

اولین همایش ملی مهندسی رایانه و مدیریت فناوری اطلاعات

کد مقاله :

MOIPO روشی جدید برای بهینه‌سازی چندهدفه در فناوری اطلاعات

نجمه صیادی^{۱*}، سید حمید ظهیری^۲

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی الکترونیک، دانشکده برق و کامپیوتر - دانشگاه بیرجند

پست الکترونیکی: sayyadinajmeh@yahoo.com

^۲ دانشیار گروه الکترونیک و مخابرات، دانشکده برق و کامپیوتر - دانشگاه بیرجند - بیرجند

پست الکترونیکی: hzahiri@birjand.ac.ir

چکیده

بهینه‌سازی یکی از موضوعات مهم در زمینه‌های علوم کامپیوتر و فناوری اطلاعات، هوش مصنوعی، رایانش نرم و سایر زمینه‌های مهندسی برق به شمار می‌آید. بهینه‌سازی، یافتن بهترین جواب برای حل یک مسئله از بین جواب‌های ممکن در یک زمان قابل قبول است.

در این مقاله روشی جدید در بهینه‌سازی چندهدفه مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی صفحات شیب‌دار به نام الگوریتم بهینه‌سازی صفحات شیب‌دار چندهدفه (*MOIPO*) ارائه شده است. در روش پیشنهادی از مفهوم بهینگی پرتو برای شناسایی موقعیت‌های غیر چیره‌شده و از یک مخزن بیرونی برای نگهداری این موقعیت‌ها استفاده می‌شود. برای اطمینان از صحت روش ارائه شده در مواجهه با مسائل بهینه‌سازی چندهدفه آن را بر روی توابع استاندارد معتبر مورد آزمایش قرار می‌دهیم و عملکرد الگوریتم پیشنهادی را با الگوریتم پرکاربرد بهینه‌سازی چند هدفه ازدحام ذرات (*MOPSO*) مقایسه می‌کنیم.

واژه‌های کلیدی: بهینه‌سازی چندهدفه، الگوریتم بهینه‌سازی صفحات شیب‌دار، بهینگی پرتو، مخزن بیرونی، موقعیت‌ها غیر چیره

شده.

۱- مقدمه

بهینه‌سازی فرایندی است که در آن، با تنظیم ورودی‌های یک مسئله یا مشخصات یک قطعه، خروجی یا نتایج بهینه (بیشینه یا کمینه) ایجاد خواهد شد. در قیاس با مسائل تک هدفه که به دنبال یک جواب بهینه هستیم در مسائل چند هدفه بندرت یک جواب قابل پذیرش است [۵].

حل مسائل چند هدفه با روش سنتی مانند روش وزن دادن^۱، روش قیدی^۲، در مسائلی که ابعاد بالایی دارند و همچنین تعداد داده‌های ورودی و خروجی آن‌ها زیاد است، عملاً امکان پذیر نمی‌باشد. در حالت کلی در این روش‌ها، مسائل چند هدفه قبل از بهینه‌سازی باید به قالب یک مسئله تک هدفه تبدیل شود. از معایب این روش‌ها آن است که در هر بار اجرای الگوریتم بهینه‌سازی یک جواب تولید می‌شود. لذا با گذشت زمان و رشد اطلاعات علمی و نیز افزایش ابعاد داده، نیاز دو چندان برای حل مسائل چندهدفه که اکثراً در کاربردهای عملی و در حوزه‌های مختلف مهندسی برق و فناوری اطلاعات نمایان می‌شود، موجب ابداع روش نوین چند هدفه توسط محققان گردیده است.

مسائل بهینه‌سازی چند هدفه اغلب نیاز به بهینه‌سازی اهداف متعدد دارد که به طور کلی با یکدیگر در تضاد هستند. به گونه‌ای که بهینه کردن یک هدف ما را از رسیدن به سایر اهداف دور می‌کند در مسائل بهینه‌سازی چندهدفه به دنبال بهترین مصالحه بین اهداف هستیم. با انجام این مصالحه منطقی نهایتاً پاسخی به دست خواهد آمد که بهینه‌ساز همه‌ی توابع هدف نبوده بلکه ممکن است از دید تک تک آن‌ها جواب‌های نزدیک بهینه تلقی شود [۵].

در چند سال اخیر الگوریتم‌های مختلفی برای حل مسائل بهینه‌سازی چندهدفه در زمینه‌های مختلف به کار گرفته شده و نتایج آن بررسی گردیده است. می‌توان روش بهینه‌سازی مبتنی بر پرتو را به عنوان یک روش کارآمد در بهینه‌سازی چند هدفه نام برد.

در بین الگوریتم‌های ابتکاری^۳ برای حل مسائل چند هدفه ارائه شده تاکنون، می‌توان الگوریتم‌های تکاملی چندهدفه *NPGA*^۴، [۹]، *NSGA I&II*^۵، [۶] و الگوریتم‌های هوش جمعی^۶ *MOPSO*^۷، [۷]، *MOGSA*^۸، [۱]، *MOCFO*^۹، [۴] را نام برد.

