



مقایسه الگوریتم‌های فراابتکاری نوین برای بهینه‌سازی چندهدفه سیستم منابع آب

ابوالفضل اکبرپور^{۱*}، محسن پوررضا بیلندی^۲، محمد جواد زینلی^۳

^۱ دانشیار گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران.

^۲ دانشیار گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران.

^۳ دانشجوی دکتری منابع آب، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران.

تاریخچه داوری:

دریافت: ۱۳۹۷-۱۱-۲۳

بازنگری: ۱۳۹۸-۰۱-۰۵

پذیرش: ۱۳۹۸-۰۱-۰۶

ارائه آنلاین: ۱۳۹۸-۰۱-۰۹

کلمات کلیدی:

الگوریتم ازدحام ذرات

الگوریتم ملخ

الگوریتم مورچه‌گیر

معیار عملکرد

همگرایی

خلاصه: در این تحقیق دو تابع هدف متضاد برای حل مسئله بهینه‌سازی بهره‌برداری از مخازن چاه نیمه مورد استفاده قرار گرفت. تابع هدف اول کمینه‌سازی مجموع توان دوم اختلاف تقاضای کشاورزی از رهاسازی و تابع هدف دوم بیشینه‌سازی شاخص اعتمادپذیری تعریف گردید. در این مطالعه برای مقایسه الگوریتم‌های مورد بررسی از معیارهای زمان اجرای الگوریتم، تعداد راه‌حل‌های واقع در جبهه بهینه پارتو و معیارهای فاصله، پراکندگی، همگرایی و فاصله نسلی بهره برده شد. نتایج حاصل از بررسی الگوریتم‌های فراابتکاری نشان داد که از بین الگوریتم‌های MOALO، MOGOA و MOPSO، الگوریتم‌های MOALO و MOGOA از کارایی بالاتری نسبت به الگوریتم MOPSO برخوردار بودند. بر اساس معیارهای عملکرد زمان اجرای الگوریتم و معیار پراکندگی الگوریتم MOPSO کارایی بالایی را از خود نشان داد و بر اساس معیارهای فاصله، همگرایی و فاصله نسلی الگوریتم MOGOA کارایی بالایی را از خود نشان داد. با توجه به معیار تعداد راه‌حل‌های واقع در جبهه بهینه پارتو الگوریتم MOALO کارایی بالاتری را نسبت به دیگر الگوریتم‌ها از خود نشان داده است. همچنین الگوریتم‌های MOALO و MOGOA جبهه بهینه پارتو را به نحو مؤثری پوشش داده‌اند و می‌توان گفت راه‌حلی که این دو الگوریتم در جبهه بهینه خود یافته‌اند یک مجموعه غنی از راه‌حل‌های بهینه را ایجاد نموده که نه تنها جبهه بهینه پارتو را به نحو مؤثری پوشش داده بلکه بر راه‌حل‌های الگوریتم دیگر نیز غلبه دارد. بنابراین به نظر می‌رسد هیچ یک از معیارهای مذکور نمی‌تواند به تنهایی ملاک برتری یک الگوریتم نسبت به دیگر الگوریتم‌ها در حل یک مسئله بهینه‌سازی باشد.

۱- مقدمه

گزینه از میزان رهاسازی آب از مخزن را انتخاب نموده تا به این ترتیب با توجه به اهمیت هر یک از اهداف سعی در ارضای آن هدف داشته باشند. لذا یک بهینه‌سازی چندهدفه گزینه‌های انتخابی متعددی را پیش روی بهره‌بردار قرار داده و او می‌تواند با توجه به اهمیت هر یک از اهداف گزینه مورد نظر خود را انتخاب نماید. لذا در این راستا تحقیقات مختلفی در داخل کشور صورت گرفته است که از جمله آن‌ها می‌توان به استفاده از الگوریتم ازدحام ذرات چندهدفه (MOPSO)^۱ در مسئله بهره‌برداری بهینه از مخزن با اهداف تولید انرژی برق آبی و تأمین نیاز پایین دست (شرب صنعت و کشاورزی)، کنترل سیلاب

کمبود منابع آب از یک طرف و رشد جمعیت و به دنبال آن افزایش نیاز به آب از طرف دیگر باعث شده است بهره‌برداری بهینه از مخازن هر روز از اهمیت بالاتری برخوردار شود. در سیستم مخازن چندهدفه، معمولاً بعضی از اهداف در تضاد با یکدیگر قرار دارند. بنابراین از مسائل مهم بهینه‌سازی در منابع آب، مسئله بهره‌برداری بهینه از مخازن سدها می‌باشد و می‌توان با در نظر گرفتن اهداف متضاد میزان خروجی‌های ممکن از مخزن سد را تعیین نمود و بدین صورت بهره‌برداران با استفاده از منحنی‌های فرمان پیش رو بهترین

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات: akbarpour@birjand.ac.ir

1 - Multi-Objective Particle Swarm Optimization



درصد در سال‌های هیدرولوژیکی طبیعی، تر و خشک افزایش داد. در حالی که AEFISI به ترتیب ۲۲/۱۲ درصد، ۱۱/۷۸ درصد و ۱۴/۶۷ درصد در مقایسه با عملیات واقعی، حداکثر تولید برق را افزایش داده است [۷]. نایو^۷ و همکاران در سال ۲۰۱۸ در تحقیقی یک مدل چندهدفه برای تعادل سود و اعتمادپذیری انرژی برقایی ارائه نمودند در این تحقیق از الگوریتم PMOPSO که ترکیبی از شایستگی‌های جمعیت کوچک، محاسبات موازی و MOPSO است استفاده گردید. همچنین در این تحقیق از تکنولوژی موازی برای بهبود بهره‌وری عملکرد و تنوع جمعیت استفاده گردید [۸]. افشار و حاجی‌آبادی در سال ۲۰۱۸ در تحقیقی به بررسی مسئله بهینه‌سازی چندهدفه بهره‌برداری از مخزن پرداخته و در این خصوص روش نوین اتوماتای سلولی موازی نوینی را ارائه نمودند. در این تحقیق دو نسخه متفاوت از اتوماتای سلولی موازی ارائه گردید و نتایج نشان داد که راه‌حل‌های پارتو به دست آمده از روش پیشنهادی نسبت به NSGA-II راه‌حل‌های مناسب‌تری بوده‌اند [۹]. سرنیواسان و کومار^۸ در سال ۲۰۱۸ در تحقیقی یک چارچوب شبیه‌سازی - بهینه‌سازی با دو هدف متضاد یعنی کمینه‌سازی نرخ کمبود و کمینه‌سازی حداکثر کمبود ارائه نمودند. در این تحقیق از الگوریتم ژنتیک با مرتب‌سازی نامغلوب استفاده گردید و نتایج نشان داد در نظر گرفتن یک شرایط اولیه برای جست‌وجوی تصادفی در ابتدای امر موجب بهبود عملکرد الگوریتم در دست‌یابی به راه‌حل‌های بهینه پارتو می‌شود [۱۰].

هدف از تحقیق بررسی کارایی نسخه چندهدفه الگوریتم‌هایی مانند الگوریتم ازدحام ذرات، ملخ و مورچه‌گیر در حل مسئله چندهدفه بهینه‌سازی یک سامانه منابع آبی است. در این راستا ابتدا بایستی الگوریتم‌های فوق با مسئله حاضر تطبیق داده شوند و پس از آن پارامترهای تأثیرگذار هر یک از الگوریتم‌ها مشخص شده و مقادیر مناسب برای هر یک از پارامترها مشخص شود. در نهایت الگوریتم‌ها برای مسئله حاضر به کار برده شده و با هم مقایسه شوند.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

