

## طراحی الگوریتم بهینه‌سازی چندهدفه به کمک الگوریتم جغرافیای زیستی و الگوریتم تکاملی تفاضلی

سمیرا عبدی دویران<sup>۱</sup>، محمد تشنه لب<sup>۲</sup>، مهدی علیاری شوره دلی<sup>۳</sup> و حمید گل احمدی<sup>۴</sup>

۱- مربی، دانشکده فنی و مهندسی، گروه کامپیوتر- دانشگاه صنعتی ارومیه- ارومیه- ایران

abdi.sa.ai@gmail.com

۲- استاد، دانشکده برق و کامپیوتر- دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی- تهران- ایران

teshnehlab@eedt.kntu.ac.ir

۳- استادیار، دانشکده برق و کامپیوتر- دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی- تهران- ایران

m\_aliyari@eedt.kntu.ac.ir

۴- دانشجوی دکتری برق- قدرت، پژوهشکده برق جهاد دانشگاهی- تهران- ایران

hamid.golahmadi@gmail.com

**چکیده:** بهینه‌سازی بر پایه جغرافیای زیستی، الگوریتم تکاملی جدیدی بر اساس جمعیت است که ریاضیات جغرافیای زیستی، بر آن حاکم است و الگوریتم تکامل تفاضلی، الگوریتمی قدرتمند برای حل بسیاری از مسائل بهینه‌سازی است. الگوریتم تکامل تفاضلی در اکتشاف فضای جستجو و تعیین مکان مینیمم سراسری خوب، ولی در استخراج راه‌حل مسأله کند است. در این مقاله قابلیت اکتشاف الگوریتم تکامل تفاضلی با قابلیت استخراج الگوریتم بهینه‌سازی بر پایه جغرافیای زیستی، ادغام شده و با معرفی یک عملگر مهاجرت ترکیبی، الگوریتم جدیدی برای حل مسائل بهینه‌سازی چندهدفه ارائه شده است. در الگوریتم پیشنهادی از فرایند مرتب‌سازی غیرمغلوب برای بهبود همگرایی و از مفهوم فاصله جمعیتی محلی برای حفظ پراکندگی اعضای موجود در مجموعه پرتو استفاده شده است. در این مقاله کارایی الگوریتم پیشنهادی با استفاده از چند تابع آزمون رایج آزمایش شده و معیارهای مطرح در مسائل بهینه‌سازی چندهدفه تکاملی، ارزیابی و با الگوریتم‌های مطرح در این زمینه مقایسه شده است. نتایج حاصل بیانگر کارایی مطلوب الگوریتم پیشنهادی در رقابت با سایر الگوریتم‌های مطرح است.

**واژه‌های کلیدی:** الگوریتم جغرافیای زیست - محیطی، الگوریتم تکامل تفاضلی، بهینه‌سازی چندهدفه، مرتب‌سازی غیرمغلوب.

### ۱- مقدمه

که پاسخ بهینه مسأله هنگامی حاصل می‌گردد که کلیه اهداف به مرز خاصی از بهینگی رسیده باشند. این گونه مسائل را مسائل بهینه‌سازی چندهدفه می‌نامیم. اهداف مطرح در مسائل بهینه‌سازی چند هدفه ممکن است با هم در تضاد باشند، از این رو، با مجموعه‌ای از پاسخ‌های بهینه مواجه خواهیم بود. از آنجا که روش‌های کلاسیک در هر مرحله از اجرای الگوریتم تنها یک پاسخ را می‌توانند بیابند، نمی‌توانند برای یافتن مجموعه‌ای از پاسخ‌های بهینه مناسب باشند. امروزه الگوریتم‌های تکاملی ابزار مناسبی برای حل

بیشتر مسائل بهینه‌سازی که بشر در دنیای واقعی با آنها سرو کار دارد، بیش از یک هدف را دربرمی‌گیرند؛ به طوری

\* تاریخ ارسال مقاله : ۱۳۹۰/۱۲/۲۳

تاریخ پذیرش مقاله : ۱۳۹۱/۱۱/۲۴

نام نویسنده مسئول : سمیرا عبدی دویران

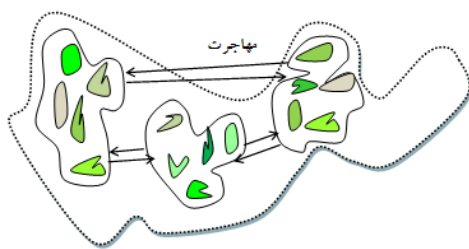
نشانی نویسنده مسئول : دانشکده فنی و مهندسی، گروه کامپیوتر-

دانشگاه صنعتی ارومیه- ارومیه- ایران

## طراحی الگوریتم بهینه‌سازی چندهدفه به کمک الگوریتم جغرافیای زیستی و الگوریتم تکاملی تفاضلی

BBO برای بهینه‌سازی چندهدفه سیستم‌های پیچیده استفاده شده است. در [۱۸] کاربرد دیگری از BBO در حل مسایل بهینه‌سازی چندهدفه بیان شده است. در [۱۹] نسخه چندهدفه الگوریتم BBO با الگوریتم شکار-شکارچی معرفی و نتایج چشمگیری حاصل شده است.

در این مقاله با در نظر گرفتن مجموعه‌ای از جزایر به عنوان یک شبه جزیره و تولید شبه جزایری به تعداد توابع مساله چندهدفه و اعمال عملگر مهاجرت ترکیبی، شکل (۱) الگوریتمی برای حل مسایل چندهدفه ارائه خواهیم کرد. برای این منظور، در بخش دوم مقاله ابتدا به کلیاتی از الگوریتم‌های تکاملی BBO و DE پرداخته شده و سپس مفاهیمی از بهینه‌سازی چندهدفه آورده شده است. در بخش سوم به معرفی الگوریتم پیشنهادی خواهیم پرداخت و در بخش چهارم چگونگی ارزیابی الگوریتم پیشنهادی، توابع تست به کاررفته و معیارهای ارزیابی تشریح و در نهایت، نتایج شبیه‌سازی ارائه شده است. نتایج مقایسات با سایر الگوریتم‌های مطرح در این زمینه نشان دهنده این است که الگوریتم پیشنهادی قابل رقابت با الگوریتم‌های مطرح در زمینه بهینه‌سازی چندهدفه مانند NSGAI و همواره از همگرایی مطلوب‌تر و در برخی موارد از تنوع بهتری برخوردار است. در انتهای مقاله نیز پیشنهاداتی برای تحقیقات آینده و همچنین، نتیجه‌گیری کلی ذکر خواهد شد.



شکل (۱): شمای کلی سه شبه جزیره و جزایر

### ۲-۱- بهینه‌سازی بر پایه جغرافیای زیستی

BBO یک الگوریتم تکاملی بر پایه جمعیت است که از پدیده مهاجرت حیوانات و پرندگان بین جزایر الهام گرفته شده است. در واقع، جغرافیای زیستی مطالعه توزیع جغرافیایی گونه‌های زیستی می‌باشد. جزایری که مکان مناسبی برای گونه‌های جغرافیایی جهت اسکان هستند،

مسائل بهینه‌سازی چندهدفه در نظر گرفته می‌شوند [۱]. برای مثال، استفاده از الگوریتم ژنتیک برای حل مسائل چندهدفه [۲]، مرتب‌سازی غیرمغلوب الگوریتم ژنتیک (NSGA) [۳]، الگوریتم ژنتیک مبتنی بر نیچینگ (NPGA) [۴] و VEGA [۵]. در این نوع الگوریتم‌ها مکانیزم انتخاب بر اساس رتبه‌بندی پرتو بوده است. پس از آن الگوریتم‌های تکاملی دیگری ارائه شدند که از استراتژی نخبه‌گرایی استفاده می‌کردند، همانند نسخه بهبود یافته NSGA (NSGAI) [۶]، SPEA [۷] و نسخه بهبود یافته الگوریتم فوق (SPEA2) [۸]. در تمام الگوریتم‌های مطرح شده برای ارزیابی جمعیت از عملگر جفت‌گیری و عملگر جهش الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. علاوه بر این، الگوریتم‌های تکاملی ترکیبی نیز ارائه شده‌اند، همانند الگوریتم چندهدفه بر اساس اجتماع ذرات (MOPSO) [۹]، کلونی مورچه‌ها (MOACO) [۱۰] و غیره.