الگوریتم *IPO*^{۱۰} یک روش ابتکاری جدید بر مبنای دینامیک حرکت اجسام (توپ‌های کوچک) بر روی صفحات شیب‌دار بدون اصطکاک مطرح شده است. در الگوریتم مطرح شده مجموعه‌ای از اجسام با همکاری یکدیگر بر اساس قانون دوم نیوتن و معادلات حرکت به سمت بهترین جواب مسئله حرکت می‌کنند [۳].

در این مقاله روش نوینی در بهینه‌سازی چندهدفه مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی صفحات شیب‌دار به نام الگوریتم بهینه‌سازی صفحات شیب‌دار چندهدفه (*MOIPO*^{۱۱}) معرفی می‌گردد. در روش پیشنهادی از بهینگی پرتو نقاط غیر چیره شده به دست می‌آید و این نقاط در یک حافظه‌ی جانبی (مخزن) ذخیره می‌گردد. برای بررسی صحت عملکرد الگوریتم *MOIPO* در بهینه‌سازی توابع چندهدفه آن را به ۳ تابع آزمون استاندارد که در مقالات معتبر مورد استفاده واقع شده‌اند، اعمال نموده و نتایج آن را با الگوریتم *MOPSO* مقایسه می‌کنیم.

در بخش ۲ مقاله بهینه‌سازی چندهدفه و مفاهیم اساسی و اولیه روش‌های چندهدفه بیان می‌شود. بخش ۳ الگوریتم *IPO* مختصراً توضیح داده خواهد شد و در بخش ۴ روش پیشنهادی بیان می‌شود و نتایج این روش بر روی توابع آزمون استاندارد و مقایسه‌ی آن با الگوریتم *MOPSO* در بخش ۵ آورده شده است و نهایتاً نتیجه‌گیری در بخش ۶ پایان‌دهنده‌ی مقاله خواهد بود.

^۱ Weighting method

^۲ Constraint method

^۳ Heuristics Algorithms

^۴ Niched Pareto Genetic Algorithm (NPGA)

^۵ Non-dominated Sorting Genetic Algorithm I and II (NSGA I&II)

^۶ Swarm intelligence Algorithms

^۷ Multi Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO)

^۸ Multi Objective Gravitational search Algorithm (MOGSA)

^۹ Multi Objective Central Force Optimization (MOCFO)

^{۱۰} Inclined Planes System Optimization (IPO)

^{۱۱} Multi Objective Inclined Planes System Optimization (MOIPO)

۲- بهینه‌سازی چندهدفه

یک مفهوم مهم در روش‌های بهینه‌سازی چندهدفه "چیره بودن"^۱ است. پاسخ x_i را بر x_j چیره گویند اگر شرایط زیر محقق شوند.

۱- پاسخ x_i از دید هیچ یک از توابع هدف از x_j بدتر نباشد.

۲- پاسخ x_i حداقل در یکی از توابع هدف از x_j بهتر باشد.

تعاریف فوق به نوبه خود منجر به تعریف بهینگی پرتو می‌شود. $x_i \in U$ (U مجموعه مرجع همه‌ی پاسخ‌ها است) را بهینه پرتو گویند اگر و تنها اگر هیچ $x_i \in U$ وجود نداشته باشد که مسلط بر x_i باشد. مجموعه همه پاسخ‌های x_i را مجموعه بهینه پرتو یا جبهه پرتو^۲ می‌خوانند [۲].

۲-۱- مفاهیم اولیه

تعاریف اولیه روش‌های بهینه‌سازی چندهدفه به طور قراردادی، به شرح زیر بیان می‌شود [۱۳]:

تعریف ۱: مسئله بهینه‌سازی چندهدفه (MOP): یک MOP متداول شامل مجموعه‌ای از n پارامتر (متغیرهای تصمیم)، مجموعه‌ای از k تابع هدف و مجموعه‌ای از m قید است. توابع هدف و قیود، توابعی از متغیرهای تصمیم هستند. هدف از بهینه‌سازی این است که:

$$\text{Minimize } y = f(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)) \quad (1)$$

$$\text{subject to } e(x) = (e_1(x), e_2(x), \dots, e_m(x)) \leq 0$$

$$\text{where } x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in X$$

$$y = (y_1, y_2, \dots, y_k) \in Y$$

به طوری که x بردار تصمیم و y بردار هدف است. X به عنوان فضای تصمیم مشخص می‌شود و Y فضای هدف نامیده می‌شود. قیود $e(x) \leq 0$ مجموعه‌ای از پاسخ‌های ممکن را تعیین می‌کند.

تعریف ۲: برای دو بردار $x, y \in R^k$ ، گفته می‌شود $x \leq y$ اگر برای هر $i = 1, 2, \dots, k$ ، $x_i \leq y_i$ باشد. همچنین گفته می‌شود x بر y چیره است اگر $x \leq y$ و $x \neq y$ باشد.