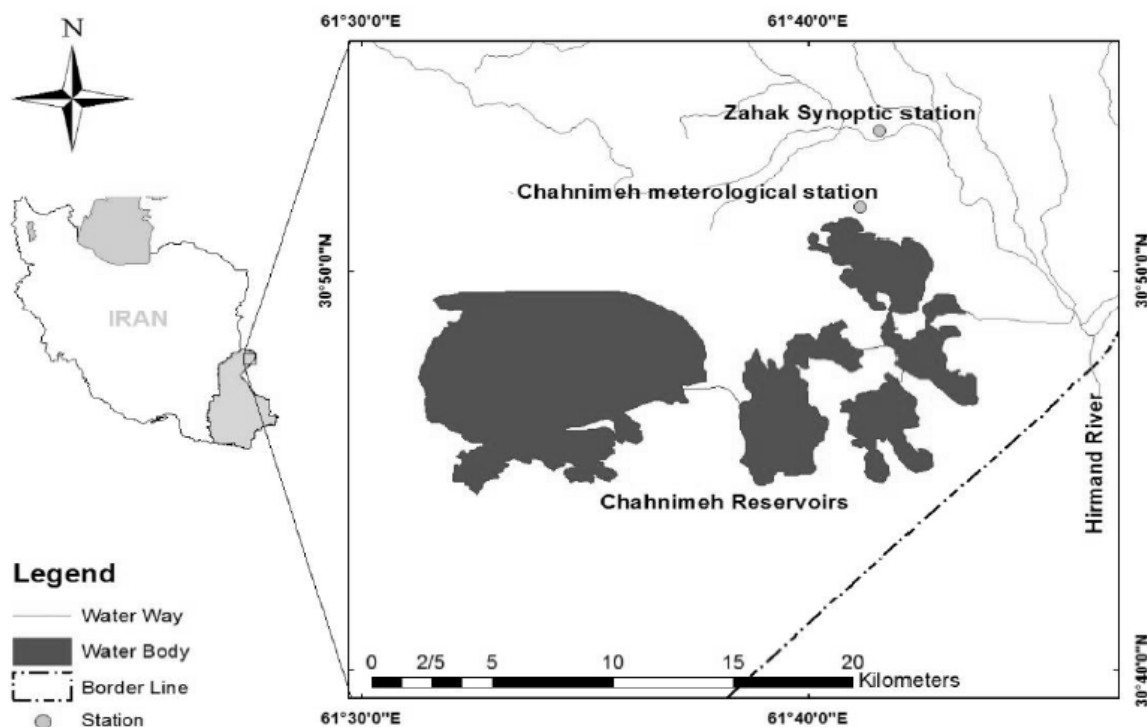
تالاب هامون ارتفاعی حدود ۴۷۰ متر از سطح دریا داشته و قسمت عمده آن در خاک ایران واقع است. هامون شامل سه هامون

7 - Niu
8 - Srinivasan and Kumar

و تفریحات [۱]، استفاده از الگوریتم ژنتیک چندهدفه با مرتب‌سازی نامغلوب (NSGA-II)^۱ و الگوریتم ژنتیک ساده برای بهینه‌سازی یک سامانه دو مخزنه با اهداف حداکثر کردن درآمد حاصل از فروش انرژی نیروگاه و افزایش حجم ذخیره سیلاب [۲]، استفاده از الگوریتم ژنتیک چندهدفه با رویکرد مرتب‌سازی نامغلوب (NSGA-II)، برای بهینه‌سازی بهره‌برداری از سد‌های مخزنی با اهداف کشاورزی و زیست محیطی در یک سیستم سه سدی [۳]، استفاده از الگوریتم رقابت استعماری (ICA)^۲ و با اهداف رسوب‌زدایی و تأمین نیاز پایین دست [۴] اشاره نمود. در خارج از کشور نیز تحقیقات بسیاری در این زمینه انجام گرفته که در ادامه به برخی از آن‌ها اشاره می‌گردد.

لی^۳ و همکاران در سال ۲۰۱۳ نسخه چندهدفه الگوریتم ازدحام ذرات بر مبنای مرتب‌سازی نامغلوب ذرات (NSPSO)^۴ را ارائه دادند. در این تحقیق به جای استفاده از یک مقایسه ساده بین بهترین جایی که یک ذره تا کنون یافته است و بهترین جایی که کل جمعیت یافته‌اند. از یک ثابت فشار استفاده می‌شود که ذرات را به سمت جبهه بهینه پارتو حرکت می‌دهد. با اتخاذ این روش و اعمال آن بر روی توابع تست شناخته شده (سری ZDT) نتایج نشان داد که الگوریتم حاضر توانایی رقابت با الگوریتم NSGA-II را دارا می‌باشد [۵]. جوو^۵ و همکاران در سال ۲۰۱۷ در تحقیقی از الگوریتم NSPSO-II در حل مسئله بهینه‌سازی بهره‌برداری از یک سیستم چند مخزنی استفاده نمودند. در این تحقیق به منظور حفظ تنوع راه‌حل‌های غالب از مکانیسم چند جمعیتی استفاده گردید. نتایج تحقیق نشان داد که سیاست پیشنهادی برای حل مسئله بهینه‌سازی بهره‌برداری از مخزن سد به ویژه در دوره‌های خشک از عملکرد مناسبی برخوردار است [۶]. دای^۶ و همکاران در سال ۲۰۱۸ یک مدل بهینه‌سازی برای به حداکثر رساندن تولید برق و به حداقل رساندن شاخص کمبود جریان اکولوژیکی مناسب (AEFSI) در پایین دست یک مخزن را توسعه دادند. در این تحقیق از الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب (NSGA-II) برای جست‌جوی راه‌حل بهینه پارتو نیز استفاده شد. نتایج این تحقیق نشان داد که حداکثر تولید برق با تنظیم قواعد بهینه، تولید برق را به ترتیب ۱/۰۷ درصد، ۰/۹۷ درصد و ۱/۰۳

1 - Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm
2 - Imperialist Competition Algorithm
3 - Li
4 - Non-Dominated Sorting Particle Swarm Optimizer
5 - Guo
6 - Dai



شکل (۱): نمایی از منطقه مورد مطالعه (چاه نیمه‌های سیستان)

Fig. 1. Case Study (Sistan Chah-Nimeh Reservoirs)

در خود ذخیره کنند. چاه نیمه‌ها در استان سیستان و بلوچستان، شهرستان زابل واقع شده‌اند. مخازن آب شیرین چاه نیمه‌ها در شمال شرقی استان سیستان و بلوچستان در شرق ایران و بین طول جغرافیایی $61^{\circ}29'$ و $61^{\circ}44'$ شرقی و عرض جغرافیایی $30^{\circ}40'$ و $30^{\circ}54'$ شمالی قرار دارد. موقعیت جغرافیایی چاه نیمه‌ها و جانمایی ایستگاه‌های هواشناسی در شکل (۱) نشان داده شده است [۱۱]. دوره آماری مورد بررسی در این تحقیق یک دوره ۳۸۴ ماهه از سال ۱۳۶۴ تا ۱۳۹۵ بوده است. همچنین در جدول (۱) میانگین میزان ورودی به مخازن چاه نیمه در طول دوره آماری و میزان تبخیر، نیاز شرب، محیط زیست و کشاورزی و کل نیازها آورده شده است.

۲-۲- توابع هدف و قیود

در این تحقیق که بهینه‌سازی بهره‌برداری از چاه نیمه‌های سیستان مورد نظر بوده و متغیر تصمیم در این مسئله بهینه‌سازی میزان رهاسازی است. با توجه به این موضوع تابع هدف اول مطابق با رابطه (۱) به صورت مجموع توان دوم اختلاف نیاز کشاورزی از

پوزک در شمال شرقی، هامون سابوری در شمال و هامون هیرمند در بخش میانی حوضه اصلی هامون می‌باشند، این گودال‌های طبیعی در سال‌های پرآبی به یکدیگر متصل شده و یک پهنه آب واحد را به وجود می‌آورند و در سال‌های خشک از یکدیگر تفکیک می‌گردند. مجموعه تالاب‌ها به‌طور کلی ۵۷۰۰ کیلومترمربع وسعت دارد که حدود ۳۸۶۰ کیلومترمربع آن در خاک ایران واقع شده است. حداکثر عمق این تالاب‌ها ۱۰/۵ متر می‌باشد و ارتفاع کف آن‌ها بین ۴۷۷ تا ۴۸۰ متر متغیر است. هامون هیرمند دریاچه‌ای است که به‌طور کامل در خاک ایران واقع شده و از ریزش آب‌های اضافی هامون سابوری، رود سیستان و رود خدنگ تشکیل یافته است. این هامون در مواقع پرآبی آب مازاد را از مسیری در انتهای جنوبی هامون هیرمند به نام سرریز شيله از مجموعه هامون‌ها خارج کرده و به گودال طبیعی گودرزه در افغانستان می‌ریزد. این عمل قسمتی از آب موجود در هامون را از دسترس خارج می‌سازد. این عمل مانع از طغیان آب تالاب به اراضی کشاورزی مجاور آن‌ها می‌گردد [۱۱].