یکی از الگوریتم‌های تکاملی که در سال ۲۰۰۸ توسط شخصی به نام دن سیمون ارائه گردید BBO می‌باشد [۱۱]. از این الگوریتم برای بهینه‌سازی تک‌هدفه بسیاری از توابع معیار [۱۲-۱۴] و حل بسیاری از مسائل بهینه‌سازی جهان واقعی استفاده شده است، همانند مسأله انتخاب سنسور برای تخمین کارایی موتور هواپیما [۱۱] و دسته‌بندی تصاویر ماهواره‌ای [۱۵]. از این الگوریتم برای حل مسائل بهینه‌سازی چندهدفه نیز استفاده شده است. در [۱۶] از ویژگی خوشه‌بندی جزایر استفاده شده و جزایر را داخل شبه‌جزایری در نظر گرفته است. الگوریتم مطرح شده فوق از مرتب‌سازی غیرمغلوب و فاصله جمعیتی برای همگرایی و تنوع در جامعه استفاده کرده و در نهایت نتایج الگوریتم فوق با دو الگوریتم مطرح در زمینه بهینه‌سازی چندهدفه (NSGAI, AMGA) بر پایه سه معیار ارزیابی مقایسه شده است و نتایج حاصل حاکی از همگرایی بهتر و تنوع بیشتر این الگوریتم نسبت به دو الگوریتم دیگر است. الگوریتم پیشنهادی از ایده شبه جزیره الگوریتم فوق الهام گرفته و با اعمال عملگر مهاجرت ترکیبی بر روی این شبه‌جزایر سعی در بهبود راه‌حل‌های یافت شده در طی نسل‌های متمادی داشته است. در [۱۷] کار دیگری در زمینه بهینه‌سازی چند هدفه با الگوریتم BBO انجام گرفته است، که از الگوریتم

$$\lambda_i = I \left(1 - \frac{k(i)}{n}\right) \quad (1)$$

$$\mu_i = E \left(\frac{k(i)}{n}\right) \quad (2)$$

که در آن I و E به ترتیب بیشترین مقدار نرخ مهاجرت به داخل و مهاجرت به خارج است که راه‌حل‌ها می‌توانند داشته باشند و  $k(i)$  نشان‌دهنده تعداد گونه‌ها در زیستگاه i ام است که مقداری است بین ۱ تا n که n تعداد اعضای جمعیت است (مقدار n برای بهترین راه حل و مقدار ۱ برای بدترین راه حل). با احتمالی هر راه حل بر اساس راه‌حل‌های دیگر اصلاح می‌شود. اگر یک راه حل، برای اصلاح انتخاب شود، از نرخ مهاجرت به داخل آن ( $\lambda$ ) استفاده می‌شود تا به شکل احتمالی تعیین شود که آیا هر یک از SIV‌های موجود در راه‌حل باید اصلاح شوند یا نه. اگر یک SIV موجود در راه حل  $S_i$  برای اصلاح انتخاب شد، با کمک نرخ مهاجرت به خارج ( $\mu$ ) راه‌حل‌های دیگر، به شکل احتمالی، تصمیم می‌گیریم که کدام یک از راه‌حل‌ها باید باعث مهاجرت یک SIV، که به صورت تصادفی انتخاب شده است، به راه حل  $S_i$  گردد.

### ۲-۱-۲- جهش

تجولات ناگهانی می‌تواند مقدار HSI یک زیستگاه را تغییر دهد. همچنین، می‌تواند باعث شوند که تعداد گونه‌ها با مقدار متعادل خود متفاوت باشند (مواد غیرطبیعی که از بوم‌های همسایه با آب به منطقه آورده می‌شود، بیماری، بلاای طبیعی و غیره). این امر را به عنوان جهش SIV در BBO مدل می‌کنیم و از احتمال تعداد گونه‌های موجود در زیستگاه برای مشخص کردن نرخ جهش استفاده می‌شود.

$$m(s) = m_{\max} \left(\frac{1 - p_s}{p_{\max}}\right) \quad (3)$$

که در آن  $m_{\max}$  (بیشترین مقدار نرخ جهش) که توسط کاربر تعریف می‌شود.  $p_s$  احتمال اینکه زیستگاه دقیقاً دارای S گونه باشد (برای جزئیات بیشتر رک: [۱۱]). این الگوی جهش منجر به افزایش تنوع در جمعیت می‌شود.

### ۲-۱-۳- الگوریتم BBO

به‌طور کلی، الگوریتم BBO به صورت زیر بیان می‌شود:

دارای شاخص صلاحیت (HSI) بالا هستند. ویژگی‌هایی که تعیین‌کننده HSI هستند، شامل فاکتورهایی مانند: بارندگی، تنوع گیاهی، ویژگی‌های نقشه‌برداری، خاک منطقه و دما هستند (SIV). جزایر با HSI بالا دارای گونه‌های زیادی هستند که به جزایر مجاور مهاجرت می‌کنند.

جزایر با HSI بالا دارای نرخ مهاجرت به داخل پایینی هستند، چراکه قبلاً توسط گونه‌های دیگر پر شده‌اند و نمی‌توانند پذیرای گونه‌های جدید باشند. جزایر با HSI پایین به خاطر جمعیت خلوت خود دارای نرخ مهاجرت به داخل بالایی هستند. مهاجرت به داخل گونه‌های جدید به مکان‌هایی با HSI پایین ممکن است که باعث افزایش HSI آن منطقه شود، زیرا مناسب بودن یک مکان متناسب با تنوع جغرافیایی آن است. کاربرد جغرافیای زیستی برای بهینه‌سازی نخستین بار به چگونگی استفاده از فرایندی طبیعی برای حل مسائل بهینه‌سازی پرداخته است. همان‌طور که برای سایر الگوریتم‌های تکاملی همانند GA، همواره عملگرهایی همانند عملگر جهش و برش مطرح می‌شود، در الگوریتم BBO نیز عملگرهای مهاجرت و جهش باعث ایجاد تغییرات مطلوب در روند تولید جمعیت نسل‌ها می‌شود.

### ۲-۱-۱- عملگر مهاجرت

فرض کنید که ما یک مسأله و مجموعه‌ای از راه‌حل‌های کاندید داریم که توسط برداری از اعداد صحیح نشان داده می‌شوند. هر عدد صحیح در بردار راه‌حل می‌تواند به عنوان یک SIV (همانند ژن در GA) در نظر گرفته شود. علاوه بر این، فرض کنید که روش‌هایی برای تعیین میزان مطلوب بودن راه‌حل‌ها موجود باشد. راه‌حل‌های مطلوب دارای HSI بالا (زیستگاه با گونه‌های زیاد) و راه‌حل‌های ضعیف دارای HSI پایین (زیستگاه با گونه‌های کم) هستند HSI در BBO مشابه Fitness در سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی بر پایه جمعیت است.

