

رهیافتی نوین برای اداره محدودیت در بهینه سازی چند هدفه با استفاده از الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات

امین ابراهیم سرخابی^۱، محمد مهدی عبادزاده^۲

^۱ دانشکده مهندسی برق، کامپیوتر و فن آوری اطلاعات، دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین
amin.ebrahimi@qiau.ac.ir

^۲ دانشیار، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فن آوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر (پلی تکنیک تهران)
ebadzadeh@aut.ac.ir

چکیده

این مقاله به ارائه رویکردی نوین برای اداره محدودیت در بهینه سازی چندهدفه می پردازد. بدین منظور، الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات چندهدفه، جهت اداره محدودیت ها توسعه داده شده است. راهکار ارائه شده از سیاست تفکیک فضای محدودیت و فضای هدف و عدم دستکاری در فضای هدف پیروی می کند. بر این اساس ذرات موجه در فضای هدف و ذرات ناموجه در فضای محدودیت تکامل می یابند. همچنین نویسندگان، راهکار تعویض سردسته برای ذرات ناموجه را پیشنهاد می کنند. الگوریتم ارائه شده بر روی ۱۲ مسأله محک مورد آزمایش قرار گرفته و با ۲ الگوریتم پرکاربرد و بروز در این زمینه مقایسه شده و نتایج خوبی را بدست آورده است.

کلمات کلیدی

اداره محدودیت، بهینه سازی ازدحام ذرات، بهینه سازی چندهدفه، طرح بهینه پارتو

۱- مقدمه

تساوی نیز وجود دارد که بایستی توسط پاسخ بهینه ارضاء گردد. وجود محدودیت ها، فضای جستجو را به فضای موجه، محدود می کند. علاوه بر این هر بعد فضای جستجو به کران پایین x_j^{\min} و کران بالای x_j^{\max} محدود است. با توجه به اینکه می توان یک مسأله بیشینه سازی را به یک مسأله کمینه سازی تبدیل نمود و بالعکس [17]، لذا در ادامه این نوشتار فرض را بر کمینه سازی قرار می دهیم.

رهیافت هایی که برای مدیریت محدودیت ها ارائه شده اند، بیشتر بر استفاده از تابع جریمه برای تنبیه راه حل های ناموجه تمرکز دارند. سیاست کلی این روش ها، افزودن مقداری به تابع هدف راه حل های ناموجه بگونه ای است که مقدار هدف این راه حل ها، بیشتر از مقدار هدف بدترین جواب موجه باشد. بدین ترتیب در فرایند انتخاب، ابتدا تمام پاسخ های موجه و بعد از آن راه حل های ناموجه مورد توجه قرار می گیرند. تعدادی از مشهورترین این رویافت ها در [16] آمده است. این روش ها، از نخبه گرایی برای حفظ پاسخ های بهینه پارتو استفاده می نمایند. مشکلی که دستکاری فضای هدف بوجود می آورد این است که راه حل های ناموجه خوب که با اندک تغییری می توانند به یک پاسخ بهینه تبدیل شوند، با این دستکاری از اقبال کمتری برای بقاء و تبدیل

الگوریتم های مبتنی بر تکامل طبیعی بطور موفقیت آمیزی برای حل مسائل بهینه سازی تک هدفه و چند هدفه مورد استفاده قرار گرفته اند. با این وجود، تحقیقات اندکی در زمینه مسائل بهینه سازی چندهدفه دارای محدودیت انجام شده است [4]. این مسائل علاوه بر داشتن اهداف در تعارض با هم، دارای محدودیت های گوناگون تساوی و نامساوی نیز هستند. تعریف ریاضی، یک مسأله بهینه سازی محدود در رابطه (۱) آمده است:

Minimize

Maximize

$$f_i(x) = f_i(x_1, x_2, \dots, x_n), \quad i = 1, \dots, k$$

$$g_j(x) = g_j(x_1, x_2, \dots, x_n) < 0, \quad j = 1, \dots, q \quad (1)$$

$$h_j(x) = h_j(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0, \quad j = q+1, \dots, m$$

$$x_j^{\min} \leq x_j \leq x_j^{\max}, \quad j = 1, \dots, n$$

تعداد k تابع هدف وجود دارد که بایستی بطور همزمان بهینه شوند. همچنین q محدودیت نامساوی و $m-q$ محدودیت

می‌دهد. سپس محدودیت‌هایی بر سرعت و موقعیت جدید ذره اعمال می‌شود و ذره ارزیابی مجدد می‌گردد.

با توجه به افزایش تدریجی سرعت ذرات، حداکثر سرعت هر ذره در هر بعد به 0.1 فضای جستجو در آن بعد محدود می‌شود. همچنین با در نظر گرفتن حرکت هر ذره در راستای سرعت قبلی خود، هنگامی که یک ذره به کرانه‌های فضای جستجو در یکی از ابعاد آن می‌رسد، با قرینه کردن سرعت ذره در آن بعد، امکان حرکت و کاوش در فضای جستجو برای آن ذره فراهم می‌شود که به آن حرکت آینه‌ای می‌گویند. اگر پس از انجام حرکت، ذره هنوز یک پاسخ موجه باشد، کپی گرفته شده جایگزین ذره اصلی می‌شود.