تعریف ۳: برای یک بردار از متغیرهای تصمیم $x \in X \subset R^n$ گفته می‌شود x نسبت به X غیر چیره شده است اگر $x' \in X$ دیگری وجود نداشته باشد به طوری که $f(x') < f(x)$ باشد.

تعریف ۴: برای یک بردار از متغیرهای تصمیم $x^* \in F \subset R^n$ (F مجموعه جواب‌های ممکن) بهینگی پرتو برقرار است اگر x^* در خصوص بردار F غیر چیره شده باشد.

تعریف ۵: مجموعه‌ی بهینه پرتو P^* به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$P^* = \{x \in F \mid x \text{ is pareto-optimal}\} \quad (2)$$

تعریف ۶: جبهه پرتو PF^* به صورت زیر بیان می‌گردد:

$$PF^* = \{f(x) \in R^k \mid x \in P^*\} \quad (3)$$

۳- الگوریتم بهینه‌سازی صفحات شیب‌دار (IPO)

الگوریتم بهینه‌سازی صفحات شیب‌دار که اختصاراً IPO نامیده شده از حرکت دینامیکی اجسام کروی بر روی سطح شیب‌دار بدون اصطکاک که همگی تمایل دارند تا به پایین ترین نقطه‌ی سطح برسند، الهام گرفته شده است. در IPO تعدادی توپ کوچک که عوامل الگوریتم هستند، فضای جست‌وجو را برای یافتن نقطه بهینه (در اینجا مینیمم) جست‌وجو می‌کنند. ایده‌ی اصلی الگوریتم IPO نسبت دادن ارتفاع تابع نسبت به یک نقطه‌ی مرجع به هر توپ است. میزان ارتفاع بر اساس تابع برازندگی به دست می‌آید.

¹ Domination

² Pareto-front

برای داشتن تخمینی از صفحه شیب‌دار که توپ‌ها بر روی آن قرار دارند از خطوطی مستقیم استفاده شده، که مراکز توپ‌ها را به هم وصل می‌کند. این خطوط، با خط راست افقی عبوری از مرکز توپ، زاویه‌ای را تشکیل می‌دهد که به وسیله‌ی آن جهت و میزان شتاب اختصاص یافته به هر توپ تعیین می‌شود. توپ‌ها به صورت مکرر بر روی فضای جست‌وجو حرکت کرده و به تناسب شتابی رابه خود اختصاص می‌دهند [۳].

سیستمی با N توپ را در نظر بگیرید. موقعیت توپ i ام به وسیله فرمول زیر تعریف می‌گردد:

$$\vec{x}_i = (x_i^1, \dots, x_i^d, \dots, x_i^n) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

$$x_j^{\min} \leq x_j \leq x_j^{\max} \quad 1 \leq j \leq n \quad (5)$$

به طوری که، x_i^d موقعیت توپ i ام در بُعد d ام در فضای n بُعدی است. هدف پیدا کردن موقعیت $f(x)$ مینیمم تابع هدف می‌باشد که بر روی فضای جست‌وجو تعریف شده‌است. در یک زمان مشخص مانند t ، زاویه بین توپ i ام و توپ j ام در بعد d ، یعنی $\phi_{ij}^d(t)$ به صورت زیر محاسبه می‌گردد.

$$\phi_{ij}^d(t) = \left(\tan^{-1} \left(\frac{f_j(t) - f_i(t)}{x_i^d(t) - x_j^d(t)} \right) \right) \quad (6)$$

$$i = j = 1, 2, \dots, N, \quad d = 1, 2, \dots, n, \quad i \neq j$$

به گونه‌ای که $f_i(t)$ مقدار تابع هدف (ارتفاع) برای توپ i ام در زمان t است.

به منظور کاهش پیچیدگی محاسبات شتاب هر توپ در هر بُعد، به صورت جدا از دیگر ابعاد محاسبه می‌شود. برای محاسبه‌ی شتاب تنها توپ‌هایی که در ارتفاع (برازندگی) پایین‌تر قرار دارند، در محاسبات شتاب به کار گرفته می‌شوند. شتاب‌های بدست‌آمده از صفحات شیب‌دار مختلف با هم جمع شده تا شتاب کل اعمالی به هر توپ محاسبه شود. در این الگوریتم مقدار و جهت شتاب برای توپ i ام در زمان تکرار t ام در بعد d ام از رابطه‌ی زیر محاسبه می‌گردد.

$$a_i^d(t) = \sum_{j=1}^N U(f_j(t) - f_i(t)) \cdot \sin(\phi_{ij}^d(t)) \quad (7)$$

IPO از معادله حرکت با شتاب ثابت برای بروز رسانی موقعیت توپ‌ها استفاده می‌کند:

$$x_i^d(t+1) = k_1 \cdot rand_1 \cdot a_i^d(t) \cdot \Delta t^2 + k_2 \cdot rand_2 \cdot v_i^d(t) \cdot \Delta t + x_i^d(t) \quad (8)$$

