

دریافت مقاله: ۱۴۰۲/۱۱/۲۸

پذیرش مقاله: ۱۴۰۳/۰۱/۱۸

نوع مقاله: پژوهشی

الگوریتم ژنتیک چندهدفه مرتب‌سازی نامغلوب مبتنی بر خوشه‌بندی فازی

پژمان غلام‌نژاد*

دانشکده مهندسی رایانه و سایبر - دانشگاه علوم و فنون هوایی شهید ستاری - تهران - ایران
پست الکترونیکی: pezhman.gholamnezhad@gmail.com

امیر مهدی سازدار

دانشکده مهندسی رایانه و سایبر - دانشگاه علوم و فنون هوایی شهید ستاری - تهران - ایران
پست الکترونیکی: sazdar@gmail.com

عبدالله غفاری ششجوانی

دانشکده مهندسی رایانه و سایبر - دانشگاه علوم و فنون هوایی شهید ستاری - تهران - ایران
پست الکترونیکی: abdollah.ghaffari@ut.ac.ir

چکیده

محاسبه فاصله ازدحام، بر اساس الگوریتم خوشه‌بندی مبتنی بر فازی صورت می‌پذیرد که منجر به دقت بالاتر در انتخاب افراد دارای رتبه بالاتر در حدود بیست و پنج درصد، در جمعیت جدید، می‌گردد. نتایج روش پیشنهادی در سکوی ای ام اُ، بر روی توابع آزمایشی، مورد ارزیابی قرار گرفته است و با روش‌های مشابه مقایسه شده است. نتایج نشان می‌دهد که با تعداد تکرار کمتر، در نتایج، به صورت متوسط بیست و پنج درصد بهبود حاصل شده است.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم ژنتیک چندهدفه مرتب‌سازی نامغلوب، خوشه‌بندی فازی، بهینه‌سازی چندهدفه تکاملی، فاصله ازدحام.

۱. مقدمه

ساختار پایه بیشتر الگوریتم‌های تکاملی چندهدفه سنتی مبتنی بر قوانین ثابت اکتشافی مانند تقاطع و

الگوریتم ژنتیک چندهدفه مرتب‌سازی نامغلوب ۱ یکی از شاخص‌ترین و پرکاربردترین روش‌های چندهدفه تکاملی در زمینه بهینه‌سازی می‌باشد. این الگوریتم بارها توسط افراد مختلف، برای ایجاد الگوریتم‌های بهینه‌سازی چندهدفه جدیدتر، مورد تغییرات جدید قرار گرفته است که عمده این تغییرات مبتنی بر قوانین ثابت اکتشافی مانند تقاطع و جهش بوده است. در این الگوریتم، در ابتدا رتبه‌بندی افراد نامغلوب، بر اساس رتبه و فاصله ازدحام انجام می‌پذیرد و عملگرهای انتخاب، تقاطع و جهش برای تولید فرزندان، اجرا می‌گردند و سپس ترکیب جمعیت والدین و فرزندان برای شکل‌گیری جمعیت جدید صورت می‌گیرد و در انتها، انتخاب جمعیت جدید، بر اساس رتبه‌بندی و فاصله ازدحام محاسبه می‌شود. در روش پیشنهادی، برای انتخاب جمعیت جدید،

* نویسنده مسئول

1- NSGA-II (Non-Dominated Sort Genetic Algorithm)

2- Plat EMO

و رتبه‌بندی افراد نامغلوب، در فرآیند بازتولید می‌باشد که تاثیر چشم‌گیری در توزیع راه حل‌های بهینه پرتو را منجر می‌شود.

۲. مفاهیم و تعاریف پایه

الگوریتم‌های تکاملی به‌عنوان ابزاری مؤثر در مسائل بهینه‌سازی چندهدفه ارائه شده‌اند که به‌طور کلی شامل دو یا سه هدف متناقض است. مسائل بهینه‌سازی چندهدفه، مربوط به مسایلی با M هدف متضاد به‌طور هم‌زمان است که در آن مقدار M ، برابر با دو یا سه است [۲] که توسط معادله (۱) توصیف شده است:

$$\begin{cases} f(x) = [f_1(x), \dots, f_M(x)] \\ s.t. \quad x \in X \end{cases} \quad (1)$$

که $X \in \mathbb{R}^n$ ، فضای تصمیم است و $f: X \rightarrow \mathbb{R}^M$ ، فضای هدف^۸ است و فرض بر این است که f ، یک مسئله کمینه‌سازی است.