هر زیستگاه (راه حل) در BBO دارای نرخ مهاجرت به داخل ( $\lambda$ ) و نرخ مهاجرت به خارج ( $\mu$ ) است که از آنها برای به اشتراک گذاری اطلاعات به صورت احتمالی بین راه حل‌ها استفاده شده، با روابط زیر محاسبه می‌شوند:

طراحی الگوریتم بهینه‌سازی چندهدفه به کمک الگوریتم جغرافیای زیستی و الگوریتم تکاملی تفاضلی

- عملگر اصلی برش که به صورت برش گسسته، دو جمله‌ای یا نمایی است، برای تولید فرزند جدید با استفاده از بردار مطلوب  $\vec{u}(t)$  و یک راه‌حل والد  $\vec{x}(t)$  به صورت احتمالی صورت می‌گیرد.
- در عمل اصلی برش همیشه یک فرزند تولید می‌شود که حجم محاسبات را تقریباً کاهش می‌دهد و جهت گیری فرزندان بر اساس بردار مطلوب صورت می‌پذیرد.

### ۲-۲-۱- عملگر جهش DE

عملگر جهش، برداری آزمایشی برای هر راه‌حل اصلی، والد، با جهش دادن یک بردار هدف و یک تفاضل وزن دار بین دیگر والد‌ها، که به صورت احتمالاتی انتخاب می‌شود، تولید می‌کند. لذا برای والد  $i - m$ ، بردار آزمایشی تولید می‌شود و سپس:

۱. یک بردار هدف  $\vec{u}_i(t)$  از جمعیت انتخاب می‌شود؛ به گونه‌ای که  $i \neq i_1$  باشد.

۲. به طور تصادفی دو والد دیگر؛ مثلاً  $x_{i_2}(t)$  و  $x_{i_3}(t)$  از جمعیت انتخاب می‌شود؛ به طوری که:

$$\begin{cases} i \neq i_1 \neq i_2 \neq i_3 \\ i_2, i_3 \approx U(1, n_s) \end{cases} \quad (4)$$

بردار هدف برای والد  $i$  ام بدین شکل تولید گردد:

$$\vec{u}_i(t) = \vec{x}_{i_1}(t) + \beta(\vec{x}_{i_2}(t) - \vec{x}_{i_3}(t)) \quad (5)$$

که  $\beta \in (0, \infty)$  یک ضریب مقیاس است و میزان تغییر تفاضل را بین جمعیت کنترل می‌کند. استراتژی عملگر برش در واقع یک ترکیب گسسته از بردار هدف،  $\vec{u}_i(t)$ ، و بردار والد،  $x_{ij}(t)$ ، یا بردار آزمایش، برای تولید فرزند  $x'_{ij}(t)$  ارائه شده‌است که به شکل زیر به دست می‌آید:

$$x'_{ij}(t) = \begin{cases} u_{ij}(t) & \text{if } j \in J, p_r \geq p_g \\ x_{ij}(t) & \text{others} \end{cases} \quad (6)$$

### ۳- الگوریتم پیشنهادی (MOBBO/DE)

BBO الگوریتم تکاملی بر پایه جمعیت است که ریاضیات جغرافیای زیستی بر آن حاکم است. DE الگوریتم ساده و قدرتمندی در حل بسیاری از مسائل بهینه‌سازی است. DE

۱. مقداردهی اولیه پارامترها: نگاشت راه‌حل‌های مسئله به SIV ها و زیستگاه‌ها، تعیین بیشترین تعداد گونه‌ها،  $S_{max}$  بیشترین نرخ مهاجرت E و I، بیشترین مقدار نرخ جهش،  $m_{max}$ ، و پارامتر نخبه‌گرایی.

۲. تولید تصادفی راه‌حل‌های اولیه (زیستگاه‌ها).

۳. با کمک مقدار HSI تعداد گونه‌ها، S، نرخ مهاجرت به داخل،  $\lambda$ ، و نرخ مهاجرت به خارج،  $\mu$ ، مربوط به هر زیستگاه را به دست می‌آوریم.

۴. به کمک نرخ مهاجرت به داخل و خارج هر بوم غیرنخبه را اصلاح کرده، عملگر مهاجرت، و HSI را دوباره محاسبه می‌کنیم.

۵. برای هر زیستگاه، احتمال تعداد گونه‌های ساکن در آن را تغییر می‌دهیم. سپس هر زیستگاه غیرنخبه را جهش می‌دهیم، عملگر جهش و سپس مقدار HSI را برای هر بوم دوباره محاسبه می‌کنیم.

۶. برای تکرار بعدی به مرحله ۳ باز می‌گردیم.

۷. این حلقه می‌تواند پس از تعداد از پیش تعیین شده نسل‌ها و یا بعد از یافتن راه‌حلی قابل قبول از مسئله، به اتمام برسد.

### ۲-۲- الگوریتم تکاملی تفاضلی

استراتژی تکامل تفاضلی یک روش بهینه‌سازی احتمالاتی مبتنی بر جمعیت است. در اصول پایه تولید جمعیت اولیه و ادامه تکامل نسل‌های آینده و نگاه به ارزش‌دهی تابع ارزیاب مطابق با الگوریتم ژنتیک است. تنها عملگرهای برش و پرش در این استراتژی با رویکرد دیگری استفاده می‌شود. این استراتژی توسط استورن و پرایس و پیشنهاد شده است [۲۰]. تفاوت اصلی این الگوریتم با دیگر الگوریتم‌های تکاملی در انتخاب جهت و فاصله جمعیت فعلی از دیگر عضوهای جمعیت به منظور هدایت فرایند جستجو به سوی یک جهت مطلوب است. فرایند کلی الگوریتم فوق به شکل زیر است:

- ابتدا از عملگر جهش برای تولید یک بردار مطلوب  $\vec{u}(t)$  استفاده می‌شود، عمل جهش در واقع از تأثیر بین افراد جمعیت فعلی صورت می‌پذیرد.

هستند) نسبت به هم می‌توانند دو حالت داشته باشند: یا یکی از این دو دیگری را مغلوب می‌کند یا هیچ‌کدام دیگری را مغلوب نمی‌کند. اگر یکی از شرایط زیر برقرار باشد، می‌گوییم  $f(x_1)$ ،  $f(x_2)$  را مغلوب نموده است:

۱. پاسخ  $f(x_1)$  بدتر (اپراتور  $\pi$  وضعیت بدتر و اپراتور  $\phi$  وضعیت بهتر را نشان می‌دهد) از  $f(x_2)$  به ازای تمامی اهداف نباشد.

۲. پاسخ  $f(x_1)$  حداقل در یکی از اهداف اکیداً بهتر از پاسخ  $f(x_2)$  باشد ( $f(x_1) f(x_2)$  در حداقل یکی از  $i$  ها که  $i \in \{1, 2, 3, \dots, m\}$ ).

اگر هیچ یک از شرایط بالا برقرار نباشد، آنگاه می‌گوییم پاسخ  $f(x_1)$  پاسخ  $f(x_2)$  را مغلوب نمی‌سازد. اگر پاسخ  $f(x_1)$ ، پاسخ  $f(x_2)$  را مغلوب نماید، می‌گوییم پاسخ  $f(x_2)$  توسط  $f(x_1)$  مغلوب شده است.