چاه نیمه‌ها سالانه می‌توانند ۱۴۴۰ میلیون مترمکعب آب را

جدول (۱): خلاصه خصوصیات آماری داده‌های مورد بررسی

Table 1. Statistical characteristics of the studied data

کل نیازها (MCM)	نیاز کشاورزی (MCM)	نیاز زیست محیطی (MCM)	نیاز شرب (MCM)	تبخیر (MCM)	ورودی (MCM)	
۳۲/۹۷	۲۳/۶۳	۴/۶۰	۳/۸۳	۴/۱۰	۶	کمینه
۱۹۹/۲۱	۱۹۰/۱۸	۵/۱۰	۴/۲۶	۲۸/۰۶	۱۹۱/۵۱	بیشینه
۱۰۷/۴۸	۹۸/۳۲	۵/۰۰	۴/۱۷	۱۴/۸۰	۵۵/۶۳	میانگین

$$S_t + \Delta S_t = S_{t+1} \quad (3)$$

که در این معادله S_t حجم ابتدای دوره t و S_{t+1} حجم انتهای دوره t می‌باشد؛ ΔS_t نیز تغییرات حجم در طول دوره t بوده که به صورت رابطه (۴) در نظر گرفته می‌شود:

$$\Delta S_t = I_t + P_t - O1_t - E_t - O2_t - Pe_t \quad (4)$$

که در این رابطه I_t ورودی به مخزن در بازه زمانی t ، P_t میزان بارش بر روی سطح دریاچه سد، $O1_t$ خروجی از سد است که خود شامل خروجی کشاورزی، شرب و برقی می‌باشد؛ E_t میزان تبخیر از سطح آب دریاچه مخزن است؛ $O2_t$ میزان نشت از مخزن بوده و Pe_t میزان سرریز از مخزن سد می‌باشد.

قیود دیگری که در این مسئله بهینه‌سازی وجود دارد این است که میزان رهاسازی از مخزن در هر دوره نباید از حدودی کم‌تر یا بیش‌تر باشد به عبارت دیگر همان‌طور که در معادله (۵) و (۶) مشخص است، باید رهاسازی در هر بازه (R_t) بین میزان رهاسازی مینیمم (R_{min}) و میزان رهاسازی ماکزیمم (R_{max}) باشد و از طرفی میزان حجم مخزن در هر دوره (S_t) نیز باید بین حجم مینیمم (S_{min}) و حجم ماکزیمم مخزن (S_{max}) باشد.

$$R_{min} < R_t < R_{max} \quad (5)$$

$$S_{min} < S_t < S_{max} \quad (6)$$

رهاسازی از مخازن سدها، به ورودی و خروجی‌ها و همچنین به میزان تقاضا (نیاز) پایین‌دست سد، بستگی دارد. به عبارت دیگر می‌توان گفت، میزان رهاسازی از مخازن سدها، به حجم آب موجود در مخزن در هر دوره، ورودی و خروجی‌ها آن دوره و میزان تقاضا

رهاسازی تعریف شده که هدف کمینه‌سازی مقدار این تابع بوده است و برای نرمال‌سازی مقادیر تابع بر حداکثر نیاز (تقاضا) تقسیم شده‌اند. لازم به ذکر است که کمینه‌سازی تابع هدف پس از تأمین ۱۰۰٪ نیاز شرب و زیست محیطی صورت گرفته است. در این رابطه T کل دوره‌ی زمان D_t میزان نیاز در دوره t ؛ R_t میزان رهاسازی در دوره زمانی t ؛ و D_{max} بیشینه نیاز کل در دوره‌های زمانی است.

$$F1 = \sum_{t=1}^T \left(\frac{D_t - R_t}{D_{Max}} \right)^2 \quad (1)$$

تابع هدف دوم در این تحقیق شاخص اعتمادپذیری (Rel) بوده و به صورت رابطه (۲) تعریف شده و بایستی بیشینه‌سازی شود.

$$Rel = 1 - \frac{\sum_{j=1}^M d_j}{T} \quad (2)$$

در این رابطه T کل گام‌های زمانی، J شمارنده رویداد شکست (عدم تأمین کامل نیاز)، M تعداد رخدادهای شکست و d_j مدت زمانی که سیستم برای بار J در یک دوره شکست قرار می‌گیرد [۱۲]. در اینجا نیز در طول دوره آماری میزان رهاسازی و تقاضا باهم مقایسه می‌شوند و در نهایت تعداد ماه‌هایی که تأمین کامل نیاز انجام نشده، شمارش می‌شود و مجموع آن در صورت کسر رابطه (۲) قرار می‌گیرد.

در مسائل بهینه‌سازی قیدهایی از ارکان اصلی هستند که در این مسائل، محدوده جواب‌های شدنی را تعریف می‌نمایند. قیود مربوط به بیلان آب در مخزن که مهم‌ترین آن‌ها رابطه پیوستگی است که بر اساس معادله (۳) استوار است:

$$S = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^P (\bar{d} - d_i)^2} \quad (8)$$

در رابطه بالا P: تعداد اعضای مجموعه به دست آمده (جبهه نامغلوب)، \bar{d} : میانگین فواصلی که با استفاده از رابطه (۷) محاسبه شده است، می‌باشد. هرچه انحراف معیار فواصل کمتر باشد توزیع جواب به دست آمده مناسب‌تر می‌باشد.

معیار پراکندگی

معیار پراکندگی در واقع مقدار پخش شدن جواب‌های به دست آمده را بیان می‌کند، در اینجا هدف رسیدن به جبهه پارتویی است که تمام ناحیه بهینه پارتو را پوشش دهند. با محاسبه فاصله بین نقاط جبهه پارتو نامغلوب و اندازه‌گیری متوسطه آن‌ها معیار تصمیم‌گیری^۲ از رابطه (۹) تعیین می‌گردد [۱۴]:

$$\Delta = \frac{d_b + d_e + \sum_{i=1}^{n-1} |d_i - \bar{d}|}{d_b + d_e + (n-1)\bar{d}} \quad (9)$$

در اینجا، پارامتر d_b و d_e فاصله بین نقاط ابتدایی و انتهایی نقاط جبهه پارتوهای نامغلوب است. n: تعداد نقاط جبهه و \bar{d} : متوسط فاصله بین نقاط است. یک توزیع مناسب، زمانی به دست می‌آید که d_i معادل با $d_b = d_e = 0$ است. بنابراین بهترین مقدار برای معیار تصمیم‌گیری با توجه به توضیحات داده شده معادل با صفر است [۱۴].

معیار همگرایی

معیار همگرایی^۳ (Υ) از رابطه (۱۰) قابل محاسبه است [۱۵]:

$$\Upsilon = \frac{\sum_{i=1}^n d_i}{n} \quad (10)$$

که در آن d_i برابر با حداقل فاصله بین نقطه λ و سایر نقاط است و n تعداد نقاط در جبهه می‌باشد.

(نیاز) پایین دست سد و همچنین رهاسازی دوره قبل از آن بستگی دارد؛ زیرا میزان ورودی و خروجی‌ها، ذخیره مخزن را تحت تأثیر قرار می‌دهد. لذا این قید که همان قید پیوستگی می‌باشد همواره به صورت زنجیروار ادامه دارد و این قید که به عنوان قیود زنجیره‌ای می‌توان از آن نام برد بایستی در بدنه الگوریتم‌ها اعمال شود.

۲-۳- معیارهای عملکرد

در الگوریتم‌های تک هدفه بهینه‌سازی، مقایسه جواب‌ها از طریق تابع هدف صورت می‌گیرد، اما در الگوریتم‌های چندهدفه، چون تعداد جواب‌های ارائه شده بیش از یک عدد می‌باشد استفاده از تابع هدف به عنوان معیار مقایسه منطقی نیست. بر این اساس برای بررسی کارایی و سنجش الگوریتم‌ها چندین معیار وجود دارد که در ادامه به آن‌ها اشاره می‌گردد. در الگوریتم‌های چندهدفه مشخصاتی نظیر مجاورت مناسب مجموعه جواب‌ها با مجموعه جواب اصلی، توزیع مناسب آن‌ها و تعداد اعضای مجموعه جواب‌ها، از جمله مواردی هستند که تعیین مجموعه جواب برتر با توجه به آن‌ها امکان‌پذیر می‌گردد.

معیار فاصله

اسکات در سال ۱۹۹۵ از معیار فاصله‌گذاری برای اندازه‌گیری فاصله بین نقاط مجموعه جواب به دست آمده استفاده کرد. بدین ترتیب چنان چه جواب به دست آمده دارای N نقطه باشد، فاصله نقطه λ این مجموعه از سایر نقاط مجموعه با استفاده از معادله (۷) به دست می‌آید [۳].

$$d_i = \text{Min}_j \left(\sum_k^M |f_k^i(x) - f_k^j(x)| \right) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad j = 1, 2, \dots, N-1 \quad (7)$$

که در آن $f_k^j(x)$: نشان دهنده هدف kام نقطه λ ام و M: تعداد اهداف می‌باشد. اندیس j شمارنده نقاط مجموعه به دست آمده می‌باشد که فاصله آن‌ها از نقطه λ ام همین مجموعه محاسبه می‌شود. بدین ترتیب d_i برابر است با حداقل فاصله بین نقطه λ ام و سایر نقاط. سپس با استفاده از معادله (۸) معیار S که در واقع فاصله^۱ است محاسبه می‌گردد [۱۳]:

2 - Decision-Making

3 - Convergence

1 - Spacing

معیار فاصله نسلی

معیار فاصله نسلی^۱ از رابطه (۱۱) قابل محاسبه است [۱۵]:

$$GD = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n d_i^2}}{n} \quad (11)$$

که در آن GD فاصله نسلی، d_i برابر است با حداقل فاصله بین نقطه λ م و سایر نقاط است و n تعداد نقاط در جبهه می‌باشد.