به طوری که $rand_1$ و $rand_2$ دو ثابت تصادفی هستند که به صورت یکنواخت در بازه $[0,1]$ توزیع شده‌اند تا به الگوریتم خاصیت تصادفی داده شود برای کنترل فرایند جست‌وجو الگوریتم، از دو ثابت مهم k_1 و k_2 استفاده شده‌است این دو ثابت تابعی از زمان (تکرار الگوریتم) هستند با گذشت زمان k_1 باید از مقدار اولیه خود کاهش یابد و k_2 باید افزایش یابد. این دو ثابت باعث ایجاد یک مصالحه، بین دو مفهوم استخراج^۱ و اکتشاف^۲ در الگوریتم می‌شوند. مقادیر این پارامترها به صورت تابعی از زمان محاسبه می‌شود.

$$k_1(t) = \frac{c_1}{1 + \exp((t - shift_1) \times scale_1)} \quad (9)$$

$$k_2(t) = \frac{c_2}{1 + \exp((t - shift_2) \times scale_2)} \quad (10)$$

به طوری که $c_1, c_2, shift_1, shift_2, scale_1, scale_2$ ثوابتی هستند که به طور تجربی به دست می‌آیند. $v_i^d(t)$ سرعت توپ i ام و در زمان t ام می‌باشد. که به صورت زیر محاسبه می‌گردد.

$$v_i^d(t) = \frac{x_{best}^d(t) - x_i^d(t)}{\Delta t} \quad (11)$$

۴- معرفی روش MOIPO

¹ Exploitation

² Exploration

در الگوریتم **MOIPO** از روش "بهینگی پرتو" برای شناسایی موقعیت‌های "غیر غالب" و از یک "مخزن بیرونی" برای نگهداری این موقعیت‌ها استفاده می‌شود.

ابتدا جمعیت اولیه با توجه به محدوده مشخص شده به صورت تصادفی ایجاد می‌شود، برازندگی جمعیت محاسبه می‌شود و از میان آن‌ها، بهترین توپ‌ها در یک مخزن بیرونی شامل پاسخ‌های پرتو نگهداری می‌شود. سپس با توجه به الگوریتم **IPO**، موقعیت هر توپ برای تکرار بعدی الگوریتم بروزرسانی می‌شود. این بروزرسانی شامل قرار دادن همه توپ‌های غیر چیره شده فعلی در مخزن است. به‌طور همزمان هر توپ چیره نشده در فرایندی از مخزن حذف می‌شود. از آنجایی که ظرفیت مخزن محدود می‌باشد هر زمان که ظرفیت مخزن از حد نصاب گذشت، به هر ابرمکعب احتمالی متناسب با تعداد توپ در هر ابرمکعب نسبت می‌دهیم و از طریق چرخ رولت ابرمکعب انتخاب و به‌طور تصادف نقطه مازاد حذف می‌شود این روند تا زمانی که حجم مخزن به حد نصاب برسد ادامه می‌یابد.

۵- نتایج آزمایش‌ها و مقایسه عملکرد الگوریتم‌ها:

برای بررسی توانایی الگوریتم **MOIPO** در بهینه‌سازی توابع چندهدفه آن را به ۳ تابع آزمون استاندارد اعمال می‌کنیم. به منظور برآورد کمی از عملکرد الگوریتم بهینه‌سازی چندهدفه و مقایسه‌ی الگوریتم‌ها با یکدیگر، معیارهای استاندارد در نظر گرفته می‌شود که در اینجا از دو معیار **GD** و **SP** استفاده می‌شود. معیار **GD** به عنوان معیاری برای اندازه‌گیری میزان نزدیکی پاسخ‌های غیر چیره شده توسط الگوریتم به مجموعه بهینه پرتو (جبهه پرتو واقعی) به کار می‌رود [۱۵]. معیار **SP** نیز به عنوان معیاری برای اندازه‌گیری پراکندگی پاسخ‌های یافت شده غیر چیره شده در طول جبهه پرتو استفاده می‌شود [۱۴].

$$GD = \frac{\sum_{i=1}^n d_i^2}{n} \quad (12)$$

n تعداد پاسخ‌های یافت شده غیر چیره شده است و d_i فاصله اقلیدوسی بین هر کدام از این اعضا و نزدیک ترین عضو از مجموعه ی بهینه پرتو می‌باشد که در فضای هدف اندازه‌گیری می‌شود. واضح است که اگر $GD = 0$ شود، نشان می‌دهد که همه‌ی اعضا در مجموعه بهینه پرتو می‌باشد.

$$SP = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\bar{d} - d_i)^2}{n-1}} \quad (13)$$

که n تعداد پاسخ‌های یافت شده غیر چیره شده است و \bar{d} میانگین همه d_i ها است. d_i از رابطه‌ی زیر به دست می‌آید.

$$d_i = \min_j \left(\left| f_1^i(x) - f_1^j(x) \right| + \left| f_2^i(x) - f_2^j(x) \right| \right) \quad (14)$$

اگر $SP = 0$ باشد، نشان می‌دهد که همه‌ی اعضای جبهه پرتو با فاصله‌ی یکسان از هم قرار دارند.

