



دانشگاه گواران، دانشکده مهندسی

نشریه پژوهش‌های حفاظت آب و خاک

جلد بیست و ششم، شماره ششم، ۱۳۹۸

۹۹-۱۱۸

<http://jwsc.gau.ac.ir>

DOI: 10.22069/jwsc.2019.15613.3081

استخراج قوانین بهره‌برداری بهینه سامانه مخازن برق آبی با استفاده از یک روش بهینه‌سازی ترکیبی (مطالعه موردی: حوضه کارون - دز)

*ایمان احمدیان فر^۱، مهدی جامعی^۲ و زهره خواجه^۳

^۱استادیار دانشکده مهندسی، دانشگاه صنعتی شهدای هویزه، دشت آزادگان، سوسنگرد، ایران، ^۲استادیار گروه مهندسی عمران،

دانشگاه صنعتی خاتم‌النبیاء بهبهان، ایران، ^۳دانشجوی کارشناسی ارشد گروه مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی خاتم‌النبیاء بهبهان، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۰۶/۲۴؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۱۱/۲۹

چکیده

سابقه و هدف: بهره‌برداری بهینه از مخزن سدها، به‌عنوان یکی از مهم‌ترین سیستم‌های منابع آب از پیچیدگی بالایی برخوردار است. این پیچیدگی به واسطه ماهیت احتمالاتی جریان رودخانه‌ها، اهداف متضاد و ابعاد بالای مسائل بهره‌برداری از مخازن می‌باشد. افزایش تعداد سدها، قرارگیری آن‌ها نسبت به هم و داشتن اهداف مختلف به‌طور قابل توجهی ابعاد این مسائل را افزایش می‌دهند، که می‌تواند ساختار این مسائل را پیچیده و غیرخطی کند. در این پژوهش با توجه به ساختار منحصر به فرد الگوریتم‌های تکاملی (EAs) برای ارزیابی توابع هدف و احتمال قرارگیری کم در جواب‌های بهینه موضعی، ترکیبی از الگوریتم‌های تکامل تفاضلی (DE) و ازدحام ذرات (PSO) با چند استراتژی (DEPSO) برای بهینه‌سازی بهره‌برداری از سامانه سه مخزنه کارون ۱، گذار و دز با هدف تولید انرژی برق آبی استفاده می‌شود.

مواد و روش‌ها: در این پژوهش، با اصلاح پارامترها و عوامل تأثیرگذار دو الگوریتم‌های DE و PSO، یک الگوریتم ترکیبی جدید ارائه می‌شود. الگوریتم ترکیبی (DEPSO) توانایی جستجوی محلی و مطلق الگوریتم تکامل تفاضلی (DE) را برای به‌دست آوردن قوانین بهره‌برداری بهینه ارتقا می‌دهد. در ابتدا، کارایی و دقت الگوریتم پیشنهادی به‌وسیله توابع ریاضی اکلی و گریوانک ارزیابی می‌شود. سپس نتایج DEPSO با الگوریتم‌های تکامل تفاضلی (DE)، ازدحام ذرات (PSO) و کلونی زنبور عسل (ABC) مقایسه می‌گردد. در انتها، الگوریتم پیشنهادی برای حل بهینه یک سیستم سه مخزنه در ایران برای تولید انرژی برق آبی اعمال می‌شود. لازم به ذکر است که نتایج در ۱۰ اجرای مختلف برای ارزیابی اعتمادپذیری و دقت الگوریتم‌های شرکت‌کننده ارائه گردید.

یافته‌ها: نتایج به‌دست آمده به‌وسیله الگوریتم ترکیبی پیشنهادی (DEPSO) نشان داد که متوسط مقدار تابع هدف برای ۱۰ اجرا و در طول ۱۵ سال دوره بهره‌برداری به ترتیب ۱۴/۳۳، ۱۰/۰۰ و ۳۸/۵۰ درصد بهتر از الگوریتم‌های DE،

* مسئول مکاتبه: i.ahmadianfar@bkatu.ac.ir

ABC و PSO بود. هم‌چنین با افزایش تعداد ماه‌های دوره بهره‌برداری از ۱۸۰ به ۲۴۰ ماه، متوسط مقدار تابع هدف محاسبه‌شده به وسیله DEPSO برای ۱۰ اجرا به ترتیب ۱۴/۰۰، ۲۲/۰۰، و ۳۵/۰۰ درصد بهتر از الگوریتم‌های ABC و PSO به دست آمد.

نتیجه‌گیری: با توجه به نتایج محاسبه‌شده به وسیله DEPSO، به‌طور واضح می‌توان دید که بهبود قابل توجهی در مقدار تابع هدف در مقایسه با الگوریتم‌های DE و PSO داشته و به‌خصوص با افزایش تعداد متغیرها از ۱۸۰ به ۲۴۰ عملکرد روش موردنظر مناسب‌تر از دیگر الگوریتم‌ها است. این موضوع بیانگر عملکرد برتر روش موردنظر نسبت به دو روش دیگر برای بهینه‌سازی انرژی برق آبی تولیدشده از سیستم‌های چند مخزنه است.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم ترکیبی تفاضل تکاملی - ازدحام ذرات، بهینه‌سازی بهره‌برداری مخزن، سامانه چند مخزنه، سد برق آبی