۲-۱- خوشه‌بندی فازی C-میانگین^۹

در مسائل شناسایی الگو مفهوم خوشه، مجموعه‌ای از داده‌ها است که به علت شباهت زیادی که به هم دارند در یک گروه قرار گرفته‌اند. در خوشه‌بندی، داده‌ها به‌صورت بدون ناظر به خوشه‌هایی تقسیم می‌شوند، به طوری که شباهت داده‌های درون هر خوشه حداکثر و شباهت بین داده‌های درون خوشه‌های مختلف حداقل گردد. یکی از رایج‌ترین روش‌های خوشه‌بندی، خوشه‌بندی فازی C-میانگین است [۳].

این الگوریتم از یک روش ساده برای خوشه‌بندی مجموعه داده، در یک تعداد خوشه از پیش مشخص شده، استفاده می‌کند. ایده اصلی در نظر گرفتن k مرکز برای هر یک از خوشه‌ها است.

بنابراین مراکز، در فاصله هر چه بیشتر از یکدیگر قرار داده می‌شوند. سپس، هر الگو به نزدیک‌ترین مرکز،

جهش است که دارای فرآیندهای قوی اکتشافی در فضای تصمیم^۳ می‌باشند. از سال ۲۰۰۰ تا کنون، الگوریتم‌های تکاملی چندهدفه بسیاری ارائه شده‌اند که در سه گروه دسته‌بندی شده‌اند [۱]: روش‌های مبتنی بر وزن‌دهی مجتمع^۴، روش‌های مبتنی بر غلبگی^۵، و نگرش مبتنی بر کارایی شاخص^۶. در روش‌های وزن‌دهی مجتمع، یک مسئله بهینه‌سازی چندهدفه به یک تعداد از مسائل بهینه‌سازی تک هدفه، با استفاده از یک تعداد ترکیبات وزنی، که به‌صورت تصادفی ایجاد می‌شوند، تجزیه می‌شود.

در الگوریتم‌های تکاملی چندهدفه مبتنی بر غلبگی، از نخبه‌گرایی استفاده شده است که همگرایی در این الگوریتم‌ها، به‌صورت قابل ملاحظه‌ای افزایش یافته است. در این گروه از الگوریتم‌ها با افزایش تعداد اهداف، همگرایی به‌صورت قابل ملاحظه‌ای کاهش می‌یابد که عمدتاً به دلیل کاهش فشار انتخاب است.

یکی دیگر از ایده‌ها، اختصاص یک برازش به افراد یک الگوریتم بهینه‌سازی چندهدفه مبتنی بر شاخص کارایی است. در این الگوریتم‌ها، ابرحجم^۷ می‌تواند هم دقت و هم تنوع مجموعه راه حل‌های نامغلوب را محاسبه نماید. از مهم‌ترین چالش‌های این گروه از الگوریتم‌ها، پیچیدگی محاسباتی برای محاسبه شاخص کارایی، در زمانی که تعداد اهداف زیاد است، می‌باشد.

بیشتر الگوریتم‌های فوق، بر بسط و توسعه یک برآورد برازش مؤثر و یا راهبرد انتخاب، تمرکز نموده‌اند که منطبق بر یک الگوریتم تکاملی تک‌هدفه، است و توجه خاصی به طراحی راهبرد بازتولید نشده است که در توزیع راه حل‌های بهینه پرتو، تاثیر زیادی دارند.

مهم‌ترین موضوعی که در الگوریتم‌های تکاملی باعث کند شدن روند یافتن پاسخ بهینه می‌شود، تکرارهای متوالی و به نوعی حلقه اصلی تولید نسل است. در این الگوریتم ایده پایه، تغییر در نحوه محاسبه فاصله ازدحام

3- Decision Space

4- Weighted Aggregation based method

5- Dominance based method

6- Indicator based method

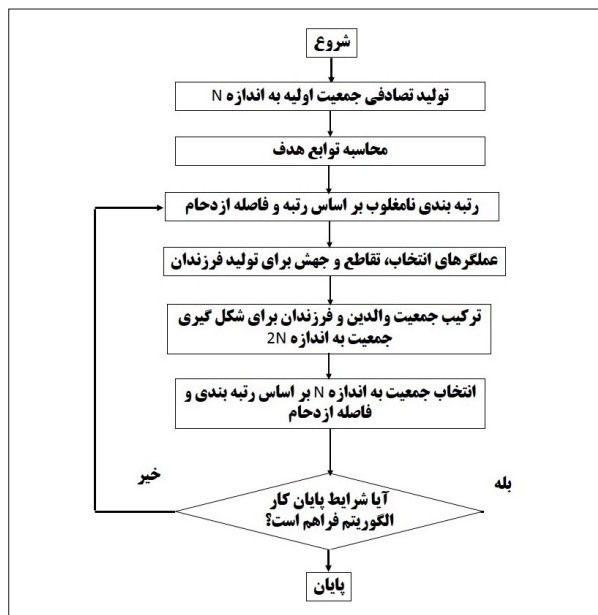
7- Hypervolume

8- Objective space

9- Fuzzy C-mean Clustering (FCM)