۵-۱- توابع آزمون:

در این قسمت روابط توابع آزمون مورد استفاده در روش پیشنهادی و مقایسه نتایج حاصل از الگوریتم **MOIPO** با الگوریتم **MOPSO** آورده شده است. گزارش نتایج به دست آمده از انجام ۵۰۰ بار تکرار حلقه الگوریتم و ۲۰ بار تکرار مستقل الگوریتم می‌باشد.

تابع آزمون **(KUR)**:

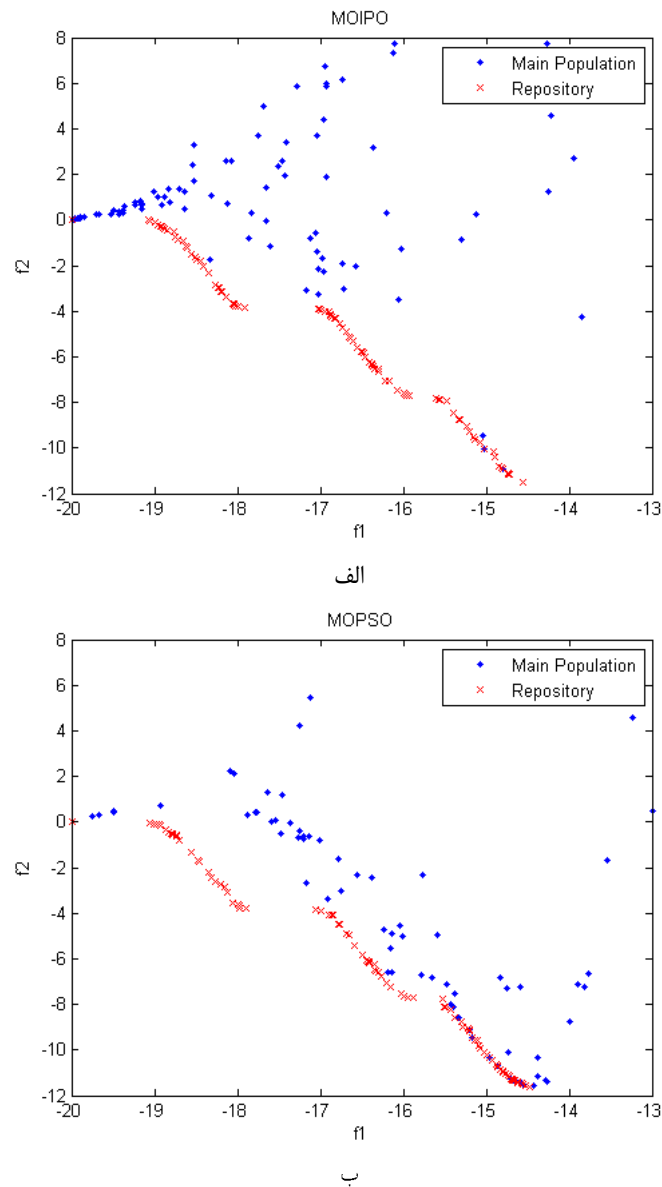
این تابع توسط **Kursawe** مطرح شده است [۱۰] و به صورت زیر بیان می‌شود:

$$\text{Min } f_1(\vec{x}) = \sum_{i=1}^2 (-10 \exp(-2\sqrt{(x_i^2 + x_{i+1}^2)})) \quad (15)$$

$$\text{Min } f_2(\vec{x}) = \sum_{i=1}^3 (|x_i|^8 + 5 \sin(x_i)^3) \quad (16)$$

به طوری که $-5 \leq x_1, x_2, x_3 \leq 5$ می باشد.

شکل (۱) جبهه پرتو تولید شده این تابع را توسط الگوریتم های *MOIPO* و *MOPSO* می توان مشاهده کرد، شکل نشان می دهد که جبهه پرتو ناپیوسته دارد و شامل سه منحنی پرتو است.



شکل (۱): جبهه پرتو تولید شده برای اولین تابع آزمون توسط الف) *MOIPO*، ب) *MOPSO*

در جدول (۱) مقایسه بین نتایج این دو الگوریتم با توجه به معیارهای مقایسه آورده شده است. عملکرد الگوریتم پیشنهادی بهتر از *MOPSO* است. به طوری که از نقطه نظر فاصله از جبهه پرتو حقیقی، مینیمم مقدار GD ، ۰.۰۶۷% و از نظر معیار پراکندگی ۰.۱۶% بهتر عمل کرده است.