در ادامه عملگر جهش اعمال می‌گردد که در بخش ۲-۳ توضیح داده شده است. پس از جهش، اگر ذره جدید یک پاسخ موجه باشد، در صورتیکه ذره قبلی را مغلوب سازد بروزرسانی انجام می‌گیرد. ولی اگر ذره جدید و موقعیت قبلی‌اش نسبت بهم نامغلوب باشند، بتصادف یکی انتخاب می‌شود. در پایان، بهترین خاطره شخصی هر ذره بروز می‌شود.

در هر نسل پس از حرکت تمام اعضای جمعیت موجه، اعضای جمعیت ناموجه نیز حرکت خود را انجام می‌دهند. در مرحله انتخاب سر دسته برای یک عضو ناموجه، برخلاف اعضای موجه، سر دسته با توجه به شرایط می‌تواند از میان اعضای Frep یا Irep انتخاب شود. یعنی اگر جواب ناموجه به نزدیکی طرح بهینه پارتو رسیده باشد، حرکت خود را بسمت اعضای آن تغییر می‌دهد. نحوه این انتخاب در بخش ۲-۲ توضیح داده شده است. همچنین اگر پس از حرکت و جهش، ذره موقعیت قبلی خود را مغلوب سازد، در صورتیکه ذره در موقعیت جدیدش، به یک جواب موجه تبدیل شده باشد، ذره قبلی از جمعیت ناموجه حذف و ذره جدید به جمعیت موجه اضافه می‌شود و بهترین خاطره آن، پاک می‌شود. بدین ترتیب حرکت اعضای جمعیت نامغلوب نیز به اتمام می‌رسد.

در ادامه، اعضای نامغلوب هر دو جمعیت به مجموعه‌های نخه Frep و Irep اضافه می‌شوند. با اضافه شدن اعضای جدید، Frep و Irep بازآرایی شده، اعضای مغلوب و اعضای تکراری آنها حذف می‌شوند. با در نظر گرفتن اعضای جدید، هر دو جدول بندی از نو انجام می‌گیرد. سپس اندیس اعضای Irep و Frep دوباره تنظیم می‌گردد. اگر تعداد اعضای هر یک از دو مجموعه نخه بیش از ظرفیت تعیین شده باشد، اعضای اضافی حذف می‌شود. کیفیت این حذف نیز در بخش ۲-۴ آمده است.

شدن به پاسخ بهینه برخوردار خواهند بود. البته روش‌های دیگری مانند [10] پیشنهاد شده‌اند که از تفکیک فضاها و هدف و محدودیت و عدم دستکاری در فضای محدودیت حمایت می‌کنند. رهیافت‌های دیگری نیز وجود دارند که محدودیت‌ها را به عنوان توابع هدف اضافی در نظر می‌گیرند. مشکل کلی این کار، افزایش پیچیدگی فضای هدف است [6].

در سال‌های اخیر استفاده از رهیافت‌های هوش جمعیتی و بهره گیری از خاصیت تعامل و ارتباط میان اعضای جمعیت، جهت حل مسائل بهینه سازی چندهدفی مورد توجه بیشتری قرار گرفته است. برای نمونه می‌توان به [3] اشاره نمود. بر این اساس مولفین مقاله، الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات چندهدفه [2] را با هدف اداره محدودیت‌ها توسعه داده‌اند. این الگوریتم برای بهینه سازی چند هدفه طراحی شده است. رهیافتی که نویسندگان مقاله برای اداره محدودیت‌ها در مسائل بهینه سازی چندهدفه پیشنهاد می‌نمایند، حاوی دو ویژگی برجسته می‌باشد. ویژگی نخست حرکت دوگانه ذرات می‌باشد. ذرات موجه در فضای هدف بمنظور رسیدن به طرح بهینه پارتو در حرکت هستند و این در حالی است که حرکت ذرات ناموجه در فضای محدودیت و با هدف رسیدن به فضای موجه می‌باشد. ویژگی دوم تعویض سر دسته برای یک ذره ناموجه در مجاورت مجموعه جواب نامغلوب می‌باشد.

۲- تشریح روش پیشنهادی

ابتدا جمعیت اولیه بطور تصادفی ایجاد می‌شود. سپس با توجه به برآورده نمودن محدودیت‌ها یا عدم برآورده نمودن آنها، جمعیت اولیه به دو جمعیت موجه و ناموجه افراز می‌گردد. در مرحله بعد، اعضای نامغلوب جمعیت موجه بر اساس مقدار تابع هدف، انتخاب و در مجموعه نخه موجه Frep ذخیره می‌شود.

همچنین اعضای نامغلوب جمعیت ناموجه نیز بر اساس مقدار نقض محدودیت، انتخاب و در مجموعه نخه ناموجه Irep ذخیره می‌گردد. بدین منظور از رابطه ۲ بهره می‌گیریم که در آن $C_i(x)$ مقدار i امین محدودیت راه حل x می‌باشد.