در این شیوه، یک مقایسه عمومی بر روی فرزندان و والدین انجام می‌گیرد و پس از ایجاد صف‌های نامغلوب به ترتیب اولویت (اولویت صف‌ها نسبت به هم)، جمعیت بعدی یکی یکی از این صف‌ها پر می‌شود. پر کردن جمعیت جدید با بهترین صف نامغلوب شروع می‌شود و سپس به ترتیب با دومین صف نامغلوب و همین‌طور سومین و الی آخر، تا زمانی که جمعیت جدید پر شود، ادامه پیدا می‌کند. از آن‌جا که اندازه جمعیت ما دو برابر است، تمام اعضا در جمعیت جدید قرار نمی‌گیرند و بایستی جمعیت باقیمانده را حذف کنیم. در مورد جواب‌هایی که در صف آخر با استفاده از عملکرد نخبه‌گرایی از بین می‌رود، باید مهارت بیشتری به‌کاربرده و جواب‌هایی را که در ناحیه ازدحام کمتری قرار دارند، حفظ کرد. در واقع برای رعایت اصل چگالی در بین جواب‌ها، جواب‌هایی که در ناحیه ازدحام کوچک‌تری هستند، برای پر کردن جمعیت جدید در اولویت قرار دارند.

چارچوب کلی این الگوریتم در شکل (۱) بیان شده است:



شکل (۱). چارچوب کلی الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب

۳. روش پیشنهادی

در الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب، در مرحله

اختصاص داده می‌شود. سپس یک گروه‌بندی اولیه انجام می‌شود. سپس k مرکز جدید برای خوشه‌های مرحله قبل ایجاد می‌شود و سپس، مجدداً داده‌ها به مراکز مناسب تخصیص داده می‌شود. این مراحل آن‌قدر تکرار می‌شود تا k مرکز، جابه‌جا نشوند.

۲-۲- خوشه‌بندی گاستافسون-کِسل^{۱۰}

در واقع، این الگوریتم توسعه یافته الگوریتم c -میانگین فازی می‌باشد [۴] که در آن، برای پیدا کردن خوشه‌هایی با اشکال هندسی متفاوت، بر روی مجموعه داده‌ها، فاصله نرمال تطبیقی^{۱۱}، به کار گرفته شده است [۵]. الگوریتم میانگین فازی، جستجوی خوشه‌ها را به صورت کروی انجام می‌دهد، اما این روش خوشه‌ها را به صورت بیضی شکل پیدا می‌کند. در این روش هر خوشه به وسیله مرکز و ماتریس کوواریانس، مشخص می‌شود. تابع هدف در این الگوریتم به صورت رابطه زیر، تعریف می‌شود:

$$J(x; U, V, A) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^m D_{ikA_i}^2 \quad (2)$$

که در آن:

$$D_{ikA_i}^2 = (x_k - v_i)^T A_i (x_k - v_i) \quad (3)$$

می‌باشد. این الگوریتم از فاصله نرمال ماهال^{۱۲}، استفاده می‌کند. در این دو رابطه، μ_{ik} درجه عضویت هر فرد به هر خوشه می‌باشد. $D_{ikA_i}^2$ فاصله نرمال ماهال بین نقطه X_i و خوشه k ، می‌باشد. A ماتریس کوواریانس خوشه‌ها می‌باشد V مراکز خوشه‌ها است.

۲-۳- الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب

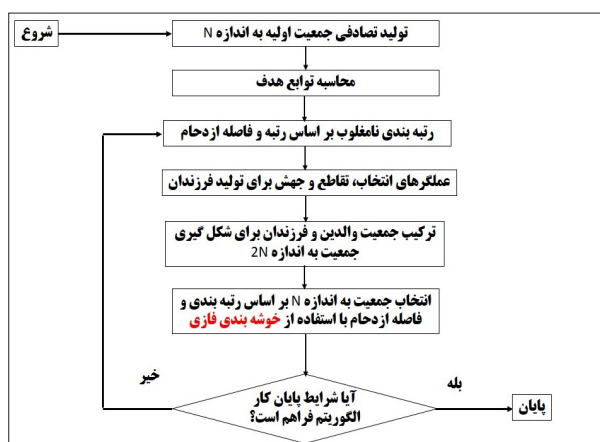
در این الگوریتم [۶]، ابتدا جمعیت فرزندان، با استفاده از جمعیت والدین ساخته می‌شود و به جای پیدا کردن جواب‌های نامغلوب از فرزندان، ابتدا دو جمعیت والدین و فرزندان با یکدیگر ترکیب می‌شوند و سپس از یک مرتب‌سازی نامغلوب، برای دسته‌بندی تمام جمعیت استفاده می‌شود.