روش کار الگوریتم پیشنهادی به گونه‌ای است که به ازای هر تابعی که قصد بهینه کردن داریم، یک شبه جزیره در نظر گرفته می‌شود. به طوری که برای یک مسأله  $m$  هدفه،  $m$  شبه جزیره‌ای مجزا در نظر گرفته می‌شود که هر شبه جزیره شامل تعداد مشخصی از جزایر است. مراحل کلی الگوریتم پیشنهادی به صورت زیر است (شکل ۲):

۱. ایجاد شبه جزایر اولیه و تولید جزایر موجود در این شبه جزایر (تولید جمعیت اولیه)؛

۲. ارزیابی هر یک از جزایر موجود در شبه جزایر به ازای تمامی توابع هدف؛

۳. بهبود جمعیت هر یک از شبه جزایر بر اساس عملگر ترکیبی پیشنهادی (معیار بهینه‌سازی برای شبه جزیره اول، تابع  $f_1$ ، برای شبه جزیره دوم تابع  $f_2$ ، ...، برای شبه جزیره  $m$  ام تابع  $f_m$ )؛

۴. تجمیع جمعیت تمام شبه جزایر در یک جمعیت منفرد و انتخاب بهترین اعضا بر اساس الگوریتم مرتب‌سازی غیرمغلوب؛

۵. وارد کردن جمعیت جدید به عنوان جمعیت نسل بعد برای هر یک از شبه جزایر؛

در اکتشاف فضای جستجو و تعیین مکان مینیمم سراسری خوب، ولی در استخراج راه‌حل مسأله کند است. از این رو در این مقاله قصد داریم قابلیت اکتشاف DE را با قابلیت استخراج BBO ادغام کرده، با معرفی یک عملگر مهاجرت ترکیبی، الگوریتم جدیدی برای حل مسائل بهینه‌سازی چندهدفه ارائه دهیم.

### ۳-۱- عملگر مهاجرت ترکیبی

عملگر مهاجرت ترکیبی ارائه شده برای الگوریتم پیشنهادی به شکل زیر است:

۱. تعیین مقدار پارامترهای  $F$  و  $CR$  و تولید تصادفی مقادیر  $i_1 \neq i_2 \neq i_3$  برای هر یک از اعضای جمعیت؛

۲. محاسبه  $\lambda$  و  $\mu$  مربوط به هر یک از اعضای؛

۳. برای تک تک  $SIV$  های هر یک از اعضای جمعیت، به صورت احتمالی و بر اساس مقدار  $\lambda$ ، تعیین می‌کنیم که آیا مهاجرت به داخل داشته باشد یا نه. در صورتی که این عضو برای اصلاح (مهاجرت به داخل) انتخاب شده باشد، بر اساس مقدار  $CR$  و به صورت احتمالی تعیین می‌کنیم که آیا این اصلاح از طریق عملگر مربوط به  $DE$  صورت گیرد و یا از روی نرخ مهاجرت به خارج سایر اعضا به صورت احتمالی مشخص شود که از چه عضوی به این عضو اصلاحات انجام گیرد؛

۴. در صورتی که این عضو برای مهاجرت به داخل انتخاب نشود، همان مقدار قبلی جایگزین خواهد شد.

در الگوریتم پیشنهادی، علاوه بر استفاده از عملگر مهاجرت ترکیبی از فرآیند مرتب‌سازی غیرمغلوب برای بهبود همگرایی و از مفهوم فاصله جمعیتی محلی برای حفظ پراکندگی اعضای موجود در پرتو استفاده شده است. پیش از پرداختن به جزئیات الگوریتم پیشنهادی مفهوم غلبه بین دو راه حل را بیان می‌کنیم:

یک مسأله  $m$  هدفه  $(f_i = 1, 2, \dots, m)$ ، در نظر بگیریم. دو پاسخ  $f(x_1)$  و  $f(x_2)$  (هر کدام دارای  $n$  متغیر تصمیم

## طراحی الگوریتم بهینه‌سازی چندهدفه به کمک الگوریتم جغرافیای زیستی و الگوریتم تکاملی تفاضلی

بررسی کارایی الگوریتم پیشنهادی انتخاب شده که عبارتند از ZDT1, ZDT2, ZDT3, ZDT4, ZDT6. این توابع دارای دو تابع هدف هستند:

$$\begin{aligned} & \text{Minimize } f_1(x) \\ & \text{Minimize } f_2(x) = g(x)h(f_1(x), g(x)) \end{aligned} \quad (7)$$

این توابع آزمون در نحوه تعریف ۳ تابع  $f_1(x)$ ،  $g(x)$  و  $h(f_1(x), g(x))$  با یکدیگر متفاوتند. در تمامی این توابع بهینه پرتو با قرار دادن  $g(x) = 1$  حاصل می‌گردد. هیچ یک از این توابع دارای محدودیت نیست. این توابع در جدول (۱) توضیح داده شده‌اند. تعداد متغیرها، محدوده مجاز برای آنها و مجموعه پرتو بهینه و ویژگی مجموعه پرتو بهینه برای هر یک از آنها در جدول آورده است. شایان ذکر است تابع ZDT5 به علت ماهیت متفاوتی که نسبت به سایر توابع داشته است، در شبیه‌سازی‌ها در نظر گرفته نشده است. ابعاد تابع فوق (متغیرهای تصمیم) به صورت باینری بوده، حالت پیوسته ندارد.

### ۴-۲- معیارهای ارزیابی

همواره معیارهای گوناگونی برای بررسی کارایی الگوریتم‌های بهینه‌سازی چندهدفه ارائه شده است [۲۳-۲۱]. در این مقاله دو معیار انتخاب شده: یکی برای بررسی همگرایی و دیگری برای بررسی پراکندگی مجموعه پاسخ‌های به دست آمده:

۱. فاصله مجموعه پرتو تولید شده به وسیله الگوریتم نسبت به مجموعه پرتو بهینه؛
۲. میزان پراکندگی پاسخ‌های تولید شده در ناحیه پرتو بهینه.

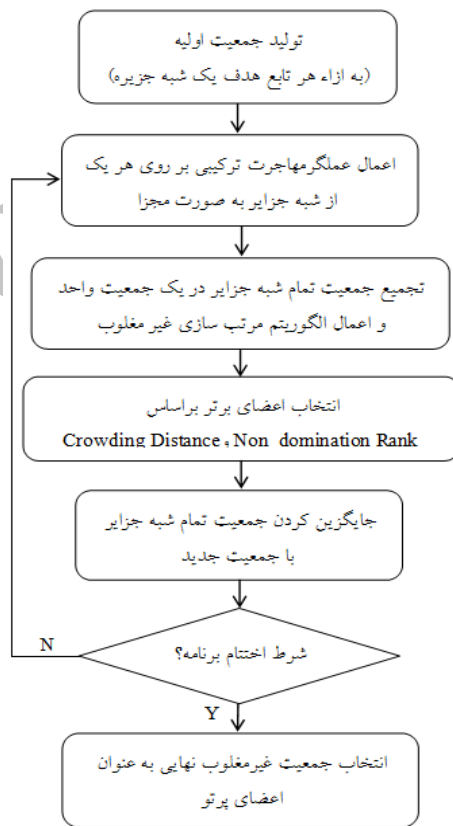
### ۴-۲-۱- معیار همگرایی

این معیار فاصله بین پاسخ‌های غیر مغلوب نهایی تولید شده توسط الگوریتم و مجموعه پرتو بهینه را پیدا می‌کند که در آن  $d_i$  فاصله اقلیدسی (در فضای اهداف) بین راه‌حل  $i \in Q$  و نزدیکترین عضو  $p^*$ ،  $Q$  مجموعه نهایی پاسخ‌های غیرمغلوب،  $p^*$  مجموعه پرتو بهینه و  $|Q|$  تعداد نقاط تعیین شده در ناحیه بهینه پرتو هستند.

۶. در صورتی که شرط توقف الگوریتم دیده نشده باشد، بازگشت به مرحله دوم، در غیر این صورت، انتخاب اعضای غیرمغلوب جمعیت نهایی که در واقع همان جواب مسأله است.