مقدمه

نیاز روزافزون به منابع آب به جهت مصارف گوناگون به یکی از بحران‌های قرن اخیر بدل شده و با توجه به محدودیت استفاده از منابع آب سطحی یک برنامه‌ریزی اصولی را در این حیطة طلب می‌نماید. احداث سدها به‌عنوان یکی از مهم‌ترین سیستم‌های منابع آب با هدف تأمین نیاز شرب، ذخیره‌سازی برای مواقع خشک‌سالی، امور کشاورزی و صنعتی، کنترل و تسکین سیلاب‌های مخرب و تولید انرژی برق آبی امری ضروری است. مدیریت بهینه این سیستم‌ها برای تأمین اهداف فوق نیازمند ابزار بهینه‌سازی قدرتمند است. در دهه‌های اخیر با پیشرفت فناوری رایانه، استفاده از سیستم‌های هوش مصنوعی در زمینه بهینه‌سازی بهره‌برداری از منابع آب به سرعت در حال توسعه می‌باشند (۱۱). در دهه‌های اخیر برای بهینه‌سازی سیستم‌های بهره‌برداری مخازن در اکثر پژوهش‌های ارائه‌شده از روش‌های الگوریتم‌های تکاملی^۱ و فراکوشی^۲ استفاده شده است. الگوریتم‌های فراکوشی با الهام از رفتار طبیعی موجودات زنده و پدیده‌های فیزیکی مانند الگوریتم ژنتیک^۳ (GA)،

تکامل تفاضلی^۴ (DE)، الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات^۵ (PSO)، الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچه^۶ (ACO) از یک طرف به دلیل عدم لزوم پیوسته و مشتق‌پذیر بودن توابع هدف و قیود مسأله و از طرف دیگر احتمال کم قرارگیری در دام بهینه محلی مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته‌اند.

بهینه‌سازی بهره‌برداری سامانه‌های چند مخزنه برق آبی از عمده مسائل پیچیده مدیریت منابع آب می‌باشد که در این پژوهش مورد توجه قرار گرفته است. تاکنون روش‌های بهینه‌سازی بسیاری در زمینه بهره‌برداری بهینه از سامانه‌های برق آبی و کشاورزی منابع آب ارائه شده است که در ادامه به معرفی آنها پرداخته می‌شود.

ردی و کومار (۲۰۰۶) با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان (ACO) مسأله بهره‌برداری بهینه از مخزن با اهداف تولید انرژی برق آبی و کشاورزی را حل نمودند. بررسی نتایج نشان داد که با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی جامعه مورچگان نتایج نسبت به الگوریتم ژنتیک ۰/۶۳ درصد بهبود

4- Differential Evolution (DE)
5- Particle Swarm Optimization (PSO)
6- Ant Colony Optimization (ACO)

1- Evolutionary Algorithms (EAs)
2- Meta Heuristic (MH)
3- Genetic Algorithm (GA)

تفاضلی (DE) برای بهینه‌سازی انرژی مطمئن استخراج شده از سد کارون ۴ استفاده کردند. آن‌ها نشان دادند که الگوریتم DE دقت لازم برای بهینه‌سازی انرژی تولیدشده توسط سدها را دارد (۱۷).

از میان روش‌های تکاملی، الگوریتم تکامل تفاضلی (DE) و الگوریتم ازدحام ذرات (PSO) بر مبنای جمعیت تصادفی، هر دو از روش‌های کارآمد در بهینه‌سازی سامانه‌های منابع آب می‌باشند که دارای فلسفه ساده، سرعت و قدرت مناسب در حل مسائل پیچیده می‌باشند (۲۰). بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) به سرعت در حال توسعه است و سرعت همگرایی بالایی دارد، با این وجود، به راحتی به واسطه وابستگی سرعت همگرایی به اینرسی وزنی در بهینه محلی قرار می‌گیرد و تنوع جمعیت خود را از دست می‌دهد. الگوریتم تکامل تفاضلی (DE) نیز یک الگوریتم تکاملی ساده است که با استفاده از اطلاعات تفاضلی قابلیت جستجوی بیش‌تر را برای آن میسر می‌نماید و از طرفی اطلاعات تفاضل نیز باعث بی‌ثباتی عملکرد می‌شود (۴، ۵، ۱۰ و ۱۲).

تاکنون ترکیبات متنوعی از این دو الگوریتم به‌منظور بهبود عملکرد آن‌ها برای بهینه‌سازی مسائل مهندسی ارائه شده است. ژانگ و ژی (۲۰۰۳) ترکیبی از الگوریتم‌های ازدحام ذرات - تکامل تفاضلی (DEPSO) ارائه را دادند که با استفاده از عملگرهای الگوریتم تکامل تفاضلی (DE)، جهش‌های زنگوله‌ای شکل^۴ را به‌منظور ایجاد تنوع در جمعیت فراهم نموده به‌طوری‌که پویایی ازدحام ذرات خودسازمان‌یافته حفظ گردد (۲۰). لیو و همکاران (۲۰۰۷) یک الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام با جمعیت تفاضلی بر مبنای یک استراتژی تغییرپذیر (DPSO) ارائه نمودند که هدف اصلی آن افزایش پراکندگی جمعیت و