10- Gustafson - Kessel

11- adaptive distance norm

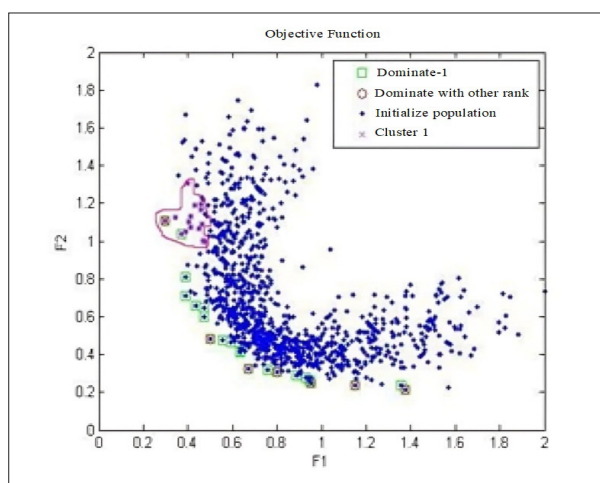
12- Mahalanibis distance norm

چارچوب کلی الگوریتم پیشنهادی در شکل (۳) بیان شده است:



شکل (۳). چارچوب کلی الگوریتم پیشنهادی

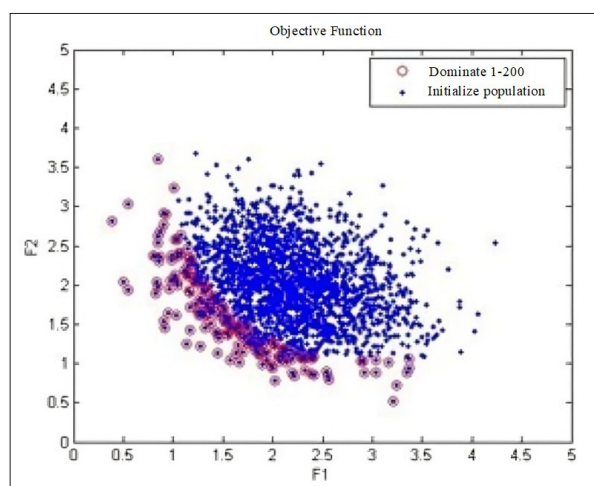
در روش پیشنهادی، انتخاب جمعیت جدید N ، با استفاده از روش خوشه‌بندی فازی صورت می‌پذیرد. بدین‌صورت که ابتدا، در جمعیت $2N$ ، افراد دارای رتبه برتر، به عنوان مراکز خوشه در نظر گرفته می‌شوند و خوشه‌بندی بر اساس این مراکز خوشه انجام می‌شود و سپس در هر خوشه، با استفاده از فاصله ازدحام، افراد غالب نزدیک به یکدیگر حذف شده و در نهایت جمعیت جدید به اندازه N ، بر اساس رتبه‌بندی فاصله ازدحام، در هر خوشه، تشکیل می‌شود. شکل (۴) و (۵)، استفاده از خوشه‌بندی را نمایش می‌دهد:



شکل (۴). تعیین مراکز خوشه‌ها

باز تولید، جمعیت والدین و فرزندان ترکیب شده و جمعیتی به اندازه $2N$ تشکیل می‌شود. سپس انتخاب جمعیت به اندازه N ، بر اساس رتبه‌بندی و فاصله ازدحام، صورت می‌پذیرد. بدین‌صورت که به ترتیب از افراد دارای رتبه‌های برتر، در جمعیت قرار می‌گیرند تا هنگامی که ظرفیت جمعیت به اندازه N ، شود. اما بعضی از افراد دارای رتبه‌های برتر که در واقع غالب امیدوارکننده هستند، خیلی به یکدیگر نزدیک می‌باشند و همچنین بعضی از افراد دارای رتبه‌های غالب امیدوارکننده پایین‌تر از جمعیت $2N$ ، با این که موثر می‌باشند، در جمعیت جدید N ، قرار نمی‌گیرند.

برای نمایش این مفهوم، الگوریتم به صورت بخش‌بخش، در نرم‌افزار مَتَلَب^{۱۳}، اجرا شده است. همچنین داده‌های مورد استفاده در این الگوریتم، مطابق بن‌سازۀ پِلَت ای‌ام آ، به صورت تصادفی مقداردهی شده است. شکل (۲)، این موضوع را نمایش می‌دهد:



شکل (۲). مقادیر غالب امیدوار کننده دارای رتبه‌های برتری متفاوت

برای رفع چالش موجود، در روش پیشنهادی، الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب مبتنی بر فازی (F-NSGA-II)، بعد از ترکیب جمعیت والدین و فرزندان، برای انتخاب جمعیت جدید، رتبه‌بندی و فاصله ازدحام بر اساس روش خوشه‌بندی فازی انجام می‌پذیرد.