### ۴- نتایج شبیه‌سازی

در این بخش ابتدا توابع تست به کار رفته، معیارهای ارزیابی مطرح و سپس نتایج شبیه‌سازی آورده شده است. در انتهای این بخش نتایج حاصل از اجرای الگوریتم با نتایج حاصل از سایر الگوریتم‌های مطرح در زمینه حل مسائل چندهدفه مقایسه می‌شود.



شکل ۲: فلوجارت الگوریتم پیشنهادی

### ۴-۱- توابع تست برای ارزیابی کارایی

در سال ۱۹۹۹، dep روش قانونمندی برای تولید توابع تست چندهدفه مطرح کرد، [۲۷] Zitzler و سایرین [۲۱] با استفاده از این روش شش مسأله چندهدفه پیشنهاد کردند. در اینجا پنج مسأله از بین شش مسأله ارائه شده، برای

الگوریتم فوق برای تعداد جمعیت‌های کم و تعداد تکرارهای پایین نیز از همگرایی مطلوب و diversity نسبتاً مناسبی برخوردار است. نتایج این شبیه سازی در شکل ۴ آورده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، در تکرارهای پایین (تعداد نسل‌ها=۱۰ و ۲۰) الگوریتم قادر به یافتن اعضای غیر مغلوب نبوده ولی از نسل ۳۰ به بعد بهبود چشمگیری در عملکرد الگوریتم مشاهده شده است و اعضای به دست آمده بسیار نزدیک به بهینه پرتو هستند و در نهایت، در نسل صدم کاملاً بر روی پرتو قرار گرفته و اعضای پرتو بدست آمده بر روی پرتو بهینه توزیع شده‌اند. اما نکته قابل توجه در مورد تابع ZDT4 است، همان‌طور که در شکل (۴) دیده می‌شود این تابع برای تعداد جمعیت اولیه ۵۰، برای تعداد نسل‌های متغیر رفتار متفاوتی از خود نشان داده است، زیرا در سایر توابع با افزایش تعداد نسل‌ها همگرایی به بهینه پرتو بیشتر شده، ولی در مورد این تابع در حالتی که تعداد نسل‌ها ۱۰۰ در نظر گرفته شده است، پرتو به دست آمده همگرایی ضعیف‌تری دارد نسبت به حالتی که تعداد نسل‌ها ۷۰، ۵۰ و حتی ۳۰ در نظر گرفته شده است و اما دلیلی که برای این امر می‌توان داشت (با توجه به جدول ۱ برای ZDT4) به خاطر تعداد زیاد پرتو محلی‌هایی که این تابع دارد، احتمال افتادن در پرتو محلی بسیار بالاست. به دلیل ویژگی این تابع، بررسی‌های بیشتری صورت گرفت و نتایجی نیز حاصل شد که نتیجه این آزمایش‌ها در شکل (۵) آورده شده است. همان‌طور که دیده می‌شود، با افزایش تعداد جمعیت اولیه از ۵۰ به ۱۰۰ نتایج مطلوب‌تری بدست آمد و با افزایش تعداد نسل‌ها به ۲۰۰ پرتو حاصل همگرایی بالایی به پرتو بهینه داشته است. از روی شبیه‌سازی‌های صورت گرفته بر روی این تابع، به این نتیجه رسیدیم که در صورتی که تعداد جمعیت اولیه را ۲۰۰ در نظر بگیریم (حتی در تعداد نسل‌های کم)، احتمال اینکه پرتو مسأله در پرتو محلی قرار بگیرد، به شدت پایین آمده؛ به طوری که در ۱۰ بار اجرای جداگانه الگوریتم همواره پرتو به دست آمده همگرایی بالا و diversity مطلوبی داشته است، اما برای بررسی کارایی الگوریتم پیشنهادی نسبت به سایر الگوریتم‌های مطرح از معیارهای سنجش کارایی مطرح شده در بخش (۲-۴) استفاده کردیم.

$$\gamma = \frac{\sum_{i=1}^{|Q|} d_i}{|Q|} \quad (8)$$

#### ۲-۲-۴- معیار پراکنندگی

این معیار توسط Deb معرفی شد و به منظور سنجش میزان پراکنندگی پاسخ‌های تولید شده در ناحیه پرتو بهینه به کار می‌رود. این معیار به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$\Delta = \frac{\sum_{m=1}^M d_m^e + \sum_{i=1}^{|Q|} |d_i - \bar{d}|}{\sum_{m=1}^M d_m^e + |Q| \bar{d}} \quad (9)$$

که در آن Q مجموعه نهایی پاسخ‌های غیرمغلوب به دست آمده توسط الگوریتم است، m تعداد نقاط تعیین شده در ناحیه بهینه پرتو و  $d_i$  فاصله همسایگی در مجموعه جبهه پرتو به دست آمده است و  $\bar{d}$  مقدار میانگین تمامی  $d_m^e$  و  $d_i$  فاصله میان پاسخ‌های نهایی در مجموعه بهینه پرتو و مجموعه Q در راستای m-امین تابع هدف است. در صورتی که راه حل‌ها به طور یکنواخت گسترده شده باشند، فاصله مطابق کوچک خواهد بود.

#### ۳-۴- نتایج آزمایش‌ها

نتایج حاصل از اجرای الگوریتم پیشنهادی بر روی توابع تست در نظر گرفته شده، در شکل (۳) آورده شده است. در این شبیه سازی تعداد جمعیت اولیه هر یک از شبه جزایر ۲۰۰ و تعداد تکرار الگوریتم ۱۰۰ در نظر گرفته شده و مجموعه اعضای غیر مغلوب به دست آمده در آخرین تکرار الگوریتم به عنوان مجموعه پرتو حاصل از اجرای الگوریتم، نشان داده شده است. شایان ذکر است که منحنی نشان داده شده در هر یک از توابع بیانگر پرتو بهینه متناظر با هر تابع است که در جدول (۱) نحوه به دست آوردن آن شرح داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، الگوریتم پیشنهادی در همگرایی به پرتو بهینه خوب عمل کرده و از diversity مناسبی نیز برخوردار است.

در شبیه‌سازی دیگری که به منظور بررسی کارایی الگوریتم پیشنهادی در حالت‌های مختلف اجرا، از جمله تعداد جمعیت اولیه کم (تعداد جمعیت اولیه=۵۰) و تعداد تکرارهای متغیر در نظر گرفته شده، به این نتیجه رسیدیم که

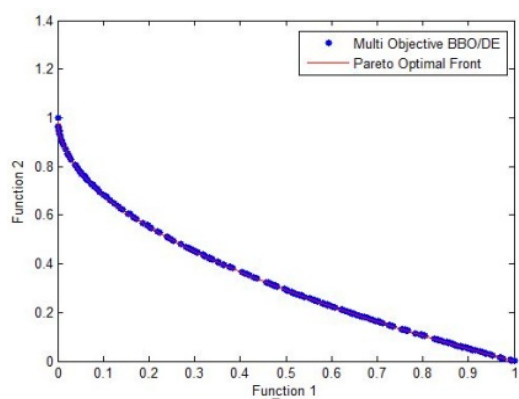
جدول (۱): توابع تست استاندارد برای بررسی کارایی