یافت (۱۴). ژانگ و همکاران (۲۰۱۱) برای مدیریت انرژی برق آبی تولیدی سیستم چند مخزنه در حوضه آبریز مینجیانگ در کشور چین از الگوریتم بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات ترکیبی اصلاحشده بهره بردند (۱۹). احمدیان فر و ادیب (۲۰۱۴) برای حل مسأله بهینه‌سازی انرژی برقابی سد دز، یک مدل ترکیبی ازدحام ذرات (PSO) - الگوریتم ژنتیک (GA) را مورد مطالعه قرار دادند. عمده هدف آن‌ها بهبود الگوریتم ازدحام ذرات و استفاده از دو عملگر کارآمد جهش^۱ و تقاطع در الگوریتم ژنتیک است که به‌ترتیب باعث افزایش گوناگونی جمعیت و تبادل اطلاعات بین دو ذره از جمعیت می‌گردند و به نتایج جالب‌توجهی در مقایسه با هر دو الگوریتم پایه رسیدند (۱). صمدی کوچکسرایبی و همکاران (۲۰۱۸) از الگوریتم تکاملی مبتنی بر گرادین برای بهینه‌سازی یک سیستم چهارخزنه و دو سیستم تک مخزنه استفاده کردند، نتایج این پژوهش نشان داد که روش بهینه‌سازی به‌کار گرفته‌شده توانایی لازم برای حل سیستم‌های پیچیده منابع آب را دارد (۱۵). بزرگ-حداد و همکاران (۲۰۱۶) از الگوریتم جستجوی گرانشی^۲ (GSA) برای بهینه‌سازی بهره‌برداری یک سامانه تک‌مخزنه و یک سامانه چهار مخزنه استفاده کردند و نتایج محاسبه‌شده نشان داد که الگوریتم GSA توانایی خیلی مناسبی برای بهره‌برداری از سامانه مخازن دارد (۳). احمدیان فر و همکاران (۲۰۱۷) یک الگوریتم بهبودیافته تکامل تفاضلی^۳ (EDE) را برای بهینه‌سازی سامانه‌های چند مخزنه با هدف تولید انرژی برق آبی معرفی کردند و نشان دادند که الگوریتم ارائه‌شده توانایی قابل‌قبولی برای حل مسائل پیچیده سامانه‌های برق آبی دارد (۲). تقیان و احمدیان فر (۲۰۱۸) از الگوریتم بهینه‌سازی تکامل

1- Mutation

2- Gravity Search Algorithm (GSA)

3- Enhanced Differential Evolution (EDE)

4- Bell-shaped Mutation

بهره‌برداری بهینه از مخزن سد بررسی می‌شود. به‌عنوان مطالعه موردی، بهینه‌سازی بهره‌برداری از سامانه سه مخزنه کارون^۱، دز و گدار (مسجدسلیمان) در دو دوره زمانی ۱۵ و ۲۰ ساله مورد توجه قرار گرفته است.

مواد و روش‌ها

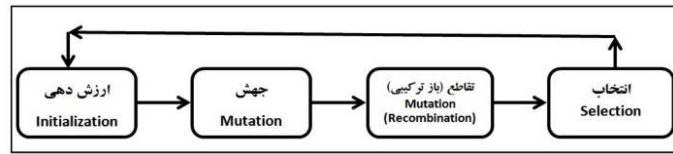
در ادامه به معرفی اجمالی الگوریتم پایه DE و PSO پرداخته و آنگاه ساختار الگوریتم ترکیبی DEPSO به تفصیل بیان می‌گردد.

معرفی الگوریتم بهینه‌سازی تفاضل تکاملی (DE):
الگوریتم تفاضل تکاملی (DE) یک الگوریتم مبتنی بر جمعیت و سریع برای بهینه‌سازی توابع غیرخطی مشتق ناپذیر در فضای پیوسته است که توسط استورن و پرایس (۱۹۹۷) معرفی شد (۱۶). این روش به لحاظ تکنیک تولید جمعیت تصادفی، ادامه تکامل نسل‌های انتخابی و ارزش‌دهی به تابع هدف مشابه الگوریتم ژنتیک بوده و قادر است تا جواب‌های نزدیک به بهینه را برای مسائل ریاضی و واقعی پیدا کند. الگوریتم DE برای تولید جواب‌های جدید از عملگر تفاضلی استفاده می‌کند که وظیفه تبادل اطلاعات بین اعضاء جمعیت را دارد (۱۶). در شکل ۱ عملگرهای اصلی الگوریتم DE و مراحل لازم در این الگوریتم برای طی کردن روند بهینه‌سازی آمده است.

نهایتاً کاهش حجم محاسبات می‌باشد (۱۳). زو و همکاران (۲۰۰۸) الگوریتم ازدحام ذرات را نوعی تکامل تفاضلی دانسته و با الهام از این ایده یک نوع جدید از تکامل تفاضلی را در تلفیق با هوش جمعی ذرات تحت عنوان الگوریتم تفاضلی ازدحام هوش ذرات^۱ (DE-SI) ارائه نمودند. نتایج حاصل از این مطالعه نشان می‌دهد که الگوریتم تفاضلی ازدحام ذرات (DE-SI) در عین حفظ نرخ همگرایی سریع، به جواب بهینه فراگیر در مسائل ریاضی دست می‌یابد (۱۸).