این نرم‌افزار مبنای حل دقیق برای مدل پیشنهادی این پژوهش است و هدف اعتبارسنجی مدل است.

در این پژوهش، در دامنه وسیعی، آزمایش‌هایی به‌منظور نشان دادن عملکرد مدل مفهومی پیشنهادی انجام شده است و روش پیشنهادی با یک سری از الگوریتم‌ها، مقایسه و ارزیابی شده‌اند. این آزمایش‌ها بر روی نمونه‌های مشخص انجام شده است. بدین منظور در ادامه این بخش، ابتدا معیارهای ارزیابی و شاخص‌های مورد مطالعه معرفی شده‌اند. در بخش دوم، تنظیمات پارامترها در آزمایش‌ها را نشان می‌دهد. بخش سوم به معرفی توابع ارزیابی می‌پردازد. در بخش یافته‌های تحقیق، نتایج آزمایش‌ها نشان داده می‌شود و در بخش بحث و نتیجه‌گیری، بررسی الگوریتم‌های مقایسه و ارزیابی شده را نشان می‌دهد.

۴-۱- معیارهای ارزیابی و شاخص‌های مورد مطالعه

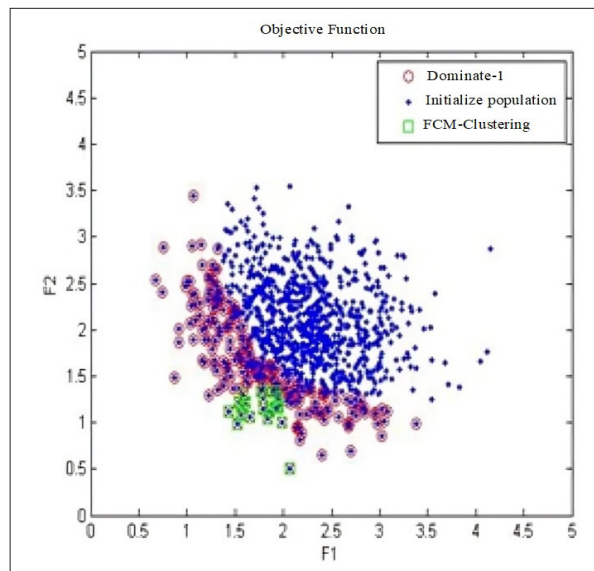
یک روش ساده برای ارزیابی کیفیت مجموعه راه‌حل‌ها، شاخص‌های کیفیت^{۱۶} است. به‌طور کلی، شاخص‌های کیفیت به شش گروه زیر دسته‌بندی می‌شوند [۷]: ۱- شاخص کیفیت برای همگرایی^{۱۷} ۲- شاخص کیفیت برای انتشار^{۱۸} ۳- شاخص کیفیت برای یکنواختی^{۱۹} ۴- شاخص قدرت‌مندی^{۲۰} ۵- شاخص کیفیت برای انتشار و یکنواختی ۶- شاخص کیفیت برای چهار بخش اول.

دو گروه همگرایی در شاخص‌های کیفیت وجود دارد:

۱- ارزیابی رابطه غلبگی پرتو^{۲۱} بین راه‌حل‌ها یا مجموعه‌ها.

۲- ارزیابی فاصله یک مجموعه راه‌حل از پرتو نما.

شاخص فاصله نسلی^{۲۲}، میانگین مربع فاصله اقلیدسی مجموعه راه‌حل‌ها، نسبت به نزدیک‌ترین نقطه در پرتو نما را اندازه‌گیری می‌کند [۸]. کیفیت انتشار^{۲۳}،



شکل (۵). نمایش یکی از خوشه‌ها در جمعیت 2N

۴. ارزیابی کارایی

طی دهه‌های اخیر، تعداد زیادی الگوریتم تکاملی برای حل مسائل بهینه‌سازی چندهدفه ایجاد شده است. با این وجود، عدم وجود یک بستر نرم‌افزاری به‌روز و جامع برای پژوهشگران به منظور ارزیابی صحیح الگوریتم‌های موجود، برای حل مسائل می‌تواند به‌عنوان یک چالش مطرح باشد. وقتی کد منبع بسیاری از الگوریتم‌های پیشنهادی در دسترس عموم قرار نگرفته باشد، به‌منظور عدم مواجهه با چنین چالشی، در این تحقیق، از یک بن‌سازه^{۱۴} در بستر نرم‌افزار متلب^{۱۵} برای بهینه‌سازی چندهدفه تکاملی، به نام پلت‌ای‌ام^{۱۵}، استفاده شده است که شامل بیش از ۵۰ الگوریتم تکاملی چندهدفه و بیش از ۱۰۰ مسئله آزمون چندهدفه، همراه با چندین عملکرد پرکاربرد است. این بن‌سازه کاملاً متن‌باز است، به‌گونه‌ای که کاربران می‌توانند بر اساس آن، الگوریتم‌های جدیدی بسازند. کد منبع پلت‌ای‌ام^{۱۵}، در نشانی زیر قابل‌دسترسی است:

<http://bimk.ahu.edu.cn/index.php?=/Index/Software/index.html>.