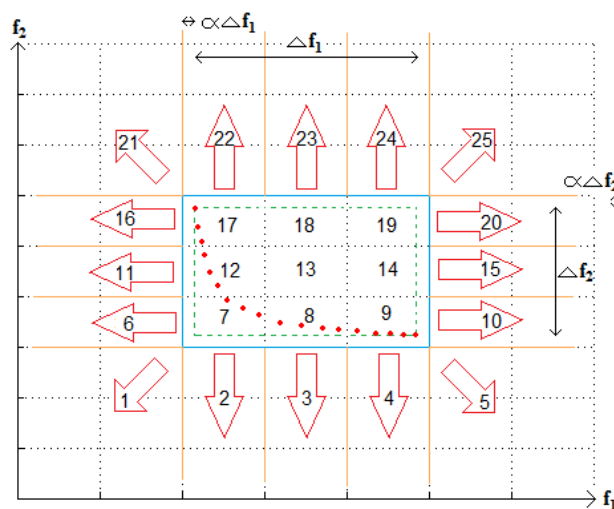
$$C_i(x) = \max(0, C_i(x)) \quad (2)$$

سپس فضای هدف کشف شده، براساس اعضای Frep و فضای محدودیت کشف شده برپایه اعضای Irep جدول بندی می‌گردد. با انجام جدول بندی، اندیس اعضای Frep و Irep در دو فضای هدف و محدودیت مشخص می‌شود. توضیح جدول بندی و نحوه تخصیص اندیس در بخش ۲-۱ آمده است.

در هر نسل و برای تک تک اعضای جمعیت موجه، ابتدا از هر ذره موجه یک کپی گرفته شده سپس آن کپی از میان اعضای Frep یک سر دسته انتخاب کرده و حرکت خود را انجام

۱-۲- جدول بندی

این جدول بندی که بر مبنای ایده انتخاب مبتنی بر موقعیت بجای انتخاب مبتنی بر فرد می باشد، با هدف حفظ تنوع و یکنواختی در پراکندگی جواب ها اتخاذ گردیده است. راهکار جدول بندی قبلا در [11] ارائه شده است. در هر نسل، جدول بندی در هر دو فضا، بصورت پویا با استفاده از اعضای نخبه موجود در مجموعه های Frep و Irep انجام می شود. برای مثال در فضای دو بعدی شکل (۱) اعضای نخبه در فضای Δf_1 و Δf_2 قرار دارند. با احتساب نرخ تورم α و پارامتر جدول بندی برابر ۳، فضای داخلی به ۹ خانه و فضای خارجی به ۱۶ خانه تقسیم می شود. خانه های خارجی تنها از یک طرف محدود هستند. اندیس خانه های جدول از ۱ تا ۲۵ در شکل (۱) مشخص است.



شکل (۱): جدول بندی فضای دو بعدی با پارامتر جدول بندی برابر ۳

۲-۲- انتخاب سردسته

انتخاب سردسته برای یک پاسخ موجه، از بین اعضای مجموعه نخبه Frep انجام می گیرد. با توجه به جدول بندی، سردسته بتصادف از بین اعضای خانه ای با تراکم کم انتخاب می شود. این کار به تنوع و پراکندگی بهتر جواب های سطح پارتو کمک می کند. انتخاب خانه جدول نیز با استفاده از چرخ رولت با توزیع بولتزمن با فشار انتخاب $\beta=0.7$ انجام می گیرد. در رابطه ۳، n_i تعداد اعضای خانه i ام می باشد.

$$P_i = \frac{e^{-\beta n_i}}{\sum_j e^{-\beta n_j}} \quad (3)$$

انتخاب سردسته برای یک پاسخ ناموجه پیچیده تر است. همانطور که پیش از این اشاره شد، معیار عملکرد برای پاسخ های موجه، مقادیر توابع هدف و برای راه حل های ناموجه مقادیر نقض محدودیت می باشد. انتخاب سردسته برای یک پاسخ ناموجه، از بین اعضای مجموعه Frep یا Irep انجام می گیرد. برای انتخاب سردسته دو کاندید وجود دارد. کاندید اول راه حلی است که با توجه به جدول بندی در فضای

محدودیت، بتصادف از بین اعضای خانه ای با تراکم کم انتخاب می شود. کاندید دوم از میان مجموعه نامغلوب موجه یا Frep انتخاب می شود. تنها در صورتیکه عضو ناموجه در فضای هدف به فاصله معینی از جواب های نامغلوب رسیده باشد، کاندید دوم را انتخاب می کنیم. این فاصله که در رابطه (۴) ذکر شده نسبی بوده و نسبت به ابعاد یک خانه از خانه های جدول فضای موجه سنجیده می شود.

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^m \left(\frac{IPC(i) - FLC(i)}{r(i)} \right)^2} \quad (4)$$

در رابطه (۴)، $IPC(i)$ مقدار تابع هدف i ام مربوط به ذره ناموجه، $FLC(i)$ مقدار تابع هدف i ام کاندید دوم که از بین اعضای نخبه موجه انتخاب می شود و $r(i)$ اندازه هر خانه جدول در فضای هدف i ام را نشان می دهد.

راه کار تعویض سردسته که توسط نویسندگان این مقاله پیشنهاد شده است، باعث ارتباط ذرات ناموجه موجود در فضای محدودیت و ذرات موجه موجود در فضای هدف می شود. این کار باعث می شود، تکامل تدریجی ذرات ناموجه بسمت ذرات ناموجه بهتر، در نهایت متوجه ذرات نزدیک به سطح بهینه شود. این ذرات پس از تبدیل شدن به پاسخ های موجه، همچون سایر ذرات موجه در مسیر بهینگی به تکامل خود ادامه می دهند.