در پژوهش حاضر با استفاده از ترکیب الگوریتم‌های تفاضل تکاملی و ازدحام ذرات سعی شده تا با بهبود ساختار هر یک از الگوریتم‌های پایه و رفع نقاط ضعف آن‌ها، کارایی و سرعت و دقت آن برای بهینه‌سازی مسئله موردنظر افزایش دهد. نوآوری‌های انجام‌شده در الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات- تکامل تفاضلی چند استراتژی^۲ (DEPSO) مورد مطالعه شامل استفاده از فرمول‌بندی سینوسی خودکار برای تعیین فاکتور مقیاس تکامل تفاضلی (DE) و استفاده از یک استراتژی جدید جهش خود تنظیم‌شونده با استفاده از عملگرهای الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) می‌باشد. هم‌چنین، یک روش انطباق نخیه‌گرا برای تقویت توان اکتشاف الگوریتم پیشنهادشده مورد توجه قرار گرفته است. برای ارزیابی عملکرد الگوریتم پیشنهادشده، در ابتدا دو تابع آزمون ریاضی مورد بررسی قرار گرفته شده است. در ادامه قابلیت‌های الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات- تفاضل تکاملی چند استراتژی (DEPSO) در حل مسئله

1- DE and particle swarm intelligence (DE-SI)
2- Differential Evolution (DE) and Particle Swarm Optimization (PSO) with Multi-Strategy, (DEPSO)



شکل ۱- مراحل الگوریتم بهینه‌سازی تفاضل تکاملی
 Figure 1. Differential Evolution Optimization Algorithm steps.

مقیاس F ضرب شده و با بردار r_1 جمع می‌گردد. بردار جهش‌یافته به صورت رابطه ۲ در هر عمل جهش بر روی هر عضو از جمعیت $X_{i,j}^g$ ایجاد می‌شود. بنابراین بردار جهش‌یافته در الگوریتم تفاضل تکاملی (DE) درون جمعیت به صورت رابطه ۲ تعریف می‌گردد:

$$Y_i^g = X_{r_1}^g + F(X_{r_2}^g - X_{r_3}^g) \quad (2)$$

لازم به ذکر است که فاکتور مقیاس $F \in [0, 2]$ یک پارامتر مثبت بوده که برای کنترل تغییرات تفاضلی بین دو بردار مورد استفاده قرار می‌گردد.

عملگر تقاطع: این عملگر بر پایه ضریب ثابت احتمال تقاطع Cr با ترکیب اجزاء بردار جهش‌یافته $(Y_{i,j}^g)$ و عضو هدف انتخاب‌شده در مرحله اول $(X_{i,j}^g)$ ، یک بردار سنجش تولید می‌نماید که مؤلفه‌های این بردار جهش‌یافته با احتمال $Cr \in [0, 1]$ به بردار کاندید منتقل می‌گردد و در غیر این صورت، مؤلفه بردار $X_{i,j}^g$ جایگزین می‌گردد:

$$U_{i,j}^g = \begin{cases} Y_{i,j}^g & \text{if } rand(0,1) \leq Cr \\ X_{i,j}^g & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

$i = 1, 2, \dots, Np$

در حالی $Cr \in [0, 1]$ که پارامتر ثابت احتمال تقاطع است.

عملگر انتخاب: در عملگر انتخاب مقدار تابع هدف به دست آمده از بردار تقاطع در مرحله قبل

این الگوریتم تکاملی فرآیند جستجو را از یک جمعیت اولیه تصادفی شروع می‌کند و شامل سه عملگر جهش، تقاطع و انتخاب و همچنین سه پارامتر کنترلی شامل اندازه جمعیت (Np) ، فاکتور مقیاس (F) و احتمال تقاطع (Cr) می‌باشد. فرآیند مراحل این الگوریتم به صورت زیر می‌باشد.

تولید جمعیت اولیه (ارزش‌دهی): الگوریتم تفاضل تکاملی (DE) ابتدا یک جمعیت Np از راه‌حل اولیه $X_{i,j}^g = \{x_{i,1}^g, x_{i,2}^g, \dots, x_{i,D}^g\}$ به صورت تصادفی از رابطه ۱ در فضای جستجوی D بعدی توزیع می‌کند به طوری که هر یک از جواب‌ها در محدوده فضای جواب مسأله باشند:

$$X_i^g = X_{i,\min} + r(X_{i,\max} - X_{i,\min}) \quad (1)$$

$i = 1, 2, \dots, Np$

که در آن، $X_{i,\max}$ و $X_{i,\min}$ مرز پایین و بالا از فضای جستجوی مسأله، $r = rand(0,1) \in [0, 1]$ یک عدد تصادفی یکنواخت و اندیس g معرف نسل فعلی هست. آن‌گاه چهار عضو از جمعیت به صورت تصادفی انتخاب‌شده که یکی از این چهار عضو به‌عنوان عضو هدف و سه عضو دیگر به‌عنوان بردارهای r_1 ، r_2 و r_3 به صورت تصادفی جدا می‌شوند به طوری که $r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq i$.