14- Platform
15- Matlab

16- Quality Indicator
17- Convergence
18- Spread
19- Uniformity
20- Cardinality
21- Pareto dominance
22- Generational Distance (GD)
23- Spread quality

جدول (۱) - ارتباط بین معیارهای ارزیابی و دسته‌بندی آن‌ها

دسته‌بندی	معیارهای ارزیابی				
	حجم	فاصله نسلی معکوس	اندازه‌گیری تنوع	فاصله نسلی	تنوع خاص
همگرایی	✓	✓		✓	
تنوع	✓	✓	✓		✓
قدرتمندی	✓				
یکنواختی			✓		✓

در این تحقیق، شاخص فراجم، برای اندازه‌گیری راندمان نمونه‌های آزمایشی، به کار گرفته شده است و ۵۰۰ نقطه به صورت یکنواخت توزیع شده در هر نمونه، از پرتو نما، انتخاب می‌شود.

برای ارزیابی عملکرد الگوریتم بهینه‌سازی چندهدفه تکاملی پیشنهادی، از تنظیمات پارامتر به شرح زیر استفاده شده است:

۴-۲- تنظیمات پارامترها

برای تمام الگوریتم‌های مورد مقایسه، تنظیمات پارامتری یکسانی از مسائل، به کار گرفته می‌شود. ۲۰ اجرای مستقل برای هر الگوریتم مقایسه‌ای بر روی هر یک از نمونه‌های آزمایشی، انجام می‌شود. شرط پایان برای هر الگوریتم، حداکثر ۱۰۰۰۰۰ ارزیابی برازش^{۳۱}، برای تمام نمونه‌های آزمایشی، در نظر گرفته می‌شود. تست مجموع رتبه‌بندی ویلکسون^{۳۲}، برای مقایسه نتایج به‌دست‌آمده، در یک سطح اهمیت ۰/۰۵ از الگوریتم‌های آزمایش شده به کار می‌رود.

۴-۳- توابع ارزیابی

روش پیشنهادی بر روی توابع آزمایشی ارائه شده

31- Fitness Evaluation (FE)
32- Wilcoxon rank sum test

مربوط به پوشش ناحیه یک راه حل است. تنوع خالص^{۲۴}، عدم شباهت هر راه‌حل به بقیه راه‌حل‌ها را در یک مجموعه راه حل نشان می‌دهد [۹]. شاخص کیفیت برای یکنواختی، توزیع یکنواختی یک مجموعه از راه‌حل‌ها را ارزیابی می‌کند و تغییرات فاصله بین راه‌حل‌ها را اندازه‌گیری می‌کند، همانند فاصله‌گذاری^{۲۵} [۱۰]. شاخص قدرتمندی، یک راه حل نامغلوب متفاوت را به مجموعه راه‌حل‌ها اضافه می‌کند تا باعث پیشرفت ارزیابی شود. شاخص کیفیت برای انتشار و یکنواختی، به هم نزدیک می‌باشند و می‌توانند با یکدیگر استفاده شوند تا تنوع مجموعه راه‌حل‌ها را نشان دهند و به دو گروه دسته‌بندی می‌شوند:

شاخص‌های بر مبنای فاصله

شاخص‌های بر پایه تقسیم نواحی^{۲۶}

که یک ناحیه مخصوص را به تعداد زیادی سلول‌های هم‌اندازه بخش‌بندی می‌کنند و سپس تعداد سلول‌هایی که دارای راه‌حل‌ها هستند را محاسبه می‌کنند. بعضی از آن‌ها، سلول‌ها را مانند توری‌هایی در نظر می‌گیرند که فضا را به تعداد زیادی فراجعبه^{۲۷} بخش‌بندی می‌کنند، همانند اندازه‌گیری تنوع^{۲۸} [۱۱]. شاخص کیفیت برای تمام جنبه‌ها، همگرایی، انتشار، یکنواختی و اساسی را پوشش می‌دهد و به دو گروه دسته‌بندی می‌شوند:

شاخص کیفیت بر مبنای فاصله که فاصله پرتونما نسبت به مجموعه راه‌حل‌های در نظر گرفته‌شده را اندازه‌گیری می‌نماید، همانند فاصله نسلی معکوس^{۲۹} [۱۲، ۱۳].

شاخص بر مبنای حجم^{۳۰} که اندازه حجم را اندازه‌گیری می‌نماید و به مجموعه راه‌حل‌های در نظر گرفته شده، اختصاص می‌یابد، همانند فرا حجم [۱۴].