۳-۲- عملگر جهش

الگوریتم PSO به داشتن سرعت همگرایی بالا معروف است، ولی این کار می تواند در مسائل بهینه سازی چندهدفه منجر به یافتن سطح پارتو نادرست شود، که انگیزه ای برای تعریف عملگر جهش می باشد. تعداد ذراتی که عملگر جهش روی آنها اعمال می شود، رفته رفته کاهش می یابد. همچنین بازه ای که هر متغیر تصمیم تحت تاثیر جهش قرار می گیرد بتدریج تنگ تر می شود. هر دو مورد مطابق رابطه (۵) انجام می شود. [2]

$$P_m = (1 - \frac{It - 1}{MaxIt - 1})^{1/MuRt} \quad (5)$$

در رابطه (۵)، It نسل جاری و $MaxIt$ حداکثر تعداد نسل ها و $MuRt$ نرخ جهش می باشد. در صورتیکه عدد تصادفی تولید شده کوچکتر از P_m باشد، شبه کد شکل (۲) اجرا می شود؛ که در آن پارامتر x پاسخ مسأله است. همچنین $nVar$ تعداد ابعاد فضای جستجو و $VarMin$ و $VarMax$ کران های فضای جستجو هستند.

Mutation(x , $nVar$, pm , $VarMin$, $VarMax$)

begin

$j = RandInt(1, nVar)$

$dx = pm * (VarMax(j) - VarMin(j))$

$lb = x(j) - dx$

$ub = x(j) + dx$

if $lb < VarMin(j)$ **then** $lb = VarMin(j)$

if $ub > VarMax(j)$ **then** $ub = VarMax(j)$

$x(j) = UnifiedRand(lb, ub)$

end

شکل (۲): شبه کد عملگر جهش

۷-۲-۱) به ازای هر ذره ناموجه، انتخاب سردسته از میان اعضای Frep یا Irep مطابق بخش ۲-۲ و سپس انجام حرکت.

۷-۲-۲) اعمال محدودیت بر سرعت و موقعیت جدید ذره، اعمال اثر آینه‌ای و سپس ارزیابی مجدد ذره.

۷-۲-۳) اعمال عملگر جهش.

۷-۲-۴) اگر ذره موقعیت قبلی خود را مغلوب سازد:

الف) اگر پاسخ جدید موجه باشد، انتقال ذره از جمعیت

ناموجه به موجه و پاک شدن بهترین خاطره شخصی

ب) اگر پاسخ جدید هنوز ناموجه باشد، بروزرسانی ذره و

بهترین خاطره آن.

۷-۲-۵) اگر ذره جدید و موقعیت قبلی‌اش نسبت به هم نامغلوب باشند، بتصادف یکی انتخاب می‌شود.

۷-۲-۳) اضافه کردن اعضای نامغلوب هر دو جمعیت به مجموعه-های نخبه Frep و Irep.

۷-۲-۴) بازآرایی Frep و Irep پس از اضافه شدن اعضای جدید و حذف اعضای مغلوب و تکراری.

۷-۲-۵) انجام مجدد جدول‌بندی و تنظیم اندیس‌ها.

۷-۲-۶) اگر تعداد اعضای Frep و Irep بیش از ظرفیت تعیین شده باشد، حذف اعضای اضافی مطابق بخش ۲-۴.

۳- نتایج آزمایش

الگوریتم پیشنهادی روی ۱۲ مسأله محک مربوط به اداره محدودیت در بهینه‌سازی چند هدفه، آزمایش شده است. این مسأله‌ها که همگی از نوع کمینه‌سازی هستند، با نام‌های CTP1، CTP2، CTP3، CTP4، CTP5، CTP6، [1]BNH، [12]SRN، [13]OSY، [14]TNK، [15]CONSTR، [1]Welded Beam، [9] مشخص شده‌اند. برخی خصوصیات این مسأله‌های آزمایشی در جدول (۱) ذکر شده است. تعدادی از این مسأله‌ها مانند CTP1، CTP6، BNH، OSY، SRN، Welded Beam دارای سطح پارتو پیوسته هستند، در حالیکه مابقی مسأله‌ها دارای سطح پارتو گسسته می‌باشند. این گسستگی‌ها بطور متناوب تکرار می‌شوند، که چالش بزرگی برای الگوریتم پیشنهادی است. در این بین Welded Beam یک مسأله دنیای واقعی می‌باشد. علاوه بر این، الگوریتم ارائه شده با دو الگوریتم پرکاربرد و بروز مورد مقایسه قرار گرفته است. الگوریتم NSGA-II [8] که توسط دب پیشنهاد شده است و یک الگوریتم نخبه‌گرا می‌باشد و همچنین الگوریتم پیشنهادی ولدسنیت و همکارانش که علاوه بر نخبه‌گرایی، از راهکار تابع جریمه نیز بهره می‌گیرد [5].