عملگر جهش: در این مرحله، برای تولید بردار جهش‌یافته اختلاف دو بردار r_2 و r_3 در فاکتور

1- Crossover

Gbest بوده و انتخاب آن‌ها بر افزایش و کاهش سرعت همگرایی تأثیرگذار است هرگاه مقدار کمی به این دو پارامتر اختصاص داده شود، جستجو در محدوده کوچک‌تر و همگرایی کندتر خواهد بود و با افزایش این مقادیر فضای جستجو وسیع‌تر و سرعت همگرایی بیش‌تر خواهد شد. w ضریب اینرسی وزنی می‌باشند که پارامتری مثبت و مؤثر در تضمین همگرایی مجموعه ذرات می‌باشد و مقداری بین $0/4$ و $0/7$ برای آن مناسب است (۹). پارامترهای r_1 و r_2 اعداد تصادفی بین صفر و یک $r_1, r_2 = rand(0,1) \in [0,1]$ با توزیع یکنواخت می‌باشند.

معرفی الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات - تکامل تفاضلی (DEPSO): همان‌طور که در معرفی روش‌های بهینه‌سازی تکامل تفاضلی (DE) و ازدحام ذرات (PSO) بیان شد، این الگوریتم‌ها علی‌رغم دارا بودن قابلیت‌های بالا در بهینه‌سازی مسائل مهندسی، دارای نقاط ضعفی نیز می‌باشند. در روش بهینه‌سازی تکامل تفاضلی (DE) حساسیت بالای مقادیر پارامتر مقیاس و احتمال تقاطع عامل ایجاد نقاط بهینه محلی می‌باشند. همچنین در الگوریتم ازدحام ذرات (PSO) یکی از مشکلات اساسی آن همگرایی زودرس این روش است که این همگرایی لزوماً رسیدن به جواب بهینه نیست. بنابراین در این پژوهش به منظور مرتفع نمودن نقاط ضعف فوق، یک الگوریتم جستجوی سراسری و محلی قوی ترکیبی ارائه شده است که از قابلیت‌های ارزنده دو الگوریتم بهره‌مند می‌گردد.

ترکیبی در زیر با چند مرحله ساده توضیح داده شده است.

پارامترهای DE خودسازگار فاکتور مقیاس F: در فرم اولیه الگوریتم تفاضل تکاملی (DE) فاکتور مقیاس مقدار ثابتی دارد به طوری که در صورت

$f(U_{i,j}^g)$ با تابع هدف حاصل از بردار عضو هدف که در مرحله اول انتخاب شده بود $f(X_{i,j}^g)$ مقایسه می‌شود و بهترین آن برای نسل بعد $X_{i,j}^{g+1}$ ذخیره می‌شود.

$$X_i^{g+1} = \begin{cases} U_i^{g+1} & \text{if } f(U_i^{g+1}) \leq f(X_i^g) \\ X_i^g & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

الگوریتم PSO: الگوریتم هوش جمعی ذرات (PSO) یک الگوریتم بهینه‌سازی فراکاوشی است که توسط کندی و ابره‌ارت (۱۹۹۵) برای بهینه‌سازی مسائل پیچیده، به وسیله ذرات که جمعیت نامیده می‌شود، معرفی گردید (۶). ایده اصلی این الگوریتم بر اساس رفتار اجتماعی ماهی‌ها و پرندگان برای جستجوی غذا الهام گرفته شده است. در این الگوریتم هر کدام از اعضاء یک ذره می‌باشد که در کنار هم یک جمعیت را تشکیل می‌دهند. این مجموعه با توجه به سرعت‌های هر ذره در فضای تصمیم به سمت نقطه بهینه حرکت می‌کند. همچنین هر ذره $X_{i,j}^g$ موقعیت و سرعت خود را با استفاده از رابطه ۵ به روز می‌کند و جمعیت به صورت هدفمند به سمت نقطه بهینه حرکت می‌کند:

$$V_{i,j}^{g+1} = w \times V_{i,j}^g + c_1 \times r_1 \times (Gbest_{i,j}^g - X_{i,j}^g) + c_2 \times r_2 \times (Pbest_{i,j}^g - X_{i,j}^g) \quad (5)$$

$$X_{i,j}^{g+1} = X_{i,j}^g + V_{i,j}^{g+1} \quad (6)$$

مجموعه $Pbest_{i,j}^g$ بهترین موقعیت تجربه‌شده ذره و مجموعه $Gbest_{i,j}^g$ بهترین موقعیت سراسری ذرات را تعیین می‌کند. در رابطه بالا $V_{i,j}^g$ نشان‌دهنده بردار سرعت است. c_1 و c_2 پارامترهای ثابت مثبت هستند که به ترتیب مشخص‌کننده اثر $Pbest$ و

عملگر جهش پیشنهادی: در الگوریتم تفاضل تکاملی (DE) برای افزایش توانایی جستجو و سرعت همگرایی، وجود عملگر جهش ضروری می‌باشد. اگرچه این الگوریتم به‌عنوان یک روش بهینه‌سازی قوی معرفی شده است، ولی توانایی جستجوی فراگیر (مطلق) آن ضعیف است (۷). بنابراین در این مطالعه برای افزایش توانایی جستجوی محلی و فراگیر آن و همچنین بهبود نرخ همگرایی یک مکانیسم جهش جدید پیشنهاد می‌گردد که با استفاده از رابطه‌های ۱۰ تا ۱۴ تعریف می‌گردد:

$$P = Pbest_{i,j}^g + \sigma \times F \times (Gbest_j^g - Pbest_{i,j}^g) + F \times (Pbest_{r1,j}^g - Pbest_{r2,j}^g) \quad (10)$$

$$L = X_{i,j}^g + \sigma \times F \times (X_{r1,j}^g - X_{r2,j}^g) + F \times (X_{r3,j}^g - X_{r4,j}^g) \quad (11)$$