بدین معنی که اگر در یک سلول تعداد اعضا کمتر باشد احتمال انتخاب آن‌ها بایستی بیشتر باشد زیرا آن جواب یافته شده از اهمیت بالاتری برخوردار است این عمل مثل مرتب‌سازی بر اساس فاصله ازدحامی در الگوریتم ژنتیک چندهدفه است. حذف اعضای مازاد بر ظرفیت مخزن و اعمال جهش از دیگر فازهایی است که در الگوریتم MOPSO به کار می‌رود.

۲-۵- الگوریتم بهینه‌سازی ملخ (MOGOA)

مهم‌ترین ویژگی گروه ملخ‌ها در مرحله لاروی حرکت آهسته و جهش‌های کوتاه آن‌ها می‌باشد. جهش‌های بلند و ناگهانی از ویژگی‌های گروه در بزرگسالی است. جست‌وجو برای یافتن منبع غذایی یکی دیگر از ویژگی مهم در هجوم ملخ‌ها است. به طور کلی، عمل جست‌وجو در الگوریتم بهینه‌ساز ملخ به صورت رابطه (۱۲) مدل‌سازی شده است [۱۶].

$$X_i = S_i + G_i + A_i \quad (12)$$

که در این رابطه X_i موقعیت ملخ λ م، S_i تعامل اجتماعی، G_i نیروی جاذبه روی ملخ λ م و A_i مسیر باد را نشان می‌دهد. جهت ایجاد یک رفتار تصادفی معادله (۱۲) می‌تواند به صورت رابطه (۱۳) نوشته شود که در آن r_1 ، r_2 و r_3 اعداد تصادفی بین ۰ و ۱ هستند [۱۷].

$$X_i = r_1 S_i + r_2 G_i + r_3 A_i \quad (13)$$

به منظور مقایسه راه‌حل‌ها در الگوریتم MOGOA، پارتو بهینه غالب مورد استفاده قرار می‌گیرد. بهترین راه‌حل‌های بهینه پارتو نیز در یک بایگانی ذخیره می‌شوند. چالش اصلی در طراحی MOGOA بر اساس GOA، انتخاب هدف^۲ است. هدف، جزء اصلی است که عوامل جست‌وجو را به سمت نواحی مناسب^۳ از فضای جست‌وجو هدایت می‌کند. همان معادلات در الگوریتم ملخ تک‌هدفه در MOGOA استفاده می‌شود و تفاوت اصلی آن روند به‌روزرسانی هدف است [۱۸]. هدف را می‌توان به راحتی در یک فضای جست‌وجو یک هدف با انتخاب بهترین راه‌حلی که تاکنون به دست آمده انتخاب نمود.

۲-۴- الگوریتم ازدحام ذرات چندهدفه

اساس نسخه چندهدفه الگوریتم ازدحام ذرات بر پایه الگوریتم تک‌هدفه آن بوده و بسیاری از مکانیسم‌هایی که در نسخه تک‌هدفه این الگوریتم وجود دارد در نسخه چندهدفه آن نیز به کار می‌رود. به طور مثال سرعت حرکت یک ذره برای رسیدن به موقعیت جدید مانند نسخه تک‌هدفه، شامل سه قسمت بوده که یکی بردار سرعت تصادفی، سرعت حرکت به سمت بهترین محلی که تاکنون یافته است (بهترین خاطره شخصی) و سرعت حرکت به سمت بهترین محلی که کل اعضای جمعیت تاکنون یافته‌اند. اما در نسخه چندهدفه این الگوریتم موارد دیگری اضافه می‌شود که یکی از آن‌ها مفهوم غلبه است. در ابتدا همه اعضای جمعیت تولید شده مقادیر مربوط به توابع هدف را محاسبه نمودند و بهترین خاطره شخصی خود را ساختند؛ پس از آن (بیرون از حلقه) اعضای جمعیت از نظر مغلوب شدن توسط دیگر اعضای جمعیت مورد بررسی قرار می‌گیرند و در نهایت اعضای نا مغلوب را می‌توان از جمعیت اصلی بیرون کشید.

یکی دیگر از مفاهیم به کار برده شده در نسخه چندهدفه الگوریتم PSO شبکه‌بندی فضای هدف است. برای شبکه‌بندی فضای هدف کشف شده دو پارامتر تعداد سلول‌ها در فضای هدف کشف شده و ضریب تورم بایستی تعیین شود.

در مسائل تک‌هدفه تنها یک بهینه سراسری (بهترین موقعیتی که اعضای جمعیت تاکنون یافته‌اند) وجود دارد؛ اما در مسائل چندهدفه تعدادی از اعضای جمعیت که مغلوب نشده‌اند (اعضای موجود در مخزن (آرشیو)) می‌توانند به عنوان بهینه سراسری انتخاب شوند اما این انتخاب نمی‌تواند با احتمال یکسان بین اعضای موجود در آرشیو صورت گیرد و انتخاب آن‌ها به تعداد آن‌ها در هر سلول بستگی دارد.

2 - Multi-Objective Grasshopper Optimization Algorithm

3 - Target

4 - Promising Regions

1 - Generational Distance

که در آن t نشان دهنده گام در حرکت تصادفی (تکرار) و $rand$ یک عدد تصادفی تولید شده با توزیع یکنواخت در بازه $[0,1]$ است. موقعیت مورچه‌ها و مورچه‌گیرها و مقادیر تابع هدف آن‌ها در خلال حل مسئله بهینه‌سازی ذخیره می‌شود. به طور کلی در خلال حل مسئله بهینه‌سازی، شرایط زیر اعمال می‌شود [۱۹]:

۱- مورچه‌ها در فضای جست‌وجو به صورت تصادفی حرکت می‌کنند.
 ۲- حرکت‌های تصادفی برای همه متغیرهای تصمیم مربوط به مورچه‌ها اعمال می‌شود.

۳- حرکت‌های تصادفی توسط تله‌های مورچه‌گیرها تحت تأثیر قرار می‌گیرند.

۴- مورچه‌گیرها می‌توانند تله‌هایی متناسب با مقدار تابع هدف خود بسازند بدین معنی که هرچه مقدار تابع هدف بهتر باشد حفره (تله) بزرگ‌تر خواهد بود.

۵- مورچه‌گیرهای با تله‌های بزرگ‌تر با احتمال بیشتری مورچه‌ها را به دام خواهند انداخت.

۶- در هر تکرار هر مورچه می‌تواند به وسیله یک مورچه‌گیر گرفتار شود.

۷- محدوده حرکت تصادفی به طور تطبیقی^۲ کاهش می‌یابد تا لغزش و در دام افتادن مورچه‌ها و حرکت آن‌ها به سمت مورچه‌گیرها شبیه‌سازی شود.

۸- اگر مقدار تابع هدف برای یک مورچه از یک مورچه‌گیر بهتر شود به این معنی است که مورچه گرفتار شده و به زیر شن کشیده شده است.

۹- یک مورچه‌گیر پس از هر شکار خود را به موقعیت آخرین طعمه‌اش منتقل کرده و یک حفره برای شکار طعمه بعدی حفر می‌نماید.

چندین مفهوم در مدل‌سازی ریاضی این الگوریتم وجود دارد که از جمله آن‌ها می‌توان به حرکت تصادفی مورچه‌ها، گرفتار شدن مورچه‌ها در تله، سُر خوردن مورچه به سمت مورچه‌گیر و گرفتن طعمه و اصلاح مجدد تله (گودال) اشاره نمود. حرکت تصادفی بر پایه معادله (۱۴) استوار است. مورچه‌ها موقعیت خود را با حرکت تصادفی در هر مرحله بهینه‌سازی به‌روز می‌کنند. از آنجا که همه فضای جست‌وجو یک مرز (دامنه‌ای برای متغیرهای تصمیم) دارد، با

با این حال، هدف باید از مجموعه‌ای از راه‌حل‌های بهینه پارتو در MOGOA انتخاب شود. بدیهی است، راه‌حل‌های بهینه پارتو به بایگانی اضافه می‌شود و هدف باید یکی از راه‌حل‌های موجود در بایگانی باشد. لذا تعداد راه‌حل‌های همسایه در مجاورت هر راه‌حل در بایگانی برای اولین بار با توجه به فاصله ثابت تعیین می‌شود. این رویکرد مشابه در MOPSO است. پس از آن، تعدادی از راه‌حل‌های همسایه شمارش می‌شود و به عنوان یک معیار کمی برای اندازه‌گیری ازدحام (شلوغی) در جبهه بهینه پارتو در نظر گرفته می‌شود.