در پیاده‌سازی الگوریتم‌ها اندازه جمعیت ۱۲۰ و تعداد تکرار الگوریتم‌ها ۲۰۰ در نظر گرفته شده است. برای تنظیم پارامترهای الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات، از نتایج تحلیل این الگوریتم به عنوان یک سیستم دینامیکی [7] استفاده گردید. شکل (۳) سطح بهینه پارتو یافت شده توسط هر سه روش را نشان می‌دهد. همان‌طور که

۲-۴ حذف اعضای اضافی مجموعه نخبه

در هر نسل بصورت پویا، تعداد اعضای مجموعه‌های نخبه موجه و ناموجه به اندازه نصف جمعیت‌های متناظرشان تعیین می‌شود. اعضای اضافی بایستی حذف شوند. حذف اعضای اضافی مجموعه نخبه از ناحیه متراکم انجام می‌شود. با توجه به جدول بندی، اعضای مازاد بتصادف از خانه‌هایی با تراکم بالا حذف می‌شود. این کار در راستای حفظ تنوع و پراکندگی بهتر جواب‌های سطح پارتو می‌باشد. انتخاب خانه جدول نیز با استفاده از چرخ رولت با توزیع بولتزمن با فشار انتخاب $\gamma=0.7$ انجام می‌گیرد. در رابطه (۵)، n_i تعداد اعضای خانه i می‌باشد.

$$P_i = \frac{e^{+m_i}}{\sum_j e^{+m_j}} \quad (5)$$

۲-۵ الگوریتم پیشنهادی

- ۱) ایجاد جمعیت اولیه و افراز آن به دو جمعیت موجه و ناموجه.
- ۲) تفکیک اعضای نامغلوب جمعیت موجه بر اساس مقدار تابع هدف و ذخیره آنها در مجموعه نخبه موجه Frep.
- ۳) تفکیک اعضای نامغلوب جمعیت ناموجه بر اساس نقض محدودیت و ذخیره آنها در مجموعه نخبه ناموجه Irep طبق رابطه ۲.
- ۴) جدول‌بندی فضای هدف کشف شده براساس اعضای Frep.
- ۵) جدول‌بندی فضای محدودیت کشف شده برپایه اعضای Irep.
- ۶) تعیین اندیس اعضای Frep و Irep با در نظر گرفتن جدول‌بندی‌های متناظر آنها در دو فضای هدف و محدودیت.
- ۷) به اندازه ماکزیمم تعداد نسل‌ها تکرار می‌کنیم.
 - ۷-۱) به تعداد اعضای جمعیت موجه تکرار می‌کنیم.
 - ۷-۱-۱) ایجاد یک کپی برای هر ذره موجه و انتخاب سردسته از میان اعضای Frep برای آن کپی و سپس انجام حرکت.
 - ۷-۱-۲) اعمال محدودیت بر سرعت و موقعیت جدید ذره، اعمال اثر آینه‌ای و سپس ارزیابی مجدد ذره.
 - ۷-۱-۳) اگر پس از انجام حرکت، ذره هنوز یک پاسخ موجه باشد، جایگزینی کپی گرفته شده با ذره اصلی.
 - ۷-۱-۴) اعمال عملگر جهش.
 - ۷-۱-۵) اگر ذره جدید یک پاسخ موجه باشد:
 - الف) اگر ذره قبلی را مغلوب سازد جانشین آن می‌شود.
 - ب) اگر ذره جدید و موقعیت قبلی‌اش نسبت به هم نامغلوب باشند، بتصادف یکی انتخاب می‌شود.
 - ۷-۱-۶) بروز رسانی بهترین خاطره شخصی هر ذره.
 - ۷-۲) به تعداد اعضای جمعیت ناموجه تکرار می‌کنیم.

۴- نتیجه

تفاوت اصلی در روش های مختلف برآورده ساختن محدودیت، از تفاوت در بکارگیری عناصر ناموجه در فرآیند تکامل بوجود می آید. هدف از بکارگیری عناصر ناموجه استخراج اطلاعاتی است که دارند. رهیافت هایی که برای مدیریت محدودیت ها ارائه شده اند، بیشتر بر استفاده از تابع جریمه تمرکز دارند. جریمه ها دو هدف اساسی را دنبال می کنند: کاهش برازندگی راه حل های ناموجه در مقایسه با جواب های موجه و همچنین تعیین بهترین افراد ناموجه در جمعیت. این کار با اضافه کردن مقادیر مختلف جریمه به برازندگی هر یک از افراد ناموجه متناسب با میزان نقض محدودیت آنها انجام می شود. مشکلی که دستکاری فضای هدف بوجود می آورد این است که راه حل های ناموجه خوب که با اندک تغییری می توانند به یک پاسخ بهینه تبدیل شوند، با این دستکاری از اقبال کمتری برای بقاء و تبدیل شدن به پاسخ بهینه برخوردار خواهند بود. رهیافت های دیگری نیز وجود دارند که محدودیت ها را به عنوان توابع هدف اضافی در نظر می گیرند. مشکل کلی این کار، افزایش پیچیدگی فضای هدف است.

بنظر می رسد رهیافت های هوش جمعیتی که تاکید بیشتری بر استفاده از خاصیت تعامل و ارتباط میان اعضای جمعیت دارند، جهت حل مسائل بهینه سازی چندهدفی مناسب هستند. بر این اساس در روش پیشنهادی، الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات چندهدفه، با هدف اداره محدودیت توسعه داده شد.