که در آن، ضریب σ پارامتری است که هم‌زمان با افزایش تعداد تکرار تغییر می‌کند و برای رهاسازی از قرارگیری در بهینه محلی نقش مهمی دارد. این ضریب از رابطه ۱۲ حاصل می‌گردد:

$$\sigma = a \times \exp(-g/G) \quad (12)$$

که در آن، a یک عدد ثابت است که توسط کاربر مشخص می‌شود و متناسب با مسأله می‌باشد.

$$Y_{i,j}^g = r \times L + (1-r) \times P \quad (13)$$

$$r = \text{unifrnd}(0.1, 0.9) \times (1 - \frac{g}{G})^4 \quad (14)$$

که در آن‌ها، $r \in [0, 1]$ که یک عدد تصادفی است و برای تشکیل بردار جهش و ترکیب مؤلفه‌های بردارهای L و P نقش مهمی دارد. این پارامتر با

انتخاب مقدار کوچک آن، الگوریتم دچار همگرایی زودرس می‌شود و در صورتی که مقادیر بزرگ برای آن انتخاب شود، توانایی جستجوی الگوریتم کاهش می‌یابد. بنابراین در این پژوهش برای از بین بردن این نقطه‌ضعف، از یک سازوکار خودسازگار شونده سینوسی استفاده خواهد شد. در این راستا، مقدار فاکتور مقیاس با افزایش تعداد تکرار به‌صورت یک تابع سینوسی و با استفاده از رابطه ۷ تعریف می‌کند:

$$F = \sin(2 \times \pi \times \xi \times g + \pi) \times (1 - \frac{g}{G}) \quad (7)$$

$$\xi = 4 \times (1 - \frac{g}{G}) \quad (8)$$

که در آن‌ها، g بیانگر شماره تکرار و G حداکثر تعداد نسل هستند.

احتمال تقاطع متغیر با زمان: احتمال تقاطع مشخص‌کننده میزان ترکیب بردارهای جهش‌یافته و یک بردار از جمعیت (بردار هدف) می‌باشد که همانند فاکتور مقیاس دارای یک مقدار ثابت است. مقادیر کوچک این پارامتر تنوع جمعیت را کاهش می‌دهد و با انتخاب مقادیر بزرگ برای این پارامتر، همگرایی زودرس اتفاق می‌افتد. بنابراین، بهتر است در نسل‌های اولیه Cr مقدار کمی داشته و با افزایش تعداد نسل، این پارامتر برای بهبود سرعت همگرایی مقادیر بزرگ‌تری را اخذ نماید. از این‌رو، در این پژوهش، Cr طوری معرفی می‌گردد که قابلیت تغییر را داشته باشد. بنابراین:

$$Cr = Cr_{\max} + (Cr_{\min} - Cr_{\max}) \cdot \exp(-g/G) \quad (9)$$

که در آن، $Cr_{\min} \in [0, 1]$ و $Cr_{\max} \in [0, 1]$ عدد ثابت هستند.

در حالی این روابط $r, r_1, r_2 \in [0,1]$ اعداد تصادفی یکنواخت می‌باشند. c_1 و c_2 پارامترهای ثابت مثبت و w ضریب اینرسی وزنی می‌باشند. این پارامتر طوری در نظر گرفته شده که برای جلوگیری از قرارگیری در بهینه موضعی در نسل‌های اولیه مقادیر اجزا آن به‌طور تصادفی از بین $Gbest_{i,j}^g$ و $Pbest_{i,j}^g$ انتخاب می‌شوند. با افزایش تعداد نسل، به احتمال زیاد اجزای بردار از بهترین موقعیت فراگیر انتخاب خواهند شد، زیرا در نسل‌های انتهایی امکان دستیابی به حل بهینه بیش‌تر از نسل‌های اولیه است.

بروزرسانی بردار تقاطع: به‌روزرسانی بردار تقاطع می‌تواند به الگوریتم ترکیبی تفاضل تکاملی - ازدحام ذرات (DEPSO) کمک کند تا از رسیدن به حل بهینه موضعی اجتناب گردد. در واقع با وجود این عملگر، بردار تقاطع با افزایش تعداد نسل‌ها به‌طور تصادفی به سمت بهینه مطلق حرکت می‌کند. به‌منظور نیازسنجی بروزرسانی بردار تقاطع از یک متغیر J_r در الگوریتم پیشنهادی استفاده می‌گردد که با دستور شرایط زیر معرفی می‌شود.

$$U_{i,j}^g = U_{i,j}^g + rand \times (Gbest_{i,j}^g - U_{i,j}^g) \quad (22)$$

if $rand(0,1) < J_r$

$$J_r = b[\exp(g / G)] \quad (23)$$

که در آن، $r = rand(0,1) \in [0,1]$ و b یک عدد ثابت است و توسط کاربر تعریف می‌شود. روند حل مسأله با استفاده از ترکیبی تفاضل تکاملی - ازدحام ذرات (DEPSO) در شکل ۲ نشان داده شده است.