جدول (۱): نتایج معیار $SP.GD$ توسط *MOPSO* و *MOIPO* برای اولین تابع آزمون

معیار	محدوده	<i>MOIPO</i>	<i>MOPSO</i>
GD	Min	۰.۰۰۲۹	۰.۰۰۶۷
	Max	۰.۰۲۴۵	۰.۰۱۷۸

۰.۰۰۹۵	۰.۰۱۱۸	Med	SP
۰.۰۰۹۸	۰.۰۱۳۴	Mean	
۰.۰۵۵۶	۰.۰۴۶۲	Min	
۰.۱۰۹۳	۰.۱۳۰۷	Max	
۰.۰۷۲۹	۰.۰۹۴۶	Med	
۰.۰۷۶۰	۰.۰۹۵۰	Mean	

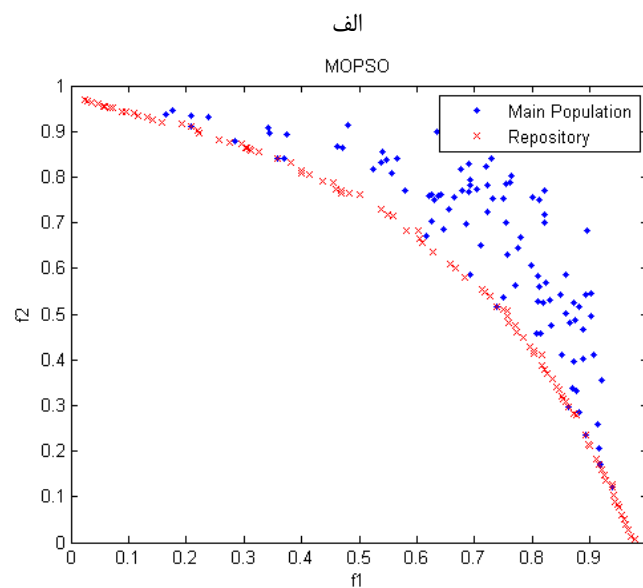
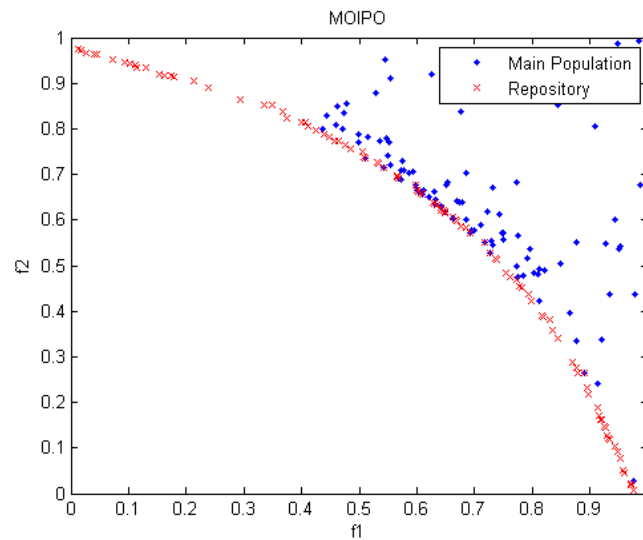
تابع آزمون (FUN) :

این تابع توسط *Fleming, Fonseca* مطرح شده است [۸] و به صورت زیر بیان می شود:

$$\text{Min} \quad f_1(\vec{x}) = 1 - \exp\left(-\sum_{i=1}^3 \left(\exp\left(x_i - \frac{1}{\sqrt{3}}\right)\right)^2\right) \quad (17)$$

$$\text{Min} \quad f_2(\vec{x}) = 1 - \exp\left(-\sum_{i=1}^3 \left(\exp\left(x_i + \frac{1}{\sqrt{3}}\right)\right)^2\right) \quad (18)$$

شکل (۲) جبهه پرتو تولید شده این تابع را توسط الگوریتم های *MOIPO* و *MOPSO* می توان مشاهده کرد.



شکل (۲): جبهه پرتو تولید شده برای دومین تابع آزمون توسط الف) *MOIPO*، ب) *MOPSO*

در جدول (۲) مقایسه بین نتایج این دو الگوریتم نشان داده شده است. مقادیر *GD* و *SP* در الگوریتم *MOPSO* بیشتر از *MOIPO* می باشد. به عنوان نمونه مینیمم مقدار *GD* و معیار پراکندگی پاسخ های یافت شده غیر چیره در جبهه پرتو که با *SP* نشان داده شده، در الگوریتم *MOIPO* به ترتیب ۹.۵٪ و ۴.۱٪ بهتر از *MOPSO* است و این بیان کننده عملکرد بسیار خوب الگوریتم پیشنهاد شده در این مقاله می باشد.