ZDT 1
$f_1(x) = x_1, f_2(x) = g(x)(1 - \sqrt{x_1/g(x)}), g(x) = 1 + \frac{9}{n-1} \sum_{i=2}^n x_i, x \in [0,1]^{30}$ <p style="text-align: center;"><math>0 \leq x_1^* \leq 1, x_i^* = 0 (i = 2, \dots, 30)</math> (جبهه پرتو بهینه به صورت محدب)</p>
ZDT 2
$f_1(x) = x_1, f_2(x) = g(x)(1 - (x_1/g(x))^2), g(x) = 1 + \frac{9}{n-1} \sum_{i=2}^n x_i, x \in [0,1]^{30}$ <p style="text-align: center;"><math>0 \leq x_1^* \leq 1, x_i^* = 0 (i = 2, \dots, 30)</math> (جبهه پرتو بهینه به صورت غیر محدب)</p>
ZDT 3
$f_1(x) = x_1, f_2(x) = g(x) \left( 1 - \sqrt{x_1/g(x)} - \frac{x_1}{g(x)} \sin(10\pi x_1) \right), g(x) = 1 + \frac{9}{n-1} \sum_{i=2}^n x_i,$ <p style="text-align: center;"><math>x \in [0,1]^{30}</math></p> <p style="text-align: center;"><math>0 \leq x_1^* \leq 1, x_i^* = 0 (i = 2, \dots, 30)</math> (جبهه پرتو بهینه به صورت گسسته)</p>
ZDT 4
$f_1(x) = x_1, f_2(x) = g(x)(1 - (x_1/g(x))^2), g(x) = 1 + 10(n-1) + \sum_{i=2}^n (x_i^2 - 10 \cos(4\pi x_i))$ <p style="text-align: center;"><math>x \in [0,1] \times [-5,5]^9</math></p> <p style="text-align: center;"><math>0 \leq x_1^* \leq 1, x_i^* = 0 (i = 2, \dots, 10)</math> (دارای تعداد زیاد جبهه پرتو بهینه محلی <math>(21^9)</math>)</p>
ZDT 6
$f_1(x) = 1 - \exp^{-4x_1} \sin(6\pi x_1)^6, f_2(x) = g(x)(1 - (x_1/g(x))^2), g(x) = 1 + \frac{9}{n-1} \sum_{i=2}^n x_i,$ <p style="text-align: center;"><math>x \in [0,1]^{10}</math></p> <p style="text-align: center;"><math>0 \leq x_1^* \leq 1, x_i^* = 0 (i = 2, \dots, 10)</math> (تراکم ناچیز راه حل‌ها در کنار جبهه پرتو)</p>

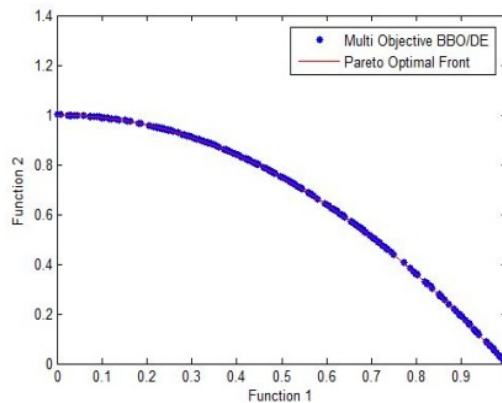
سنجش مطابق با مقادیری است که در مراجع آورده شده‌اند. با دقت در جدول (۲) می‌توان فهمید الگوریتم پیشنهادی قابل رقابت با الگوریتم‌های مطرح در زمینه بهینه سازی مسائل چند هدفه است و حتی در بسیاری از موارد به همگرایی بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها رسیده است. شایان ذکر است که اعداد قرار گرفته در جدول (۲) میانگین (سطر اول) و انحراف معیار (سطر دوم) مجموعه اعداد به دست آمده برای هر یک از معیارها در ۱۰ بار اجرای الگوریتم‌هاست (به جز برای الگوریتم MODE که برای ۳۰ بار اجرای مستقل الگوریتم است). نتایج مقایسه این الگوریتم‌ها با سایر الگوریتم‌ها در منابع [۶، ۲۷، ۲۸] آورده شده‌اند.

الگوریتم‌های مطرح زیادی برای حل مسائل بهینه سازی ایجاد شده‌اند که از بین آنها ما الگوریتم‌های NSGA-II [۶] و SPEA [۷] و PAES [۲۴] و PDEA [۲۵] و MODE [۲۶] را انتخاب کردیم. نتایج حاصل از محاسبه معیارهای  $\Delta$  و  $\gamma$  با اجرای این الگوریتم‌ها بر روی توابع ZDT و نتایج حاصل از اجرای الگوریتم پیشنهادی، در جدول (۲) آورده شده است. نکته قابل توجه این است که برای تمام این شبیه سازی‌ها تعداد جمعیت اولیه ۱۰۰ و تعداد نسل‌ها ۲۵۰ در نظر گرفته شده است؛ به این معنی که دو معیار  $\Delta$  و  $\gamma$  برای مجموعه پرتو به دست آمده در انتهای نسل ۲۵۰ ام محاسبه شده است. پارامترهای در نظر گرفته شده برای الگوریتم‌های مورد

