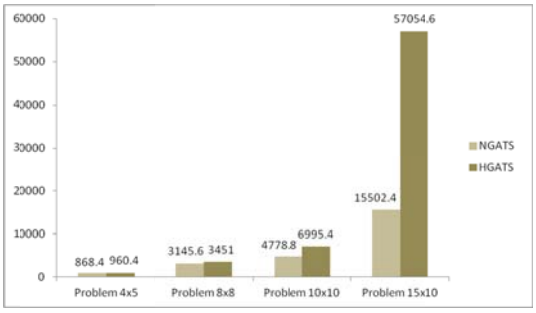


شکل ۱۱. نمودار مقایسه انحراف معیار برازندگی راه‌حل-های بهینه در دو روش فراابتکاری ترکیبی

اما اختلاف عمده این دو روش ترکیبی، در نمودار شکل ۱۲ مشاهده می‌شود. این نمودار زمان اجرای دو الگوریتم را با هم مقایسه می‌کند. بر اساس این نمودار هر چه قدر مسئله پیچیده‌تر باشد، سربار پردازشی و زمان اجرای الگوریتم نیز افزایش می‌یابد. اما در روش HGATS این افزایش خیلی بیشتر است. علت این امر عمدتاً به دلیل اجرای الگوریتم‌های جستجوی محلی در هر تکرار نسل‌ها است که پردازش قابل توجهی را مطالبه می‌کند.

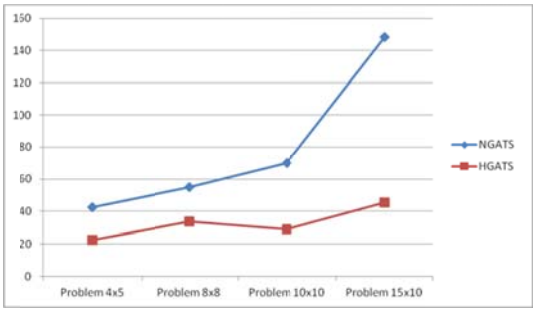
به علاوه، با توجه به نمودار شکل ۱۳، که تعداد تکرار نسل‌ها در الگوریتم ژنتیک‌های مربوط به دو روش مذکور را با هم مقایسه می‌کند، گر چه الگوریتم HGATS با تکرار نسل کمتری به پاسخ نهایی می‌رسد، اما سربار پردازشی آن به حدی بالا است که نهایتاً در همه مسائل معروف، نسبت به روش پیشنهادی زمان بیشتری را نیاز دارد. علت نیاز به تکرار نسل بیشتر در روش پیشنهادی نیز این است که در این روش و در مرحله

کاوش، همگرایی و حرکت جمعیت به سمت نقاط مختلف است و هر ارتقایی در این جابجایی می‌تواند انگیزه را برای تکرار نسل بعدی و امید به کاوش بیشتر افزایش دهد.



شکل ۱۲. نمودار مقایسه زمان اجرای الگوریتم (بر حسب میلی‌ثانیه) در دو روش فراابتکاری ترکیبی

همچنین از نمودار شکل ۱۳ این نکته استخراج می‌شود که روش پیشنهادی در مرحله اول خود، به مراتب برای مسائل پیچیده‌تر نیاز به تکرار نسل و در نتیجه کاوش بیشتری در فضای جستجو دارد.



شکل ۱۳. نمودار مقایسه تعداد تکرار نسل‌ها در الگوریتم ژنتیک مربوط به دو روش فراابتکاری ترکیبی

۵. جمع‌بندی

در این مقاله روشی ترکیبی برای حل مسئله زمان‌بندی کار کارگاهی انعطاف‌پذیر ارائه شد که در آن الگوریتم‌های فراابتکاری طی مراحلی مستقل و متوالی اجرا می‌شوند. انگیزه و ایده اصلی این روش، شناسایی نقاط یا حداقل ناحیه‌های مناسب برای شروع، در به‌کارگیری الگوریتم‌های جستجوی محلی است. چرا که این گونه الگوریتم‌ها برای گرفتار نشدن در دام بهینه‌های محلی و رسیدن به بهینه سراسری، وابستگی شدیدی به انتخاب نقطه شروع برای جستجو دارند.