جدول (۲): نتایج معیار *SP.GD* توسط *MOPSO* و *MOIPO* برای دومین تابع آزمون

معیار	محدوده	<i>MOIPO</i>	<i>MOPSO</i>
<i>GD</i>	Min	۰.۰۰۰۰۹۷۰	۰.۰۰۰۱۰۷۲
	Max	۰.۰۰۰۱۵۰۴	۰.۰۰۰۱۵۵۸
	Med	۰.۰۰۰۱۲۴۴	۰.۰۰۰۱۳۴۲
	Mean	۰.۰۰۰۱۲۵۰	۰.۰۰۰۱۳۳۵
<i>SP</i>	Min	۰.۰۰۶۹۰۰۰	۰.۰۰۷۲۰۰۰
	Max	۰.۰۱۰۹۰۰۰	۰.۰۰۷۲۰۰۰
	Med	۰.۰۰۸۵۰۰۰	۰.۰۰۸۹۰۰۰
	Mean	۰.۰۰۸۶۰۰۰	۰.۰۰۹۰۰۰۰

تابع آزمون ۳) (*SCH*):

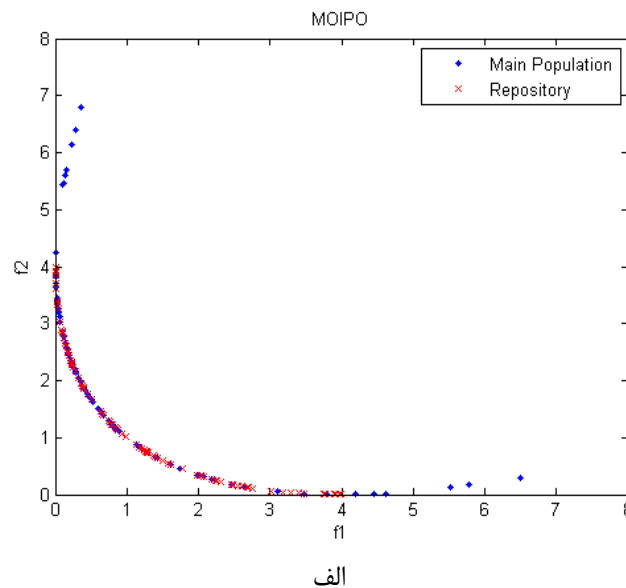
این تابع توسط *Schaffer* مطرح شده است [۱۱] و به صورت زیر بیان می شود:

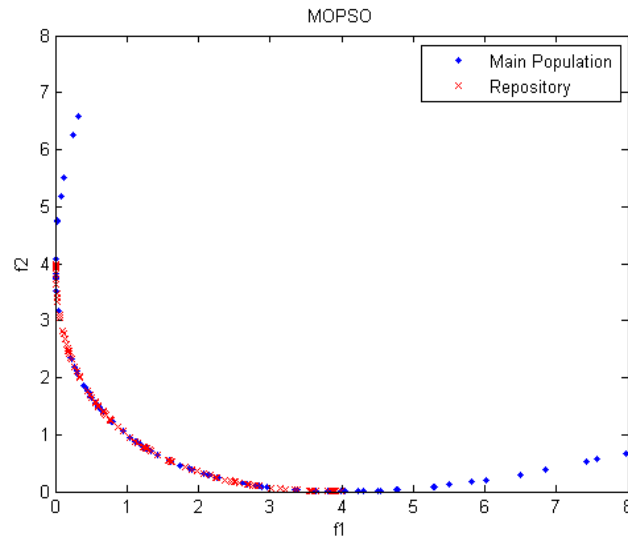
$$\text{Min} \quad f_1(\vec{x}) = x^2 \quad (19)$$

$$\text{Min} \quad f_2(\vec{x}) = (x-2)^2 \quad (20)$$

به طوری که $-10^3 \leq x \leq 10^3$ می باشد.

شکل (۳) جبهه پرتو تولید شده این تابع را توسط الگوریتم های *MOIPO* و *MOPSO* می توان مشاهده کرد.





ب

شکل (۳): جبهه پرتو تولیدشده برای سومین تابع آزمون توسط الف) *MOIPO* ، ب) *MOPSO*

در جدول (۳) مقایسه بین نتایج این دو الگوریتم با توجه به معیارهای مقایسه آورده شده است. این جدول نشان می‌دهد که الگوریتم *MOIPO* از نظر *GD* و *SP* نسبت به الگوریتم *MOPSO* بهتر عمل کرده است. به طوری که میانگین فاصله از جبهه پرتو واقعی و پراکندگی پاسخ‌های یافت شده غیر چیره شده در طول جبهه پرتو واقعی به ترتیب ۹٪ و ۳۰۹٪ کمتر از *MOPSO* به دست آمده است. همچنین ماکزیمم *GD* و *SP* در الگوریتم پیشنهادی با مقادیر ۰۰۰۰۲۴ و ۰۰۰۴۶۵ نسبت به *MOPSO* با مقادیر ۰۰۰۰۳۴ و ۰۰۰۵۲۴ پاسخ‌های بهتری را نتیجه داده است.