از طرف دیگر ظرفیت بایگانی مورد استفاده محدود است. بنابراین باید تعداد محدودی راه‌حل در بایگانی باشد تا هزینه محاسباتی MOGOA را کاهش دهد. زمانی که بایگانی پر باشد راه‌حل‌هایی که همسایگی آن‌ها تراکم راه‌حل‌ها بیشتر است حذف می‌شوند تا تعداد راه‌حل‌هایی که در این نواحی هستند کاهش یابند. این عمل اجازه می‌دهد تا راه‌حل‌های جدیدی در مناطق کم جمعیت‌تر پیدا شود. مخزن نیز به طور منظم به‌روزرسانی می‌شود اگر راه‌حلی خارج از مخزن بر راه‌حل‌های موجود در مخزن غلبه نماید آن راه‌حل وارد مخزن شده و راه‌حل‌های مغلوب حذف می‌شوند.

۲-۶- الگوریتم مورچه‌گیر

الگوریتم ALO از تعامل بین مورچه‌گیرها و مورچه‌ها در تله تقلید می‌کند. برای مدل‌سازی چنین تعاملاتی، مورچه‌ها بایستی در فضای جست‌وجو به حرکت درآیند و مورچه‌گیرها مجاز به شکار آن‌ها هستند و برای این منظور از تله‌ها استفاده می‌کنند. از آنجایی که مورچه‌ها در هنگام جست‌وجوی غذا به صورت تصادفی در طبیعت حرکت می‌کنند^۱ برای مدل‌سازی حرکت مورچه از رابطه (۱۴) استفاده می‌شود:

$$X(t) = [0, \text{cumsum}(2r(t_1) - 1), \dots, \text{cumsum}(2r(t_n) - 1)] \quad (14)$$

که در آن cumsum جمع تجمعی، n حداکثر تعداد تکرار است، t نشان دهنده گام در حرکت تصادفی (تکرار) بوده و $r(t)$ یک تابع تصادفی است که به صورت رابطه (۱۵) تعریف می‌شود:

$$r(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } rand > 0.5 \\ 0 & \text{if } rand \leq 0.5 \end{cases} \quad (15)$$

که در آن t تکرار جاری را نشان می‌دهد، $Antlion_j^t$ نشان دهنده مورچه‌گیر j ام در تکرار t ام و Ant_i^t نشان دهنده موقعیت مورچه i ام در تکرار t ام است و $f()$ نشان دهنده تابع هدف است. لازم به ذکر است که معادله (۲۰) کمینه‌سازی را نشان می‌دهد.

وجود نخبه‌گرایی^۲ و ویژگی مهم الگوریتم‌های تکاملی است که به آن‌ها اجازه می‌دهد که بهترین راه‌حل یا راه‌حل‌ها را در هر مرحله از روند بهینه‌سازی به دست آورند. در این مطالعه بهترین مورچه‌گیر که تاکنون مشخص شده است ذخیره می‌شود و به عنوان نخبه شناخته می‌شود.

روش‌های مختلفی برای یافتن و ذخیره‌سازی راه‌حل‌های بهینه پارتو با استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری وجود دارد. در این الگوریتم، از یک بایگانی برای نگهداری راه‌حل‌های پارتو مطلوب استفاده شده است. بدیهی است، الگوریتم MOALO همگرایی خود را از الگوریتم ALO به ارث می‌برد. اگر یک راه‌حل را از آرشیو انتخاب کنیم، الگوریتم ALO قادر به بهبود کیفیت آن خواهد بود. با این وجود پیدا کردن راه‌حل‌های بهینه پارتو با تنوع زیاد، چالش برانگیز است [۲۰]. برای غلبه بر این چالش، از الگوریتم MOPSO الهام گرفته و از انتخاب رهبر^۳ و آرشیو نگهداری^۴ استفاده می‌شود. بدیهی است، بایستی برای آرشیو محدودیتی وجود داشته باشد و راه‌حلهایی باید در آرشیو نگهداری شوند که پراکنش^۵ راه‌حل‌های بهینه را بهبود بدهند. برای اندازه‌گیری پراکنش راه‌حل‌ها در بایگانی، از نیچینگ^۶ استفاده می‌شود. در این رویکرد، مجاورت هر یک از راه‌حل‌ها با توجه به شعاع از پیش تعیین شده مورد بررسی قرار می‌گیرد (جست‌وجو می‌شود). سپس تعداد راه‌حل‌های مجاور آن شمرده شده و به عنوان معیار سنجش پراکنش در نظر گرفته می‌شود. برای بهبود پراکنش (توزیع) راه‌حل‌ها در آرشیو، دو مکانیسم مشابه با آنچه در MOPSO وجود دارد مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۳- نتایج و بحث

در این تحقیق هر یک از الگوریتم‌های MOGOA، MOPSO و MOALO برای حل مسئله بهینه‌سازی بهره‌برداری از مخازن چاه نیمه واقع در استان سیستان و بلوچستان به کار برده شدند در ابتدا

این حال، معادله (۱۴) نمی‌تواند به صورت مستقیم برای به‌روزرسانی موقعیت مورچه‌ها مورد استفاده قرار گیرد. لذا به منظور حفظ حرکات تصادفی درون فضای جست‌وجو، آن‌ها با استفاده از معادله (۱۵) نرمال می‌شوند (نرمال‌سازی حداقل-حداکثر) [۱۹].

$$X_i^t = \frac{(X_i^t - a_i) \times (d_i^t - c_i^t)}{(b_i - a_i)} + c_i \quad (15)$$

که در آن a_i کمینه حرکت تصادفی متغیر i ام، b_i بیشینه حرکت تصادفی متغیر i ام، c_i^t کمینه متغیر i ام در تکرار t ام و d_i^t نشان دهنده بیشینه متغیر i ام در تکرار t ام است.

به منظور مدل‌سازی ریاضی گرفتار شدن مورچه‌ها در تله مورچه‌گیرها، معادلات (۱۶) و (۱۷) پیشنهاد می‌شوند [۱۹]:

$$c_i^t = Antlion_j^t + c^t \quad (16)$$

$$d_i^t = Antlion_j^t + d^t \quad (17)$$

که در آن c^t کمینه همه متغیرها در تکرار t ام، d^t برداری شامل بیشینه همه متغیرها در تکرار t ام را نشان می‌دهد، c_i^t کمینه همه متغیرها برای مورچه i ام، d_i^t بیشینه همه متغیرها برای مورچه i ام و $Antlion_j^t$ نشان دهنده موقعیت j امین مورچه‌گیر انتخاب شده در تکرار t ام است. برای مدل‌سازی ریاضی لغزش و سر خوردن^۱ مورچه و سقوط آن، شعاع حرکت تصادفی مورچه‌ها به طور تدریجی کاهش می‌یابد. معادلات (۱۸) و (۱۹) در این زمینه پیشنهاد شده است [۱۹]:

$$c^t = \frac{c^t}{I} \quad (18)$$

$$d^t = \frac{d^t}{I} \quad (19)$$

که در آن I یک نسبت، c^t کمینه همه متغیرها در تکرار t ام و d^t نشان دهنده برداری شامل بیشینه همه متغیرها در تکرار t ام است. معادله (۲۰) در رابطه با گرفتن طعمه و اصلاح (ساخت) مجدد گودال پیشنهاد شده است [۱۹].

$$Antlion_j^t = Ant_i^t \quad \text{if} \quad f(Ant_i^t) < f(Antlion_j^t) \quad (20)$$

1 - Sliding

2 - Elitism
3 - Leader
4 - Archive Maintenance
5 - Distribution
6 - Niching

این الگوریتم‌ها با مسئله بهینه‌سازی حاضر تطبیق داده شده و در نهایت هر یک از آن‌ها با تعداد ۵۰، ۱۰۰، ۱۵۰ و ۲۰۰ عضو جمعیت، چهار مرتبه اجرا شدند. در این تحقیق الگوریتم‌ها با توجه به شش معیار با یکدیگر مقایسه شدند که خلاصه نتایج حاصل از بهترین عملکرد هر یک از الگوریتم‌ها با توجه به هر یک از معیارهای مقایسه در جدول (۲) تا (۷) آورده شده است. در جدول (۲) نتایج حاصل از

جدول (۲): نتایج کلی بهترین عملکرد الگوریتم‌های بهینه‌سازی بر اساس زمان اجرای الگوریتم

Table 2. The results of the best performance of optimization algorithms based on algorithms run time

شماره تکرار	تعداد اعضای جمعیت	معیار عملکرد						الگوریتم
		GD	Υ	Delta	S	N	Time (s)	
۴	۵۰	۱/۶۱۹۳	۱/۶۱۹۳	۰/۶۶۶۷	۰	۲	۴/۷۶	MOPSO
۲	۵۰	۰/۰۳۴۱	۰/۰۳۴۱	۰/۶۶۶۷	۰	۲	۳۴۵/۵۹	MOGOA
۲	۱۰۰	۳/۱۹۶۴	۳/۲۰۲۱	۰/۹۹۸۲	۴/۷۸۶۰	۳	۱۳۰/۵۸	MOALO