لذا در روش پیشنهادی این مقاله، فرایند جستجوی فراگیر در مرحله نخست،با به‌کارگیری یک الگوریتم مبتنی بر جمعیت تحت عنوان الگوریتم ژنتیک مبتنی بر همسایگیمیسر شده و امکان اکتشاف با گام‌های بلند را در فضای جستجو فراهم می‌آورد؛ البته فارغ از آن که صرفاً به دنبال پاسخ نهایی باشد.

در مرحله دوم ناحیه‌های مناسبی که شناسایی شده‌اند، با استفاده از روش خوشه‌بندی سلسله مراتبی، از هم تفکیک می‌شوند.

هدف از مرحله سوم، یافتن راه‌حل بهینه در هر خوشه است. بنابراین استفاده از یک الگوریتم جستجوی محلی مانند جستجوی ممنوعه و اجرای موازی آنها، گزینه مناسبی برای رسیدن به این هدف است. راه‌حل نهایی مسئله نیز از میان راه‌حل‌های بهینه به دست آمده در هر خوشه قابل احتساب است.

مهمترین مزیتی که می‌توان برای روش ترکیبی ارائه شده عنوان کرد، راهبرد مناسب آن برای جستجوی راه‌حل بهینه است که طی سه مرحله نمود پیدا کرد. نتایج محاسباتی برای حل مسائل معروف نیز نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با سایر الگوریتم‌های موجود، سریع‌تر و مطمئن‌تر به پاسخ‌های مطلوب دست پیدا کرده است.

پی‌نوشت

1. Simulated Annealing
2. Tabu Search
3. Genetic Algorithm
4. Particle Swarm Optimization
5. Ant Colony Optimization
6. Bee Colony Optimization
7. Agents
8. Low-Level Teamwork Hybrid
9. High-Level Relay Hybrid
10. Multi-Objective FJSP
11. Evolutionary Algorithms
12. Random-restart Hill Climbing
13. Local Beam Search
14. Non-Dominated Solutions
15. Aggregate Objective Function
16. Neighborhood-based Genetic Algorithm
17. Machine Selection
18. Operation Sequence
19. Neighborhood-based Selection

مراجع

[1] Tay JC, Ho NB.Evolving dispatching rules using genetic programming for solving multi-objective flexible job-shop problems, Computer & Industrial Engineering, (2007).

[2] Luke S. Essentials of Met heuristics, Lulu, First Edition, March (2011).

[3] Emin AydinM, Terence C. Fogarty. A simulated annealing algorithm for multi-agent systems: a job-shop scheduling application,

Journal of Intelligent Manufacturing, (2004), Vol. 15, pp. 805-814.

[4] Jun-qing Li, Quan-ke Pan, Sheng-xian Xie, Yu-ting Wang. A Fast TS Algorithm for Solving the Flexible Job-shop Scheduling Problem, In Proceeding of International Conference on Information Technology, (2009), pp. 5-8.

[5] Chaoyong Zhang, Xiaojuan Wang, Liang Gao. An Improved Genetic Algorithm for Multi-objective Flexible Job-shop Scheduling Problem, Advanced Materials Research, (2010), Vols. 97-101, pp. 2449-2454.

[6] Lining Xing, Yingwu Chen, Kewei Yang, Feng Hou. Knowledge-based ant colony optimization for the flexible job shop scheduling problems, Dynamics of Continuous, Discrete and Impulsive Systems, (2008), pp. 431-446.

[7] Baozhen Yao, Chengyong Yang, Juanjuan Hu, Jinbao Yao, Jian Sun. An improved ant colony optimization for flexible job shop scheduling problems,Advanced Science Letters, (2011), Vol. 4, pp. 2127-2131.

[8] TalbiEG.A Taxonomy of hybrid met heuristics,Journal of Heuristics, (2002), Vol. 8, pp. 541-564.