جدول (۳): نتایج معیار *SP*, *GD* توسط *MOPSO* و *MOIPO* برای سومین تابع آزمون

معیار	محدوده	<i>MOIPO</i>	<i>MOPSO</i>
<i>GD</i>	Min	۰۰۰۱۴	۰۰۰۱۷
	Max	۰۰۰۲۴	۰۰۰۳۴
	Med	۰۰۰۲۰	۰۰۰۲۲
	Mean	۰۰۰۲۰	۰۰۰۲۲
<i>SP</i>	Min	۰۰۲۹۹	۰۰۳۰۱
	Max	۰۰۴۶۵	۰۰۵۲۴
	Med	۰۰۳۹۹	۰۰۴۱۰
	Mean	۰۰۳۹۳	۰۰۴۰۹

۶- نتیجه‌گیری:

در این مقاله، روشی جدید به منظور بهینه‌سازی چند هدفه برای الگوریتم *IPO* بیان شد این الگوریتم جدید الگوریتم بهینه‌سازی صفحات شیب‌دار چند هدفه (*MOIPO*) نامیده شده است که تعادل خوبی در اکتشاف و استخراج فضای جست‌وجو دارد. در این الگوریتم از یک مخزن بیرونی برای شناسایی و ذخیره کردن موقعیت‌های غیر چیره شده استفاده گردیده است. برای اطمینان از صحت روش ارائه شده در مواجهه با مسائل بهینه‌سازی چندهدفه و به بررسی جبهه‌ی پرتو تولید شده با معیار پراکندگی و نزدیکی پاسخ‌های یافت شده‌ی غیر چیره شده در جبهه پرتو به جبهه‌ی پرتو حقیقی، بر روی توابع استاندارد معتبر مورد آزمایش قرار

گرفته شد و نتایج آن با الگوریتم *MOPSO* مقایسه گردید. این نتایج بیان می‌کند که روش پیشنهادی توانایی خوبی در بهینه‌سازی چند هدفه دارد و با الگوریتم *MOPSO* قابل رقابت و مقایسه است.

۷- فهرست منابع

- [۱] ده‌باشیان، مریم، ظهیری، سیدحمید (۱۳۸۹)؛ «MOGSA: روشی جدید در بهینه‌سازی چندهدفه مبتنی بر الگوریتم جست‌وجوی گرانشی»، شانزدهمین کنفرانس انجمن کامپیوتر ایران، دانشگاه صنعتی شریف، جلد اول، صص ۵۰۷-۵۰۲
- [۲] ظهیری، سید حمید (۱۳۸۵)؛ «طبقه‌بندی کننده چند منظوره گروه ذرات»، نشریه مهندسی برق و کامپیوتر ایران، سال ۴، شماره ۲، صص ۹۸-۹۱
- [۳] مظفری، محمد حامد، عبدی، حامد، ظهیری، سید حمید (۱۳۹۱)؛ «الگوریتم جدید بهینه‌سازی سیستم صفحات شیب‌دار»، مجله علمی پژوهش رایانش نرم و فناوری اطلاعات، جلد ۱، شماره ۱، صص ۳-۲۰
- [۴] نجف زاده، حامد، ظهیری، سید حمید (۱۳۹۱)؛ «الگوریتم بهینه‌سازی نیروی مرکزی چندهدفه» رایانش نرم و فناوری اطلاعات، جلد ۲، شماره ۲، صص ۷۲-۸۳
- [۵] نظام آبادی‌پور، حسین (۱۳۸۹)؛ الگوریتم وراثتی مفاهیم پایه و مباحث پیشرفته، جلد ۱، کرمان، دانشگاه شهیدباهنر کرمان.
- [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] C.A. Coello Coello, G.T. Polido, and M.S. Lechuga, "Handling Multiple Objectives With Particle Swarm Optimization," IEEE Transactions On Evolutionary Computation, VOL. 8, NO. 3, JUNE 2004.
- [8] C. M. Fonseca, and P. J. Fleming, "Multiobjective optimization and multiple constraint handling with evolutionary algorithms-Part II: An application example," IEEE Transactions on Systems, Man, & Cybernetics Part A: Systems & Humans, vol. 28, no. 1, pp. 38-47, 1998.
- [9] J. Horn, N. Nafpliotis, and D. E. Goldberg, "A niched Pareto genetic algorithm". Evol. Comput. , vol. 2, no. 3, pp.221-248, 1994.
- [10] F. Kursawe, "A variant of evolution strategies for vector optimization," in Parallel Problem Solving from Nature, H.-P. Schwefel and R. Männer, Eds. Berlin, Germany: Springer-Verlag, vol. 496, pp. 193-197, 1991
- [11] J. D. Schaffer, "Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms," in Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms, J. J. Grefenstette, Ed. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum, pp. 93-100, 1987.
- [12] J. R. Schott, "Fault tolerant design using single and multicriteria genetic algorithm optimization," M.S. thesis, Dept. Aeronautics and Astronautics, Massachusetts Inst. Technol., Cambridge, MA, May 1995.
- [13] M. R. Sierra and C. A. C. Coello, "Multi-objective particle swarm optimizers: A survey of the state-of-the-art," Int. J. Comput. Intell. Res., vol. 2, no. 3, pp. 287-308, 2006.
- [14] D. A. Van Veldhuizen, and G. B. Lamont, "Multiobjective evolutionary algorithm research: A history and analysis," Dept. Elec. Comput. Eng., Graduate School of Eng., Air Force Inst. Technol., Wright-Patterson AFB, OH, Tech. Rep. TR-98-03, 1998.
- [15] 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.