رهیافتی که نویسندگان مقاله برای اداره محدودیت ها در مسائل بهینه سازی چندهدفه پیشنهاد می نمایند، حاوی دو ویژگی برجسته می باشد. ویژگی نخست حرکت دوگانه ذرات می باشد. ذرات موجه در فضای هدف بمنظور رسیدن به طرح بهینه پارتو در حرکت هستند و این در حالی است که حرکت ذرات ناموجه در فضای محدودیت و با هدف رسیدن به فضای موجه می باشد. ویژگی دوم تعویض سردسته برای یک ذره ناموجه در مجاورت مجموعه جواب نامغلوب می باشد.

برای ارزیابی روش پیشنهادی، الگوریتم ارائه شده با دو الگوریتم پرکاربرد و بروز مورد مقایسه قرار گرفت. الگوریتم NSGA-II که توسط دب پیشنهاد شده است و یک الگوریتم نخبه گرا می باشد. همچنین الگوریتم پیشنهادی ولدسنت و همکارانش که علاوه بر نخبه گرایی، از راهکار تابع جریمه تطبیقی نیز بهره می گیرد.

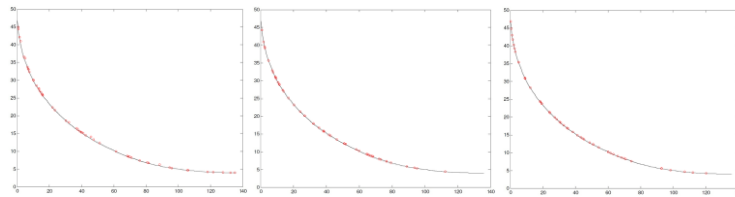
نتایج آزمایش روی انواع مختلف مسأله های محک که دارای سطح پارتو پیوسته و گسسته هستند، نشان می دهد ویژگی های روش پیشنهادی شامل نخبه گرایی، عدم دستکاری در توابع هدف پاسخ های ناموجه، انتخاب مبتنی بر ناحیه بجای انتخاب مبتنی بر فرد، و همچنین راهکار تعویض سردسته، باعث ایجاد تنوع بیشتر در جواب ها و پوشش گسترده تر سطح پارتو، بویژه در نقاط انتهایی سطح پارتو می شود.

ملاحظه می شود روش NSGA-II نتوانسته است سطح بهینه پارتو را برای CTP6 پیدا کند. معیارهای مقایسه کیفی عملکرد الگوریتم ها شامل دقت در یافتن سطح بهینه پارتو، توزیع یکنواخت نقاط یافت شده و پوشش گسترده سطح پارتو بویژه در نقاط انتهایی آن است. با توجه به این معیارها مشاهده می شود که الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم ولدسنت عملکرد بهتری نسبت به NSGA-II داشته اند. با وجود اینکه هر دو الگوریتم پیشنهادی و ولدسنت قادر به کشف سطح پارتو در تمامی مسأله های محک مورد مطالعه شده اند، لذا همچنان که مشاهده می شود، الگوریتم ولدسنت در یافتن نقاط انتهایی سطح پارتو در مسأله های BNH، CTP2، CTP3، CTP4 و CTP5 عملکرد ضعیف تری نسبت به الگوریتم پیشنهادی دارد. عملکرد دو الگوریتم در بقیه مسأله ها بهم نزدیک است.

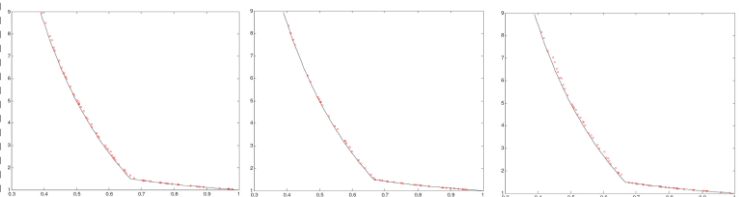
در الگوریتم ارائه شده ذرات موجه در فضای هدف و ذرات ناموجه در فضای محدودیت تکامل می یابند. اما هنگامی که یک پاسخ ناموجه به فاصله معینی از یک جواب نامغلوب موجه می رسد، همان جواب بهینه را بعنوان سردسته انتخاب می نماید. در واقع تعویض سردسته مانند پلی است که ارتباط بین فضای محدودیت و هدف را برقرار می نماید. انتخاب مبتنی بر ناحیه، بجای انتخاب مبتنی بر فرد نیز در ایجاد تنوع و پراکندگی بهتر نقاط یافت شده موثر است. زیرا هنگامی که یک ذره برای حرکت نیازمند انتخاب سردسته است، این سردسته از میان اعضای نخبه که در خانه های کم تراکم جدول قرار دارند انتخاب می شود. همچنین هنگامی که ظرفیت مجموعه نخبه از حد تعیین شده تجاوز نماید، فرآیند حذف اعضای مازاد از خانه های با تراکم جمعیتی بالا انجام می پذیرد. در واقع این روش در عین نخبه گرایی، با عدم دستکاری در توابع هدف پاسخ های ناموجه و نیز انتخاب مبتنی بر ناحیه بجای انتخاب مبتنی بر فرد باعث ایجاد تنوع بیشتر جواب ها و پوشش بهتر سطح پارتو می شود.