[9] Xia W, WuZ.An effective hybrid optimization approach for multi-objective flexible job-shop scheduling problem, Computer & Industrial Engineering, (2005), Vol. 48, pp. 409-425.

[10] GaoJ, Sun LY, GenM.A hybrid genetic and variable neighbourhood descent algorithm for flexible job shop scheduling problems, Computer & Operations Research, (2007), Vol. 35, pp. 2892-2907.

[11] ZhangGH, ShaoXY, Li PG,GaoL.An effective hybrid particle swarm optimization algorithm for multi-objective flexible job-shop scheduling problem, Computer & Industrial Engineering, (2009), Vol. 56, pp. 1309-1318.

[12] Guohui Zhang, Liang Gao, Yang Shi. A Genetic Algorithm and Tabu Search for Multi-Objective Flexible Job Shop Scheduling Problems, International Conference on Computing, Control and Industrial Engineering, (2010).

[13] Noureddine Liouane, Ihsen Saad, Slim Hammadi, Pierre Borne. Ant systems & Local Search Optimization for flexible Job Shop Scheduling Production, International Journal of Computers, Communications & Control, (2007), Vol. 2, pp. 174-184.

[14] Nhu Binh Ho, Joc Cing Tay. Solving Multiple-Objective Flexible Job Shop Problems by Evolution and Local Search, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part C, Applications and Reviews, (2008), Vol. 38, pp. 674-685.

[15] Jun-qing Li, Quan-ke Pan, Sheng-xian Xie. A Hybrid Variable Neighbourhood Search Algorithm for Solving Multi-Objective Flexible Job Shop Problems, Computer Science and Information Systems, (2010), Vol. 7, pp. 907-930.

[16] Hongbo Liu, Ajith Abraham, ZuwenWang. A Multi-swarm Approach to Multi-objective Flexible Job-shop Scheduling Problems,Fundamental Informasticate, (2009), Vol. 95, pp. 465-489.

[17] Leila Asadzadeh, Kamran Zamanifar. An agent-based parallel approach for the job shop scheduling problem with genetic algorithms, Mathematical and Computer Modelling, (2010), Vol. 52, pp. 1957-1965.

[18] James C. Chen, Cheng-Chun Wu, Chia-Wen Chen, Kou-Huang Chen. Flexible job shop scheduling with parallel machines using Genetic Algorithm and Grouping Genetic Algorithm, Expert Systems with Applications, (2012), Vol. 39, pp. 10016-10021.

[19] Voratas Kachitvichyanukul, Siriwan Sitthitham. A two-stage genetic algorithm for multi-objective job shop scheduling problems, Journal of Intelligent Manufacturing, (2011), Vol. 22, pp. 355-365.

[20] Wojciech Bozejkoa, Mariusz Uchronskia, Mieczysław Wodecki. The new golf neighbourhood for the flexible job shop problem, International Conference on Computational Science, (2010), pp. 289-296.

[21] Guohui Zhang, Yang Shi, Liang Gao. A Genetic Algorithm and Tabu Search for Solving Flexible Job Shop Schedules, International Symposium on Computational Intelligence and Design, (2008).

[22] Pang-Ning Tan, Michael Steinbach, Vipin Kumar, "Introduction to Data Mining", Addison Wesley, (2006).

[23] Monaldo Mastrolilli, Luca Maria Gambardella. Effective neighbourhood functions for the flexible job shop problem, Journal of Scheduling, (2000), pp. 3-20.

[24] I. Kacem, S. Hammadi, and P. Borne. Pareto-optimality approach for flexible job-shop scheduling problems: Hybridization of evolutionary algorithms and fuzzy logic, Mathematics and Computers in Simulation, (2002), Vol. 60, pp. 245-276.

[۲۵] نسیم نهاوندی؛ محمد عباسیان. حل مسئله زمان‌بندی کارکارگاهی چندهدفی انعطاف‌پذیر پویا به وسیله الگوریتم ژنتیگ توسعه یافته، نشریه بین‌المللی مهندسی صنایع و مدیریت تولید، جلد ۲۱، شماره ۳، پاییز ۱۳۸۹، صص. ۲-۱۲.