افزایش تعداد نسل باعث می‌شود تا بردار جهش، سهم بیش‌تری از بهینه فراگیر داشته باشد و این امر به این دلیل است که در نسل‌های انتهایی انتظار می‌رود تا روش بهینه‌سازی به جواب مناسب رسیده باشد.

عملگر تقاطع پیشنهادی: عملکرد الگوریتم تفاضل تکاملی (DE) به‌طور قابل‌توجهی متأثر از انتخاب عملگر تقاطع است (۸). در DE یک تقاطع دوتایی برای ترکیب بردار هدف با بردار جهش استفاده می‌شود. در این پژوهش، یک مکانیزم تقاطع جدید بر پایه مفهوم عملگر تقاطع معرفی شده توسط هاو و همکاران (۲۰۰۷) ارائه شده است (۱۰). تقاطع پیشنهادی در الگوریتم DE مطابق رابطه‌های ۱۵ تا ۲۱ تعریف شده است:

$$(15)$$

$$V_{i,j}^{g+1} = w.V_{i,j}^g + c_1.r_1.(Gbest_{i,j}^g - X_{i,j}^g) + c_2.r_2.(Pbest_{i,j}^g - X_{i,j}^g)$$

$$X_{i,j}^{g+1}(PSO) = X_{i,j}^g + V_{i,j}^{g+1} \quad (16)$$

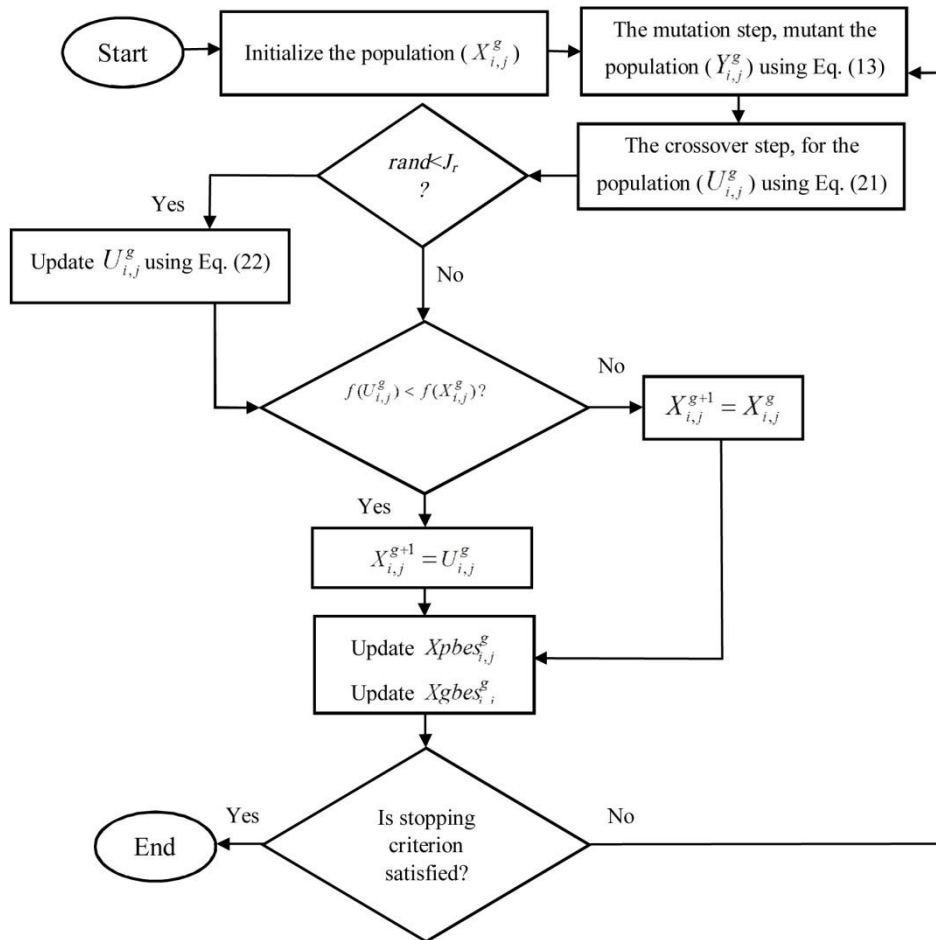
$$X_{i,j}^{g+1}(DE) = Y_{i,j}^g \quad (17)$$

$$Xnew_{i,j}^g = \frac{X_{i,j}^{g+1}(DE) + X_{i,j}^{g+1}(PSO)}{2} \quad (18)$$

$$Xnew2_{i,j}^g = r.Pbest_{i,j}^g + (1-r)Gbest_{i,j}^g \quad (19)$$

$$r = [unifrnd(0.1,0.9)](1 - \frac{g}{G})^4 \quad (20)$$

$$U_{i,j}^g = \begin{cases} Xnew1_{i,j}^g & \text{if } rand(0,1) \geq Cr \\ Xnew2_{i,j}^g & \text{otherwise} \end{cases}$$



شکل ۲- روند حل مسأله با استفاده از ترکیبی تفاضل تکاملی - ازدحام ذرات (DEPSO).