جدول (۱): برخی خصوصیات توابع محک استفاده شده

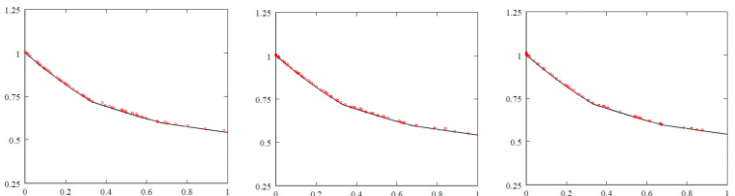
نام تابع	توابع هدف	بعدهای تصمیم	محدودیت	محدودیت خطی	محدودیت غیرخطی
BNH	۲	۲	۲	۰	۲
SRN	۲	۲	۲	۱	۱
OSY	۲	۶	۶	۴	۲
TNK	۲	۲	۲	۰	۲
CTP1	۲	۲	۲	۰	۲
CTP2	۲	۲	۱	۰	۱
CTP3	۲	۲	۱	۰	۱
CTP4	۲	۲	۱	۰	۱
CTP5	۲	۲	۱	۰	۱
CTP6	۲	۲	۱	۰	۱
CPNSTR	۲	۲	۲	۲	۰
Welded Beam	۲	۴	۵	۲	۳



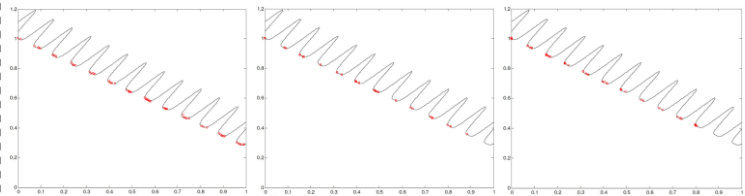
طرح نامغلوب نهایی برای BNH



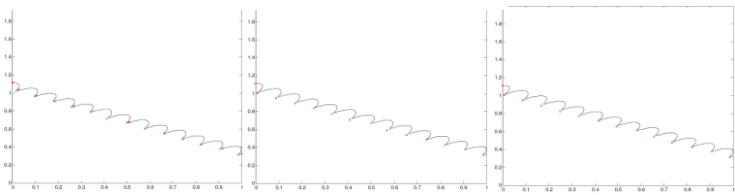
طرح نامغلوب نهایی برای CONSTR



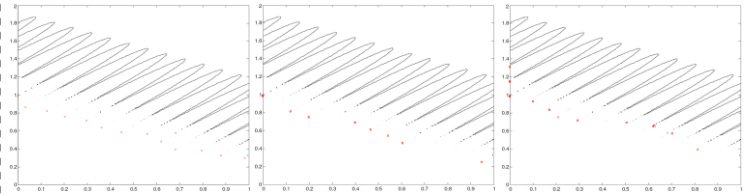
طرح نامغلوب نهایی برای CTP1



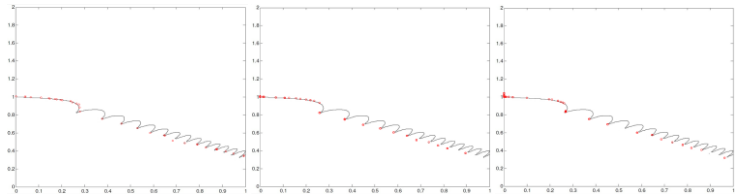
طرح نامغلوب نهایی برای CTP2



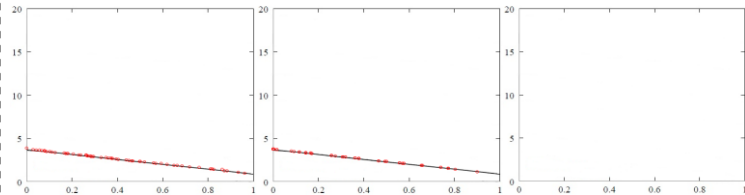
طرح نامغلوب نهایی برای CTP3



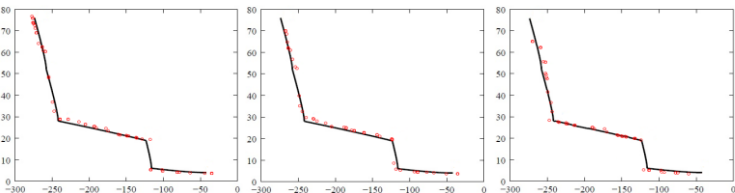
طرح نامغلوب نهایی برای CTP4



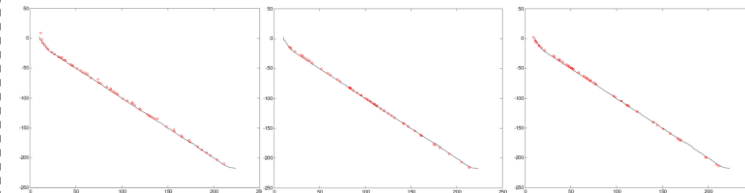
طرح نامغلوب نهایی برای CTP5



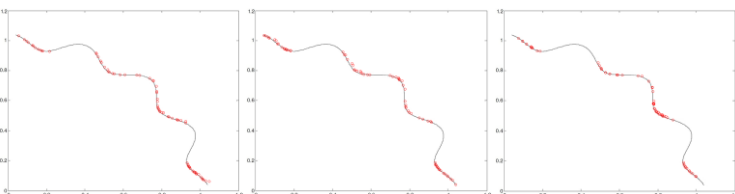
طرح نامغلوب نهایی برای CTP6



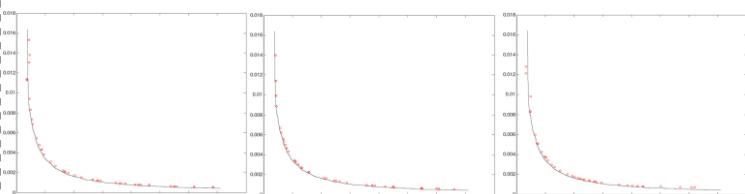
طرح نامغلوب نهایی برای OSY



طرح نامغلوب نهایی برای SRN



طرح نامغلوب نهایی برای TNK



طرح نامغلوب نهایی برای Welded Beam

شکل (۳) : طرح‌های نامغلوب نهایی توابع محک برای الگوریتم پیشنهادی (ستون سمت چپ)، الگوریتم ولدسنبت (ستون میانی) و الگوریتم NSGA-II (ستون سمت راست)

مراجع

- [1] Deb, K., *Multi-objective Optimization using Evolutionary Algorithms*, WILEY, 2001.
- [2] Coello Coello, C. A., Pulido, G. T., Lechuga, M. S., "Handling Multiple Objectives With Particle Swarm Optimization", IEEE Trans. Evol. Comput., VOL. 8, No. 3, pp. 256-279, 2004.
- [3] Zhou, A., Qu, B., Li, H., Zhao, S., Suganthan, P. N., Zhang, Q., "Multiobjective evolutionary algorithms: A survey of the state of the art", Swarm and Evol. Comput., Elsevier, 2011.
- [4] Coello Coello, C. A., "Evolutionary Multi-Objective Optimization: Some Current Research Trends and Topics that Remain to be Explored", Frontiers of Computer Science in China, Vol. 3, No. 1, pp. 18-30, 2009.
- [5] Woldesenbet, Y. G., Yen, G.G., Tessema, B. G., "Constraint Handling in Multiobjective Evolutionary Optimization", IEEE Trans. Evol. Comput., Vol. 13, No. 3, pp. 514-525, 2009.