جدول ۱ ارتباط بین معیارهای ارزیابی و گروه‌بندی آن‌ها را نشان می‌دهد.

24- Pure Diversity (PD)
25- spacing
26- Region division based indicators
27- Hyper Box
28- Diversity Metric (DM)
29- Inversed Generational Distance (IGD)
30- Volume-based

معیار همگرایی، تنوع و قدرتمندی را به‌طور هم‌زمان مورد ارزیابی قرار می‌دهد.

بر اساس این شاخص، معیارهای همگرایی، تنوع و قدرتمندی هر یک از الگوریتم‌های پیشنهادی و مقایسه‌ای مورد ارزیابی قرار گرفته و نتایج، در واقع برتری الگوریتم‌ها در هر یک از این معیارها به‌طور هم‌زمان را نشان می‌دهد. با بررسی شکل (۶)، مشاهده می‌شود که الگوریتم پیشنهادی (F-NSGA-II) در ۶ تابع ارزیابی، عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم تکاملی چندهدفه مبتنی بر مرتب سازی نامغلوب (NSGA-II) دارد. بنابراین طبق نتایج به‌دست آمده از شکل (۶)، مشاهده می‌شود که الگوریتم پیشنهادی عملکرد بهتری از لحاظ همگرایی، تنوع و قدرتمندی نسبت به سایر الگوریتم‌های مقایسه‌ای دارد. در واقع وقتی عدد حاصل از ارزیابی فراجم در الگوریتم پیشنهادی بر روی توابع آزمایش شده، نسبت به الگوریتم‌های مقایسه شده بیشتر است، به معنای کاهش تعداد ارزیابی و همگرایی بهتر در معیارهای همگرایی، تنوع و قدرتمندی می‌باشد. بنابراین روش پیشنهادی، الگوریتم تکاملی چندهدفه بر مبنای مدل را پیشنهاد می‌دهد که نمونه‌های ایجاد شده از مدل، دارای تنوع، همگرایی و قدرتمندی بالاتری نسبت به روش‌های موجود می‌باشند و این امر به‌عنوان نقطه قوت الگوریتم پیشنهادی می‌باشد.

۶. نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک الگوریتم بهینه‌سازی چندهدفه نامغلوب مبتنی بر خوشه‌بندی فازی ارائه شده است. در روش پیشنهادی، برای انتخاب جمعیت جدید، محاسبه فاصله ازدحام، بر اساس الگوریتم خوشه‌بندی مبتنی بر فازی صورت می‌پذیرد که منجر به دقت بالاتر در انتخاب افراد دارای رتبه بالاتر، در جمعیت جدید، می‌گردد. نتایج روش پیشنهادی در بن‌سازۀ ای‌ام، بر روی توابع آزمایشی، مورد ارزیابی قرار گرفته است و با روش‌های مشابه مقایسه شده است.

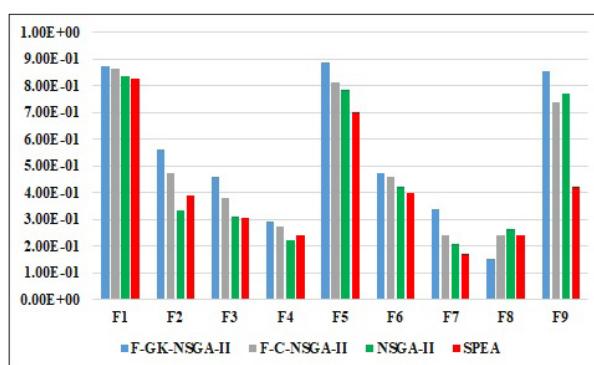
توسط دب، تایل، توماس (دی تی آل زد) ^{۳۳} آزمایش شده است [۱۲]. در این توابع آزمایشی، ارتباط بین متغیرهای تصمیم با استفاده از معادله (۴) می‌باشد:

$$\begin{cases} x_i \rightarrow \left(1 + \alpha \frac{i}{n}\right) x_i \\ x_i^2 \rightarrow x_i^{\frac{1}{1 + \beta \frac{i}{n}}} \end{cases} \quad (4)$$

که در آن، α اندیس هر متغیر تصمیم است و α و β پارامترهای کنترلی هستند که $\alpha=3$ و $\beta=5$ است و تعداد متغیرهای تصمیم برابر با $n=30$ است.

۵. یافته‌های تحقیق

در این بخش، در این بخش، نتایج آزمایش‌ها نشان داده می‌شود. نتایج با الگوریتم‌های مقایسه شده، بر روی توابع آزمایشی که در بخش قبل معرفی شده، آزمایش می‌شود و با استفاده از معیارهای شاخص‌های ارزیابی بیان شده در بخش قبل، بر روی بن‌سازۀ ای‌ام ارزیابی شده‌اند. از آزمایش مجموع رتبه‌بندی و یلکسون، برای مقایسه نتایج به‌دست آمده، در یک سطح اهمیت ۰/۰۵ برای نمایش نتایج ارزیابی الگوریتم‌های آزمایش شده استفاده می‌شود. شکل (۶)، نتایج آماری بر روی الگوریتم‌های پیشنهادی و مقایسه شده، بر روی توابع آزمایشی را نشان می‌دهد.