جدول (۳): نتایج کلی بهترین عملکرد الگوریتم‌های بهینه‌سازی بر اساس تعداد راه‌حل‌های واقع در جبهه اول

Table 3. The results of the best performance of optimization algorithms based on number of solution in the first front

شماره تکرار	تعداد اعضای جمعیت	معیار عملکرد						الگوریتم
		GD	Υ	Delta	S	N	Time (s)	
۴	۲۰۰	۰/۲۴۳۹	۰/۵۵۹۱	۰/۸۷۲۶	۰/۵۸۴۲	۱۱	۱۵/۰۰	MOPSO
۲	۱۰۰	۰/۲۲۲۱	۰/۴۳۹۰	۰/۹۹۶۰	۰/۵۵۷۲	۱۰	۱۳۷۳/۹۷	MOGOA
۱	۲۰۰	۰/۲۴۰۷	۰/۵۸۰۴	۱/۰۵۵۴	۰/۸۱۶۱	۱۷	۲۵۵/۳۸	MOALO

جدول (۴): نتایج کلی بهترین عملکرد الگوریتم‌های بهینه‌سازی بر اساس معیار عملکرد فاصله (S)

Table 4. The results of the best performance of optimization algorithms based on Spacing performance criteria (S)

شماره تکرار	تعداد اعضای جمعیت	معیار عملکرد						الگوریتم
		GD	Υ	Delta	S	N	Time (s)	
۱	۱۰۰	۰/۳۰۱۸	۰/۵۶۴۹	۰/۶۸۶۴	۰/۴۴۲۹	۶	۸/۱۳	MOPSO
۴	۱۰۰	۰/۶۱۵۷	۱/۰۸۷۴	۰/۷۱۹۰	۰/۰۱۳۱	۶	۱۴۶۰/۵۱	MOGOA
۳	۲۰۰	۰/۱۸۳۳	۰/۴۹۹۴	۰/۵۴۷۲	۰/۳۲۴۱	۱۱	۲۶۷/۷۵	MOALO

جدول (۵): نتایج کلی بهترین عملکرد الگوریتم‌های بهینه‌سازی بر اساس معیار عملکرد پراکنندگی (Delta)

Table 5. The results of the best performance of optimization algorithms based on dispersivity performance criteria (Delta)

شماره تکرار	تعداد اعضای جمعیت	معیار عملکرد						الگوریتم
		GD	Υ	Delta	S	N	Time (s)	
۱	۱۰۰	۰/۳۰۱۸	۰/۵۶۴۹	۰/۶۸۶۴	۰/۴۴۲۹	۶	۸/۱۳	MOPSO
۱	۲۰۰	۰/۲۴۶۰	۰/۵۳۴۷	۰/۶۰۰۶	۰/۳۲۴۴	۷	۵۶۸۶/۸۵	MOGOA
۳	۲۰۰	۰/۱۸۳۳	۰/۴۹۹۴	۰/۵۴۷۲	۰/۳۲۴۱	۱۱	۲۶۷/۷۵	MOALO

جدول (۶): نتایج کلی بهترین عملکرد الگوریتم‌های بهینه‌سازی بر اساس معیار عملکرد همگرایی (Υ)

Table 6. The results of the best performance of optimization algorithms based on Convergence performance criteria (Υ)

شماره تکرار	تعداد اعضای جمعیت	معیار عملکرد						الگوریتم
		GD	Υ	Delta	S	N	Time (s)	
۴	۲۰۰	۰/۲۴۳۹	۰/۵۵۹۱	۰/۸۷۲۶	۰/۵۸۴۲	۱۱	۱۵/۰۰	MOPSO
۱	۱۰۰	۰/۱۲۵۰	۰/۲۷۸۰	۰/۷۲۹۱	۰/۲۰۴۸	۸	۱۴۳۰/۸۷	MOGOA
۳	۲۰۰	۰/۱۸۳۳	۰/۴۹۹۴	۰/۵۴۷۲	۰/۳۲۴۱	۱۱	۲۶۷/۷۵	MOALO

جدول (۷): نتایج کلی بهترین عملکرد الگوریتم‌های بهینه‌سازی بر اساس معیار عملکرد فاصله نسلی (GD)

Table 7. The results of the best performance of optimization algorithms based on generational distance performance criteria (GD)

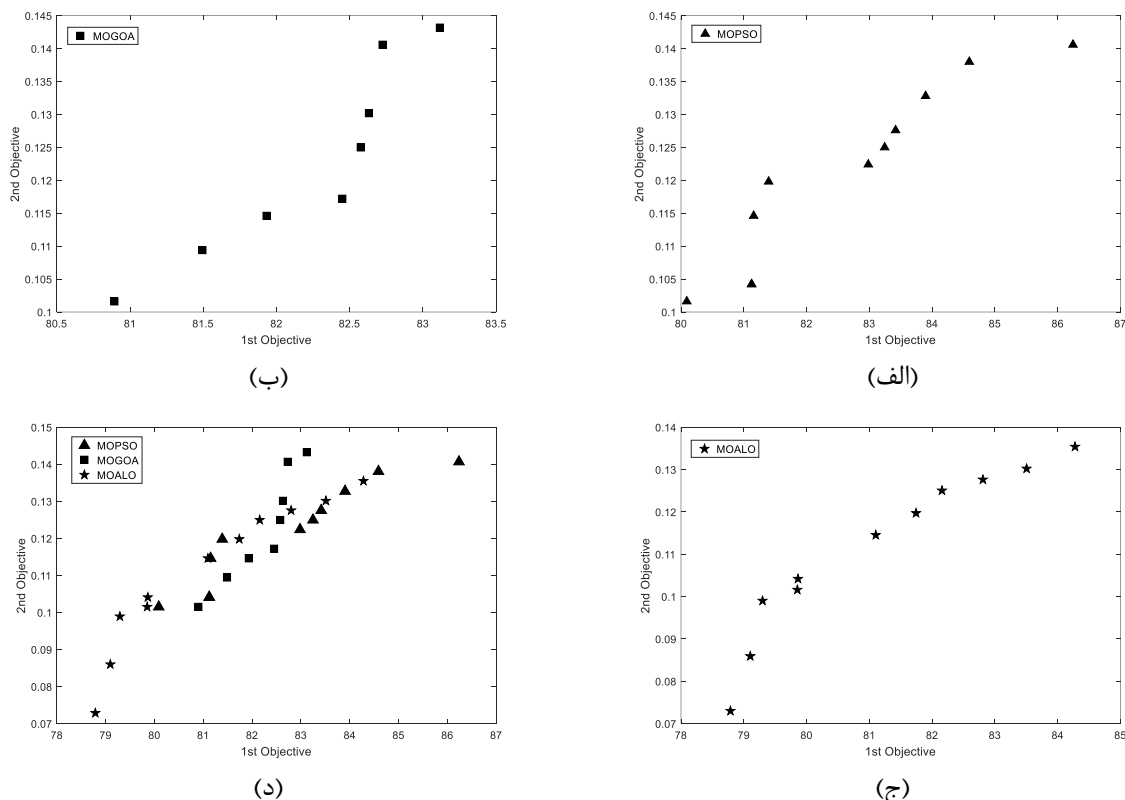
شماره تکرار	تعداد اعضای جمعیت	معیار عملکرد						الگوریتم
		GD	Υ	Delta	S	N	Time (s)	
۴	۲۰۰	۰/۲۴۳۹	۰/۵۵۹۱	۰/۸۷۲۶	۰/۵۸۴۲	۱۱	۱۵/۰۰	MOPSO
۱	۱۰۰	۰/۱۲۵۰	۰/۲۷۸۰	۰/۷۲۹۱	۰/۲۰۴۸	۸	۱۴۳۰/۸۷	MOGOA
۳	۲۰۰	۰/۱۸۳۳	۰/۴۹۹۴	۰/۵۴۷۲	۰/۳۲۴۱	۱۱	۲۶۷/۷۵	MOALO

راه‌حل‌های شدنی از جبهه بهینه استخراج شده و در نهایت معیارهای عملکرد محاسبه شدند. در جدول (۴) نتایج حاصل از بهترین عملکرد الگوریتم‌ها با توجه به معیار فاصله آورده شده است. همان‌طور که در این جدول ملاحظه می‌گردد الگوریتم MOGOA به ترتیب با مقدار $0/131$ عملکرد مناسبی را از خود نشان داده است. در اینجا نیز در تعداد ۵۰ عضو جمعیت برای الگوریتم‌های MOPSO و MOGOA مقدار صفر برای معیار فاصله محاسبه شد اما این مقدار زمانی به دست آمده که تعداد راه‌حل‌های واقع در جبهه بهینه برابر دو مورد بوده است لذا به نظر نمی‌رسد که بتوان از آن به عنوان عملکرد مناسبی از الگوریتم MOPSO یاد کرد. بنابراین عملکردهای این گونه الگوریتم‌ها در بررسی کارایی الگوریتم‌ها در حل مسئله بهینه‌سازی در نظر گرفته نشد.