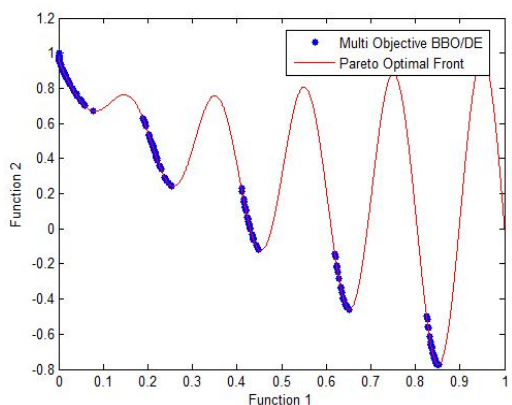




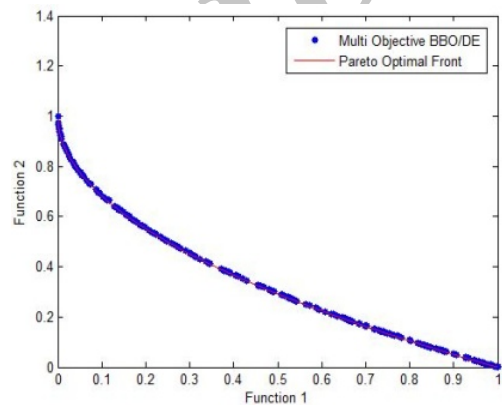
ZDT1



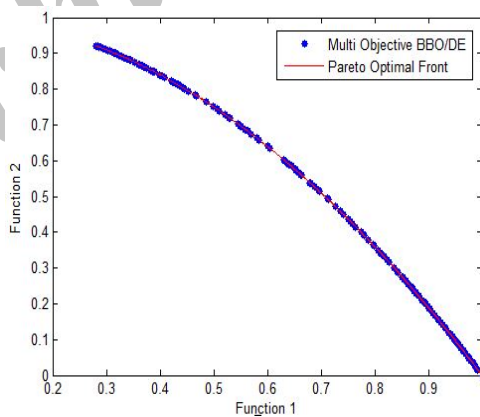
ZDT2



ZDT3



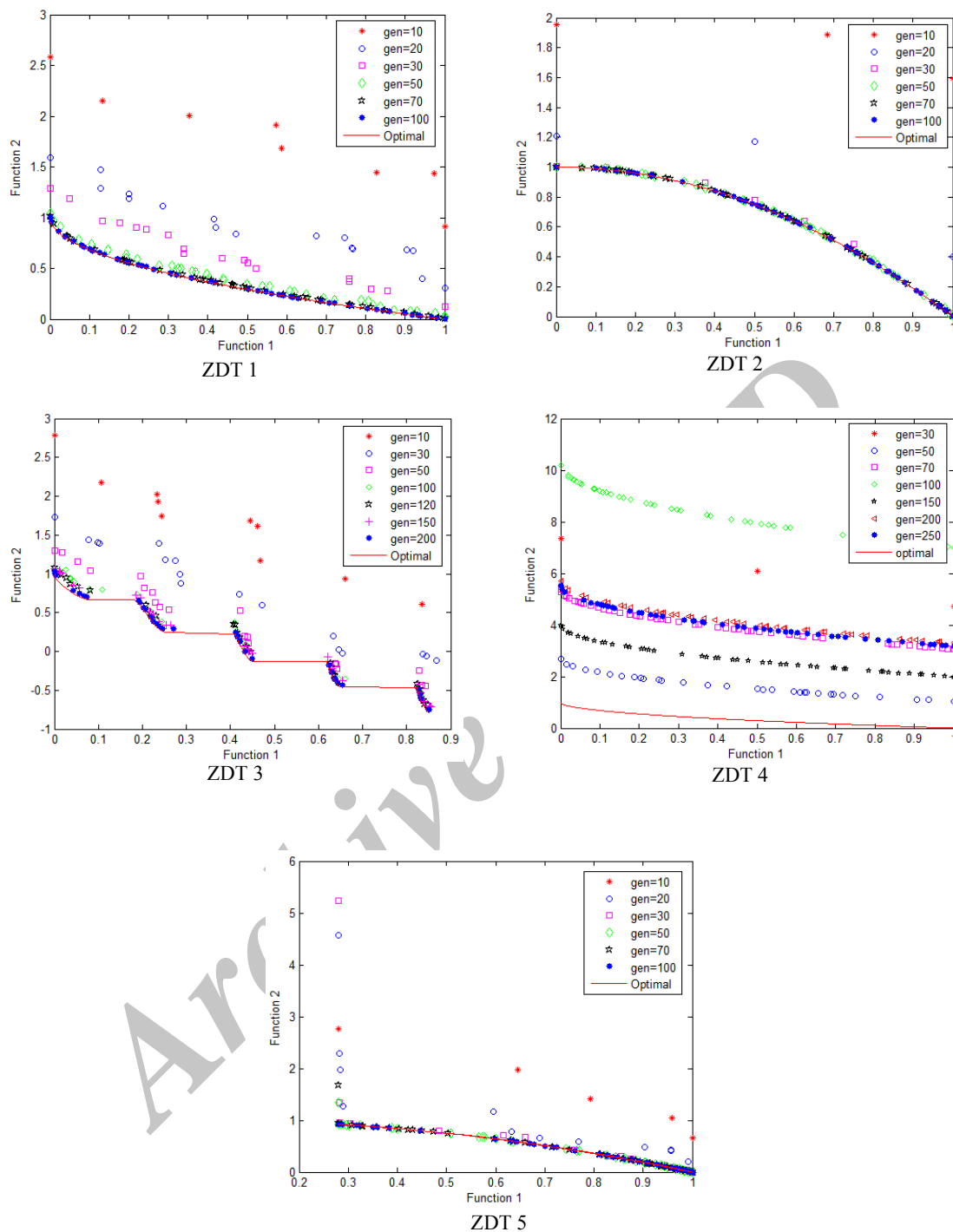
ZDT4



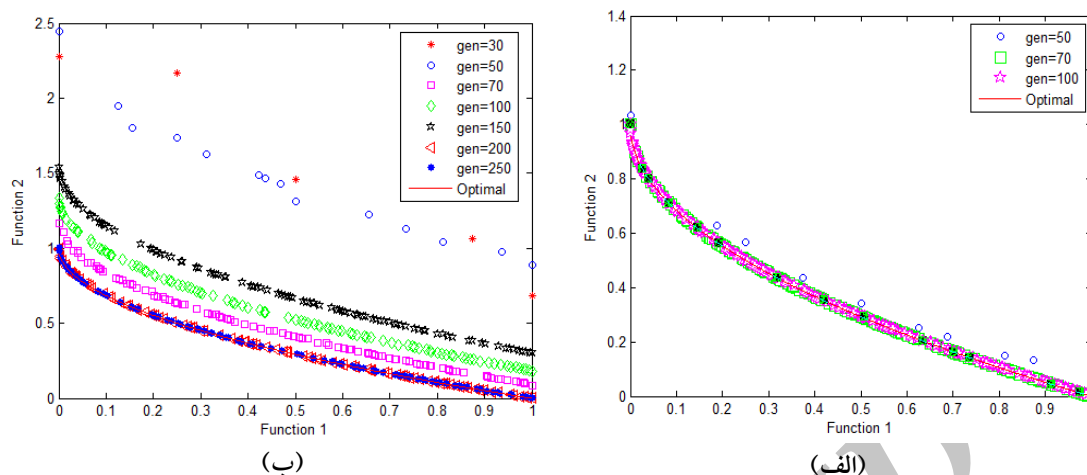
ZDT5

شکل (۳): نتایج حاصل از اجرای الگوریتم بر روی توابع ZDT برای تعداد جمعیت = ۱۰۰ و تعداد نسلها = ۱۰۰

طراحی الگوریتم بهینه‌سازی چندهدفه به کمک الگوریتم جغرافیای زیستی و الگوریتم تکاملی تفاضلی



شکل (۴): نتایج حاصل از اجرای الگوریتم پیشنهادی بر روی توابع ZDT با اعمال تغییرات در تعداد نسل‌ها



شکل (۵): نتایج حاصل از اجرای الگوریتم بر روی تابع ZDT4 با اعمال تغییرات در تعداد نسل‌ها.

(الف) تعداد جمعیت=۱۰۰ (ب) تعداد جمعیت=۲۰۰

### ۵- نتیجه گیری

پیشنهادی با استفاده از چندین تابع تست و معیارهای مطرح در مسائل بهینه سازی چند هدفه تکاملی، ارزیابی شد. نتایج حاصل بیانگر کارایی مطلوب الگوریتم پیشنهادی حتی در تعداد تکرارهای پایین (۵۰) و تعداد جمعیت اولیه کم (۵۰) در رقابت با الگوریتم‌های مطرح دیگر است (به جز برای تابع ZDT4 که برای تعداد جمعیت اولیه کم، به دلیل پرتوهای محلی نتایج مطلوب حاصل نشد).

در این مقاله با در نظر گرفتن مجموعه‌ای از جزایر به عنوان یک شبه جزیره و تولید شبه جزایری به تعداد توابع هدف و ادغام قابلیت اکتشاف DE با قابلیت استخراج BBO، عملگر مهاجرت ترکیبی معرفی کردیم که برای حل مسائل چندهدفه ZDT استفاده شد. در این الگوریتم از فرآیند مرتب سازی غیر مغلوب برای بهبود همگرایی و از مفهوم فاصله جمعیتی محلی برای حفظ پراکندگی اعضای موجود در مجموعه پرتو استفاده شد. کارایی الگوریتم

جدول (۲): نتایج حاصل از مقایسه کارایی الگوریتم پیشنهادی با سایر الگوریتم‌ها بر اساس معیار همگرایی (۲) و معیار پراکندگی (۱).