- [6] Wang, Y., Cai, Z., Zhou, Y., Zeng, W., "An adaptive tradeoff model for constrained evolutionary optimization", IEEE Trans. Evol. Comput., Vol. 12, No. 1, pp. 80-92, 2008.
- [7] Clerc, M., Kennedy, J., "The Particle Swarm—Explosion, Stability, and Convergence in a Multidimensional Complex Space", IEEE Trans. Evol. Comput., Vol. 6, No. 1, pp. 58-73, 2002.
- [8] Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., Meyarivan, T., "A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II", IEEE Trans. Evol. Comput., Vol. 6, No. 2, pp. 182-197, 2002.
- [9] Ray, T., Tai, K., Seow, K. C., "An evolutionary algorithm for multiobjective optimization", Eng. Opt., Vol. 33, No. 3, pp. 399-424, 2001.
- [10] Ray, T., Liew, K.M., "A Swarm with an Effective Information Sharing Mechanism for Unconstrained and Constrained Single Objective Optimization Problems", In Proc. Cong. Evol. Comput., Vol 1, pp. 75-80, 2001.
- [11] Crone, D. W., Knowles, J. D., Oates, M. J., "The Pareto Envelope-based Selection Algorithm for Multi-objective Optimization", Proc. Parallel Problem Solving from Nature VI Conf., Springer. Lecture Notes in Computer Science, No. 1917, pp.839-848, 2000.
- [12] Binh, T. T., Korn, U., "MOBES: A multi-objective evolution strategy for constrained optimization problems", in Proc. Int. Conf. Genetic Algorithms, East Lansing, MI, pp. 176-182, 1997.
- [13] Srinivas, N., Deb, K., "Multi-objective function optimization using non-dominated sorting genetic algorithms", Evol. Comput., Vol. 2, No. 3, pp. 221-248, 1994.
- [14] Osyczka, A., Kundu, S., "A new method to solve generalized multi-criteria optimization problems using the simple genetic algorithm", Structural Opt., Vol. 10, No. 2, pp. 94-99, 1995.
- [15] Tanaka, M., "GA-based decision support system for multi-criteria optimization", in Proc. Int. Conf. Evol. Multi-Criterion Opt., Guanajuato, Mexico, 1995, pp. 1556-1561.
- [16] Montes, Efrén M., Coello Coello, Carlos A., "A Survey of Constraint-Handling Techniques Based on Evolutionary Multiobjective Optimization", Technical Report EVOCINV-04-2006, CINVESTAV-IPN, México, 2006.
- [17] Deb, K., Agrawal, R. B., "Simulated binary crossover for continuous search space", Complex Syst., Vol. 9, No. 2, pp. 115-148, 1995.