در جدول (۵) نتایج حاصل از بهترین عملکرد الگوریتم‌ها با توجه به معیار پراکندگی آورده شده است. همان‌طور که در این جدول ملاحظه می‌گردد الگوریتم MOALO با مقدار $0/5472$ عملکرد مناسبی را در بین الگوریتم‌های مورد بررسی از خود نشان داده است. در جدول (۶) نتایج حاصل از بهترین عملکرد الگوریتم‌ها با توجه به معیار همگرایی آورده شده است. همان‌طور که در این جدول

بهترین عملکرد الگوریتم‌ها با توجه به زمان اجرای الگوریتم آورده شده است. همان‌طور که در این جدول ملاحظه می‌گردد همه الگوریتم‌ها در کمترین تعداد عضو جمعیت یعنی همان ۵۰ عضو، کمترین زمان را برای اجرای الگوریتم به خود اختصاص داده‌اند که این امر بدیهی بوده و همین‌گونه نیز انتظار می‌رفت. اما در الگوریتم MOALO در تعداد ۵۰ عضو جمعیت منجر به جواب شدنی نگردد. همان‌طور که در این جدول ملاحظه می‌گردد الگوریتم MOPSO با $4/76$ ثانیه کمترین زمان در اجرای الگوریتم به خود اختصاص داده است.

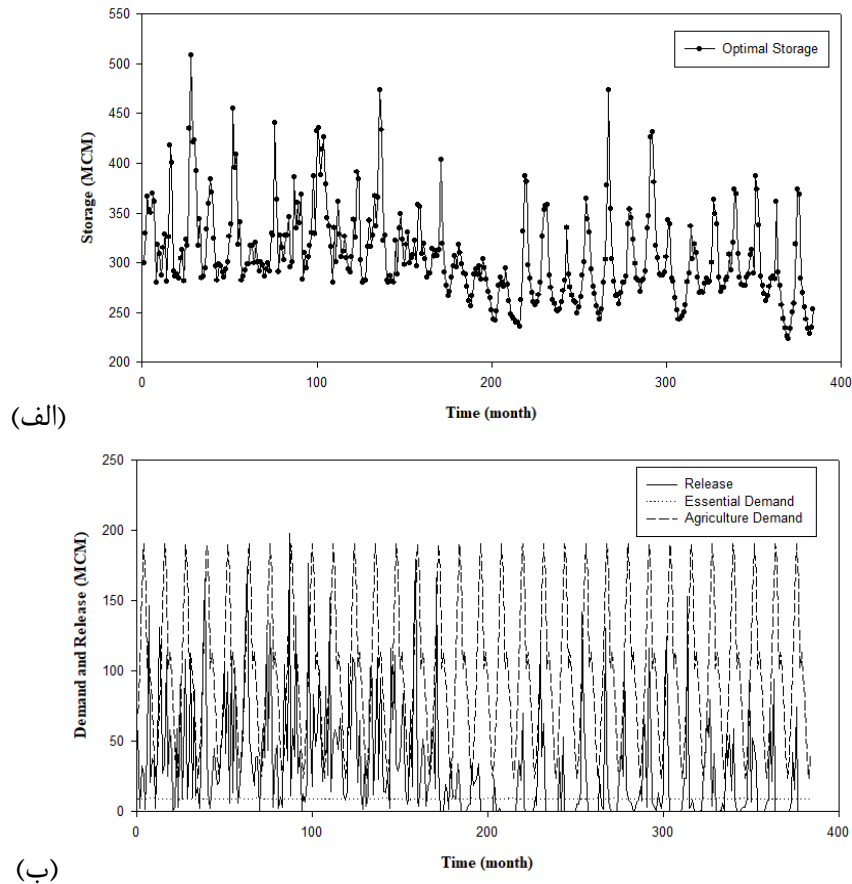
در جدول (۳) نتایج حاصل از بهترین عملکرد الگوریتم‌ها با توجه به تعداد راه‌حل‌های واقع در جبهه اول آورده شده است. همان‌طور که در این جدول ملاحظه می‌گردد الگوریتم MOALO با تعداد ۱۷ راه‌حل در جبهه اول از این حیث بهترین عملکرد را از خود نشان داده است. در انتهای اجرای هر یک از الگوریتم‌ها راه‌حل‌های زیادی در جبهه بهینه پارتو قرار می‌گرفت به طوری که ظرفیت در نظر گرفته شده برای آرشیو (مخزن) به طور کامل پر می‌شد اما نتایجی که در جدول (۳) آورده شده است تنها راه‌حل‌های شدنی به دست آمده برای حل مسئله بهینه‌سازی بهره‌برداری از مخازن چاه نیمه هستند. به همین ترتیب برای تمامی الگوریتم‌های دیگر نیز ابتدا



شکل (۲) جبهه بهینه در (الف) الگوریتم MOPSO، (ب) الگوریتم MOGOA، (ج) الگوریتم MOALO، (د) هر سه الگوریتم در یک قاب
Fig. 2. Optimal front in (a) MOPSO algorithm (b) MOGOA algorithm (c) MOALO algorithm (d) there algorithms in one frame

بهبود پارتنر در الگوریتم‌ها نشان می‌دهد که الگوریتم MOALO راه‌حلهایی را یافته است که در جهت کمینه‌سازی تابع هدف اول بوده در حالی که در دو الگوریتم دیگر راه‌حل‌ها بیشتر به سمت بیشینه‌سازی تابع هدف دوم گام برداشته‌اند. همچنین راه‌حلهایی که مجموع دو الگوریتم MOALO و MOGOA یافته‌اند بر راه‌حلهایی که الگوریتم MOPSO یافته است غلبه دارند. همچنین ملاحظه می‌گردد که الگوریتم MOALO به نحو مؤثری جبهه بهینه پارتنر را پوشش داده است. که این موضوع در شکل (۲-د) به خوبی قابل مشاهده است. همچنین در شکل (۳-الف) نمودار مربوط به حجم مخزن در شرایط بهینه در طی دوره آماری و در شکل (۳-ب) نیز مجموع نیازهای شرب و زیست محیطی (تحت عنوان نیازهای ضروری)، نیاز کشاورزی و رهاسازی بهینه آورده شده است. شکل (۳) مربوط به مقادیر رهاسازی و حجم ذخیره مربوط به یکی از راه‌حل‌های واقع در جبهه بهینه پارتنر است که مقادیر ۸۱/۷۴ و ۰/۱۱۹۷ به ترتیب برای تابع هدف اول و دوم را محاسبه نموده و مربوط به

ملاحظه می‌گردد الگوریتم MOGOA با مقدار ۰/۲۷۸۰ عملکرد مناسبی را در بین الگوریتم‌های مورد بررسی از خود نشان داده است. در جدول (۷) نتایج حاصل از بهترین عملکرد الگوریتم‌ها با توجه به معیار فاصله نسلی آورده شده است. این معیار بسیار شبیه به معیار همگرایی است و همان‌طور که در جدول (۷) ملاحظه می‌گردد الگوریتم MOGOA با مقدار ۰/۱۲۵۰ بهترین عملکرد را در بین الگوریتم‌های مورد بررسی از خود نشان داده است. از مقایسه جدول (۶) و جدول (۷) می‌توان دریافت که هر زمان الگوریتمی با توجه به معیار همگرایی عملکرد مناسبی را از خود نشان دهد خود به خود در معیار فاصله نسلی نیز عملکرد مناسبی را از خود به جا می‌گذارد. الگوریتم MOPSO تکرار چهارم با ۲۰۰ عضو جمعیت، الگوریتم MOGOA تکرار اول با ۱۰۰ عضو جمعیت و الگوریتم MOALO تکرار سوم با ۲۰۰ عضو جمعیت، بهترین عملکرد را داشته‌اند. پس از مشخص شدن بهترین عملکرد الگوریتم‌ها، نتایج حاصل از آن در یک نمودار مانند شکل (۲) آورده شده است. نتایج مقایسه جبهه‌های



شکل (۳) مقادیر حجم بهینه (الف)، مقادیر رهاسازی بهینه (ب)

Fig. 3.(a) optimal volume values (b) optimal release values

قرار می‌گیرند، معیار فاصله، پراکندگی، همگرایی و فاصله نسلی مقایسه شدند. نتایج این تحقیق نشان داد که با توجه به معیار زمان اجرای الگوریتم، الگوریتم MOPSO با $4/76$ ثانیه کارایی بالاتری نسبت به دیگر الگوریتم‌ها از خود نشان داد. با توجه به معیار تعداد راه‌حل‌های واقع در جبهه بهینه پارتو نیز الگوریتم MOALO با تعداد ۱۷ راه‌حل در جبهه اول از این حیث بهترین عملکرد را از خود نشان داد. با توجه به معیار فاصله الگوریتم MOGOA با مقدار $0/131$ بهترین عملکرد را در بین الگوریتم‌های مورد بررسی از خود نشان داده است. همچنین با توجه به معیار پراکندگی، الگوریتم MOALO با مقدار $0/5472$ عملکرد مناسبی را در بین الگوریتم‌های مورد بررسی از خود نشان داد. همچنین الگوریتم MOGOA با توجه به معیار همگرایی و فاصله نسلی به ترتیب با مقدار $0/2780$ و $0/125$ بهترین عملکرد را در بین الگوریتم‌های مورد بررسی از خود نشان داده است. همان‌طور که ملاحظه می‌گردد هر یک از الگوریتم‌های MOALO

الگوریتم ملخ بوده است.