توابع	معیارها	MOBBO/DE	NSGA-II	MODE	PDEA	PAES	SPEA
ZDT 1	$\gamma$	0.002120 0.000109	0.033482 0.004750	0.005800 0.000000	N/A	0.082085 0.008679	0.001799 0.000001
	$\Delta$	0.585413 0.040133	0.390307 0.001876	N/A	0.298567 0.000742	1.229794 0.004839	0.784525 0.004440
ZDT 2	$\gamma$	0.000835 0.000053	0.072391 0.031689	0.005500 0.000000	N/A	0.126276 0.036877	0.001339 0.000000
	$\Delta$	0.574398 0.068690	0.430776 0.004721	N/A	0.317958 0.001389	1.165942 0.007682	0.755148 0.004521
ZDT 3	$\gamma$	0.010562 0.001529	0.114500 0.007940	0.021560 0.000000	N/A	0.023879 0.000011	0.047517 0.000047
	$\Delta$	0.750836 0.055183	0.738540 0.019706	N/A	0.623812 0.000225	0.789920 0.001653	0.672938 0.003587
ZDT 4	$\gamma$	0.365303 0.256633	0.513053 0.118460	0.638950 0.500200	N/A	0.854816 0.527238	7.340299 6.572516
	$\Delta$	0.686312 0.056378	0.702612 0.064648	N/A	0.840852 0.035741	0.870458 0.101399	0.798463 0.014616
ZDT 6	$\gamma$	0.003450 0.002232	0.296564 0.013135	0.026230 0.000861	N/A	0.085469 0.006664	0.221138 0.000449
	$\Delta$	0.750576 0.108341	0.668025 0.009923	N/A	0.473074 0.009923	1.153052 0.003916	0.849389 0.002713

## مراجع

- 2004.
- [11] D. Simon, "Biogeography-based optimization", *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*. Vol. 12, No. 6, pp.702-713, 2008.
- [12] M. Ergezer, D. Simon, D. Du, "Oppositional biogeographybased optimization", In *Proceedings of the IEEE Conferencon Systems, Man, and Cybernetics*, IEEE, San Antonio,TX, USA, pp. 1035-1040, 2009.
- [13] D. Du, D. Simon, M. Ergezer, "Biogeography-based optimization combined with evolutionary strategy and immigration refusal", In *Proceedings of the IEEE Conference on Systems, Man, and Cybernetics*,IEEE, San Antonio, TX,USA, pp. 1023-1028, 2009.
- [14] H. Ma, S. Ni, M. Sun, " Equilibrium species counts and migration model tradeos for biogeography-based optimization", In *Proceedings of the 48<sup>th</sup> IEEE Conference on Decision and Control*, IEEE, Shanghai, China, pp. 3306-3310, 2009.
- [15] N. Johal, S. Singh, and H. Kundra, " A hybrid FPAB/BBO algorithm for satellite image classification", *International Journal of Computer Applications*, Vol. 6, No. 5, pp. 31-36, September 2010.
- [16] Hai-Ping Ma,Xie-Yong Ruan ,Zhang-Xin Pan , "Handling Multiple Objectives with Biogeography-based Optimization,*International Journal of Automation and Computing* Vol. 9, No. 1, pp. 30-36, 2012.
- [17] J. Abell and D. Du, "A framework for multiobjective, biogeography-based optimization of complex system families", *AIAA/ISSMO Multidisciplinary Analysis Optimization Conference*, Fort Worth, Texas, September 2010.
- [18] K. Jamuna and K. Swarup, "Multi-objective biogeography based optimization for optimal PMU placement", *Applied Soft Computing*, Vol. 12, No. 5, pp. 1503-1510, May 2012.
- [19] M. Costa e Silva, L. Coelho, and L. Lebensztajn, "Multiobjective biogeography-based optimization based on predator-prey approach", *IEEE Transactions on Magnetics*, Vol. 48, 2, pp. 951-954, February 2012.
- [20] Storn R, Price K, "Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces", *JGlobal Opt*, Vol. 11, No. 4, pp. 369-400, 2002.
- [1] John Wiley & Sons, Chichester "Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms", UK, 2001, ISBN 0-471-87339-X.
- [2] C. M. Fonseca and P. J. Fleming, "Genetic algorithms for multiobjective optimization: Formulation, discussion and generalization," in *Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms*, S. Forrest, Ed. San Mateo, CA: Morgan Kauffman, pp. 416–423, 1993.
- [3] N. Srinivas and K. Deb, "Multiobjective function optimization using nondominated sorting genetic algorithms," *Evol. Comput.*, Vol. 2, No. 3, pp. 221–248, Fall 1995.
- [4] J. Horn, N. Nafploitis, and D. E. Goldberg, " A niched Pareto genetic algorithm for multiobjective optimization," in *Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation*, Z. Michalewicz, Ed. Piscataway, NJ: IEEE Press, pp. 82–87, 1994.
- [5] Schaffer. Multiple Objective Optimization with Vector Evaluated Genetic Algorithms. Unpublished Ph.D. thesis, Vanderbilt University, Nashville, Tennessee, 1984.
- [6] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II," *IEEE Trans. Evol. Comput.*, Vol. 6, pp. 182–197, Apr. 2002.
- [7] E. Zitzler and L. Thiele. Multiobjective evolutionary algorithms: "A comparative case study and the strength pareto approach", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, pp.257–271, 1999.
- [8] E. Zitzler, M. Laumanns, and L. Thiele, "SPEA2: Improving the strength Pareto evolutionary algorithm," in *Proc. EUROGEN 2001. Evolutionary Methods for Design, Optimization and Control With Applications to Industrial Problems*,K. Giannakoglou, D. Tsahalis, J. Periaux, P. Papailou, and T. Fogarty, Eds., Athens, Greece, Sept. 2001.J.
- [9] J. Durillo, J. Garca, A. Nebro, C. Coello, F. Luna, and E. Alba, "Multi-objective particle swarm optimizers: An experimental comparison", *5th International Conference on Evolutionary MultiCriterion Optimization (EMO2009)*, 2009.
- [10] C. Garca, O. Cordin, and F. Herrera, "An empirical analysis of multiple objective ant colony optimization algorithms for the bi-criteria ts", *ANTS Workshop*, pp. 61–72,

- IEEE Press, pp. 98–105, 1999.
- [25] Nateri Kaul Madavan, "Multi-objective optimization using a Pareto differential evolution approach" Proceeding of the Congress on Evolutionary Computation", Vol.2, pp.862-869, 2003.
- [26] Feng Xue, Arthur Cobut Sanderson, "Pareto-based multi-objective differential evolution", Proceedings of the 2003 Congress on Evolutionary Computation, pp.420-431, 2003.
- [27] Tea Rolic, Bogdan Filipic, "DEMO: Differential Evolution for Multi-objective Optimization", Lecture Notes in Computer Science Vol. 34, No. 10, pp. 520-533, 2005.
- [28] Guolin Yu, "An Improved Differential Evolution Algorithm for Multi-objective Optimization Problems", IJACT: International Journal of Advancements in Computing Technology, Vol. 3, No. 9, pp. 106 - 113, 2011.
- [21] E. Zitzler, "Evolutionary algorithms for multiobjective optimization: Methods and application", Doctoral dissertation ETH 13398, Swiss Federal Institute of Technology (ETH), Zurich, Switzerland, 1999.
- [22] H.-M. Voigt, W. Ebeling, I. Rechenberg, and H.-P. Schwefel, Eds. Berlin, "On the performance assessment and comparison of stochastic multiobjective optimizers," in Parallel Problem Solving from NatureIV, Germany, Springer-Verlag, pp. 584–593, 1996.
- [23] E. Zitzler, K. Deb, and L. Thiele, "Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: Empirical results," *Evol. Comput.* Vol. 8, No. 2, pp.173–195, summer 2000.
- [24] J. Knowles and D. Corne, "The Pareto archived evolution strategy: Anew baseline algorithm for multiobjective optimization," in Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ: 341–359.

زیر نویس ها

- 
- <sup>1</sup> Multi Objective Optimization(MOO)  
<sup>2</sup> Biogeography Based Optimization  
<sup>3</sup> Predator Prey  
<sup>4</sup> Habitat Suitability Index  
<sup>5</sup> Suitability Index Variable  
<sup>6</sup> Differential Evolution