شکل (۶). نتایج شاخص مقادیر فرا حجم بر روی تابع‌های آزمایشی به‌منظور ارزیابی الگوریتم‌های مقایسه‌ای و پیشنهادی

نتایج شکل (۶) بر اساس شاخص ارزیابی فراجم می‌باشد. علت استفاده از این شاخص آن است که هر سه

11. Goli, H. K. Zare, R. Tavakkoli-Moghaddam, and A. Sadegheih, "Multiobjective fuzzy mathematical model for a financially constrained closed-loop supply chain with labor employment," *Computational Intelligence*, 2019.
12. Q. Zhang, A. Zhou, and Y. Jin, "RM-MEDA: A regularity model-based multiobjective estimation of distribution algorithm," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 12, no. 1, pp. 41-63, 2008.
13. Zhou, Q. Zhang, Y. Jin, E. Tsang, and T. Okabe, "A model-based evolutionary algorithm for bi-objective optimization," in *Evolutionary Computation*, 2005. The 2005 IEEE Congress on, 2005, vol. 3: IEEE, pp. 2568-2575.
14. K. Deb, *Multi-objective optimization using evolutionary algorithms*. John Wiley & Sons, 2001.
15. W. Mkaouer et al., "Many-objective software modularization using NSGA-III," *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology (TOSEM)*, vol. 24, no. 3, pp. 1-45, 2015.
16. R. Cheng, Y. Jin, K. Narukawa, and B. Sendhoff, "A multiobjective evolutionary algorithm using Gaussian process-based inverse modeling," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 19, no. 6, pp. 838-856, 2015.

مطالعات تجربی نشان داده‌اند که در مجموع، روش پیشنهادی، بهتر از روش‌های SPEA و NSGA-II عمل می‌کند و با تکرار و ارزیابی عملکرد کمتر، نتایج بهتری به دست می‌آید. همچنین، می‌توان به سرعت به راه‌حل‌های موردنظر در مسئله خود دسترسی پیدا نمود که از ویژگی‌های اصلی این روش می‌باشد. عدم وابستگی این روش به پارامتر کنترل، به ویژه در خوشه‌بندی داده‌ها، از مزایای این روش نسبت به NSGA-II است.

۷. منابع

1. H. Ma, H. Wei, Y. Tian, R. Cheng, and X. Zhang, "A multi-stage evolutionary algorithm for multi-objective optimization with complex constraints," *Information Sciences*, vol. 560, pp. 68-91, 2021.
2. B. Li, J. Li, K. Tang, and X. Yao, "Many-objective evolutionary algorithms: A survey," *ACM Computing Surveys (CSUR)*, vol. 48, no. 1, pp. 1-35, 2015.
3. P. D. Pantula, S. S. Miriyala, and K. Mitra, "An evolutionary neuro-fuzzy C-means clustering technique," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 89, p. 103435, 2020.
4. Škrjanc, J. A. Iglesias, A. Sanchis, D. Leite, E. Lughofer, and F. Gomide, "Evolving fuzzy and neuro-fuzzy approaches in clustering, regression, identification, and classification: a survey," *Information Sciences*, vol. 490, pp. 344-368, 2019.
5. R. Babuka, P. Van der Veen, and U. Kaymak, "Improved covariance estimation for Gustafson-Kessel clustering," in *2002 IEEE World Congress on Computational Intelligence. 2002 IEEE International Conference on Fuzzy Systems. FUZZ-IEEE'02. Proceedings (Cat. No. 02CH37291)*, 2002, vol. 2: IEEE, pp. 1081-1085.
6. K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II," *IEEE transactions on evolutionary computation*, vol. 6, no. 2, pp. 182-197, 2002.
7. M. Li and X. Yao, "Quality Evaluation of Solution Sets in Multiobjective Optimisation: A Survey."
8. D. A. Van Veldhuizen and G. B. Lamont, "Evolutionary computation and convergence to a pareto front," in *Late breaking papers at the genetic programming 1998 conference*, 1998, pp. 221-228.
9. H. Wang, Y. Jin, and X. Yao, "Diversity assessment in many-objective optimization," *IEEE transactions on cybernetics*, vol. 47, no. 6, pp. 1510-1522, 2017.
10. J. R. Schott, "Fault Tolerant Design Using Single and Multicriteria Genetic Algorithm Optimization," *AIR FORCE INST OF TECH WRIGHT-PATTERSON AFB OH*, 1995.