۴- نتیجه‌گیری

در این تحقیق نسخه چندهدفه الگوریتم ازدحام ذرات (MOPSO) به همراه برخی الگوریتم‌های نوین به کار گرفته شد که عبارت‌اند از الگوریتم چندهدفه ملخ (MOGOA) و الگوریتم چندهدفه مورچه‌گیر (MOALO). این الگوریتم‌ها برای حل مسئله بهینه‌سازی بهره‌برداری از مخازن چاه نیمه واقع در استان سیستان و بلوچستان به کار برده شدند. مسئله بهینه‌سازی با دو هدف کمینه‌سازی مجموع توان دوم اختلاف تقاضای کشاورزی از رهاسازی و بیشینه‌سازی شاخص اعتمادپذیری تعریف گردید و نتایج تحقیق نشان داد که هر سه الگوریتم توانایی حل این مسئله بهینه‌سازی را دارا می‌باشند. در این بین همه الگوریتم‌ها با توجه معیارهایی مانند زمان اجرای الگوریتم‌ها، تعداد راه‌حل‌هایی که در جبهه بهینه پارتو

- national conference on dams and hydropower, Tehran, 2012.
- [5] X. Li, A non-dominated sorting particle swarm optimizer for multiobjective optimization, in: Genetic and Evolutionary Computation Conference, Springer, 2003, pp. 37-48.
- [6] X. Guo, T. Hu, C. Wu, T. Zhang, Y. Lv, Multi-objective optimization of the proposed multi-reservoir operating policy using improved NSPSO, *Water resources management*, 27(7) (2013) 2137-2153.
- [7] L. Dai, P. Zhang, Y. Wang, D. Jiang, H. Dai, J. Mao, M. Wang, Multi-objective optimization of cascade reservoirs using NSGA-II: A case study of the Three Gorges-Gezhouba cascade reservoirs in the middle Yangtze River, China, *Human and Ecological Risk Assessment: An International Journal*, 23(4) (2017) 814-835.
- [8] W.-j. Niu, Z.-k. Feng, C.-t. Cheng, X.-y. Wu, A parallel multi-objective particle swarm optimization for cascade hydropower reservoir operation in southwest China, *Applied Soft Computing*, 70 (2018) 562-575.
- [9] M.H. Afshar, R. Hajiabadi, A novel parallel cellular automata algorithm for multi-objective reservoir operation optimization, *Water resources management*, 32(2) (2018) 785-803.
- [10] K. Srinivasan, K. Kumar, Multi-objective simulation-optimization model for long-term reservoir operation using piecewise linear hedging rule, *Water resources management*, 32(5) (2018) 1901-1911.
- [11] A. Sargolzaei, Operational Assessment of Chahnime Reservoirs Under Different Management Plans Using WEAP Model, University of Zabol, 2014.
- [12] M. Taghian, Estimating the optimal capacity for reservoir dam based on reliability level for meeting demands, *Journal of Water and Soil*, 30(3) (2016).
- [13] C.A.C. Coello, G.T. Pulido, M.S. Lechuga, Handling multiple objectives with particle swarm optimization, *IEEE Transactions on evolutionary computation*, 8(3) (2004) 256-279.
- [14] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, T. Meyarivan, A. Fast, Nsga-ii, *IEEE transactions on evolutionary computation*, و MOGOA در برخی از معیارها عملکرد مناسب‌تری نسبت به دیگری داشته‌اند. اما الگوریتم MOALO به نحو مؤثری جبهه بهینه را پوشش داده است و لذا یک مجموعه غنی از راه‌حل‌های بهینه را ایجاد نموده است. به طور کلی هر یک از راه‌حل‌های واقع در جبهه بهینه پارتو نشان دهنده پارامترهای مشخص کننده یک منحنی فرمان برای بهره‌برداری درازمدت از مخزن است. هیچ یک از این نقاط را نمی‌توان به صورت کلی و مطلق بر سایر جواب‌ها ارجح دانست بلکه هر یک از آن‌ها می‌تواند با توجه به اولویت‌ها و محدودیت‌های خاصی، بهینه مسئله در آن شرایط خاص تلقی گردد. مثلاً می‌توان گزینه‌ای را انتخاب نمود که توان دوم اختلاف تقاضای کشاورزی از رهاسازی کمینه سازد یا به عبارت دیگر تا حد امکان در کل دوره تقاضای کشاورزی را برآورده نماید یا اینکه گزینه‌ای را انتخاب نمود که بیشترین اعتمادپذیری را در پی داشته باشد. بنابراین به طور کلی نمی‌توان در خصوص این موضوع که کدام راه‌حل واقع در جبهه بهینه بایستی انتخاب شود اظهار نظر نمود. اما آنچه اهمیت دارد این است که از مجموع راه‌حل‌هایی که دو الگوریتم MOALO و MOGOA یافته‌اند مجموعه‌ای از راه‌حل‌ها را به دست داده است که می‌تواند یک منحنی فرمان برای بهره‌برداری بهینه از مخازن چاه نیمه باشد.

۵- منابع

- [1] E.F. Mehdipour, O.B. Haddad, M. Shokri, M.R. Saboor, H. Bayat, J. Sadeghian, M. Pirsaeheb, K. Sharafi, K. Dogaohar, H. Shamloo, 10. Optimization of Multipurpose Reservoir Operation with Application Particle Swarm Optimization Algorithm, *Journal Archive*, 31 (2020).
- [2] A. Hojjati, M. Monadi, A. Faridhosseini, M. Mohammadi, Application and comparison of NSGA-II and MOPSO in multi-objective optimization of water resources systems, *Journal of Hydrology and Hydromechanics*, 66(3) (2018) 323-329.
- [3] I. AHMADIANFAR, A. Adib, M. Taghian, A. Haghghi, Optimization operation from storage dams using non-dominated sorting genetic algorithm, (2016).
- [4] S.A. Vaghefi, S. Mousavi, K.C. Abbaspour, M. Ehtiat, Reservoir operation optimization using imperialist competitive algorithm to balance sediment removal and water supply objectives, in: 1st international and 3rd

- in Engineering Software, 105 (2017) 30-47.
- [18] S.Z. Mirjalili, S. Mirjalili, S. Saremi, H. Faris, I. Aljarah, Grasshopper optimization algorithm for multi-objective optimization problems, Applied Intelligence, 48(4) (2018) 805-820.
- [19] S. Mirjalili, The ant lion optimizer, Advances in engineering software, 83 (2015) 80-98.
- [20] S. Mirjalili, P. Jangir, S. Saremi, Multi-objective ant lion optimizer: a multi-objective optimization algorithm for solving engineering problems, Applied Intelligence, 46(1) (2017) 79-95.
- 6(2) (2002) 182-197.
- [15] T. Robič, B. Filipič, Differential evolution for multiobjective optimization, in: International conference on evolutionary multi-criterion optimization, Springer, 2005, pp. 520-533.
- [16] M. Zeynali, A. Shahidi, Performance assessment of grasshopper optimization algorithm for optimizing coefficients of sediment rating curve, AUT Journal of Civil Engineering, 2(1) (2018) 39-48.
- [17] S. Saremi, S. Mirjalili, A. Lewis, Grasshopper optimisation algorithm: theory and application, Advances

چگونه به این مقاله ارجاع دهیم

A. Akbarpour, M. Pourreza-Bilondi, M.J. Zeynali, Compression of novel meta-heuristic algorithms for multi-objective optimization of water resources system (case study: Sistan's Chah Nimeh), Amirkabir J. Civil Eng., 52(8) (2020) 2011-2024.

DOI: [10.22060/ceej.2019.15818.6039](https://doi.org/10.22060/ceej.2019.15818.6039)