Figure 2. Process of solving the problem using the DEPSO.

$$f_2(x) = 20 + e - 20 \exp(-0.2 \sqrt{\frac{1}{D} (\sum_{i=1}^D x_i^2)}) - \exp(\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i)) \quad (24)$$

$$f_2(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^D z_i^2 - \prod_{i=1}^D \cos(\frac{z_i}{\sqrt{i}}) + 1 \quad (25)$$

جزئیات این توابع اعم از ابعاد، فضای جستجو و مقدار بهینه فراگیر در جدول ۱ ذکر شده است:

نتایج و بحث

در این قسمت ابتدا عملکرد الگوریتم پیشنهادی توسط دو تابع ریاضی پیچیده ارزیابی می شود، سپس توانایی آن برای بهینه سازی سیستم های چند مخزنه منابع آب بررسی می گردد.

ارزیابی عملکرد DEPSO توسط توابع آزمون: در این بخش، عملکرد الگوریتم ترکیبی تکامل تفاضلی - ازدحام ذرات (DEPSO) روی دو تابع آزمون آکلی و گری ونک تغییر یافته مورد ارزیابی قرار می گیرد که در رابطه های ۲۴ و ۲۵ به ترتیب معرفی می گردند.

جدول ۱- مشخصات توابع آزمون معیار.

Table 1. Specifications of the benchmark test function.

بهبینه فراگیر Global optimum	محدوده متغیر تصمیم Decision variable range	ابعاد Dimension	تابع آزمون Test function
$f_1(X) = 0$	$[-32,32]^D$	30	اکلی تغییر یافته Shifted Ackley
$f_2(X) = 0$	$[-600,600]^D$	30	گری ونک تغییر یافته Shifted Griewank

و پارامترهای انتخابی به دست آمده مربوط به هر یک از الگوریتم‌های DE، PSO، ABC و DEPSO در جدول ۲ نمایش داده شده‌اند.

تابع عقاب توسط الگوریتم‌های بهینه‌سازی تفاضل تکاملی (DE)، ازدحام ذرات (PSO)، کلونی زنبور عسل (ABC) و الگوریتم ترکیبی پیشنهادی DEPSO برای تعداد دفعات حداکثر ۱۲۰,۰۰۰ دور اجرا گردید

جدول ۲- پارامترهای تنظیمی الگوریتم DE، PSO و DEPSO برای تابع معیار اکلی.

Table 2. The parameter settings of DEPSO, DE and PSO for the Shifted Ackley.

مقادیر Values	پارامترها Parameters	الگوریتم Algorithm
[0.3, 0.8]	$[Cr_{min}, Cr_{max}]$	
10	a	DEPSO
0.5	b	
100	اندازه جمعیت Population size	
0.5	فاکتور مقیاس (F) Scale factor (F)	DE
0.3	پارامتر تقاطع Crossover rate	
0.7	w	
1.5	c_1	PSO
2	c_2	

سی‌بعدی صفر است، به ترتیب مقادیر $1/0.6 \times 10^{-8}$ ، $2/21 \times 10^{-1}$ ، $2/31 \times 10^{-4}$ و $1/5 \times 10^{-14}$ می‌باشند. همان‌طور که در نتایج مبسوط در جدول ۳ مشاهده می‌شود، الگوریتم DEPSO توانمندی قابل توجه و محسوسی نسبت به الگوریتم‌های DE، PSO و

نتایج مقدار تابع هدف برای تابع آزمون اکلی به‌زای ۱۰ اجرای مستقل و با استفاده از الگوریتم‌های فوق و DEPSO در جدول ۳ با یکدیگر مقایسه شده است. بهترین مقدار تابع هدف به دست آمده در مقایسه با جواب قطعی این تابع که در فضای

ABC در رسیدن به کمینه مطلق دارد.

جدول ۳- مقادیر تابع اکلی در ده اجرا حاصل از الگوریتم‌های DE, PSO, ABC و DEPSO

Table 3. The results of 10 runs for Shifted Ackley function using DEPSO, DE, ABC and PSO.

شماره اجرا Number of run	ترکیب تکامل تفاضلی - ازدحام ذرات (DEPSO)	تکامل تفاضلی (DE)	ازدحام ذرات (PSO)	کلونی زنبور عسل (ABC)
1	1.51E-14	1.35E-8	0.22	2.46E-4
2	2.22E-14	1.15E-8	0.48	2.31E-4
3	2.58E-14	1.07E-8	0.36	3.38E-4
4	9.27E-14	1.17E-8	0.23	2.53E-4
5	1.51E-14	1.47E-8	0.66	2.98E-4
6	9.23E-14	1.19E-8	0.99	2.76E-4
7	1.51E-14	1.06E-8	0.28	2.4E-4
8	1.04E-14	1.17E-8	0.71	2.95E-4
9	1.51E-14	1.27E-8	0.32	3.89E-4
10	3.29E-14	1.57E-8	0.38	3.02E-4
	1.51E-14	1.06E-8	0.22	2.31E-4
	1.04E-8	1.57E-8	0.99	3.89E-4
	2.89E-9	1.25E-8	0.46	2.87E-4
	4.66E-9	1.69E-9	0.25	4.92E-5

بهترین مقدار تابع هدف

The best value of objective function

بدترین مقدار تابع هدف

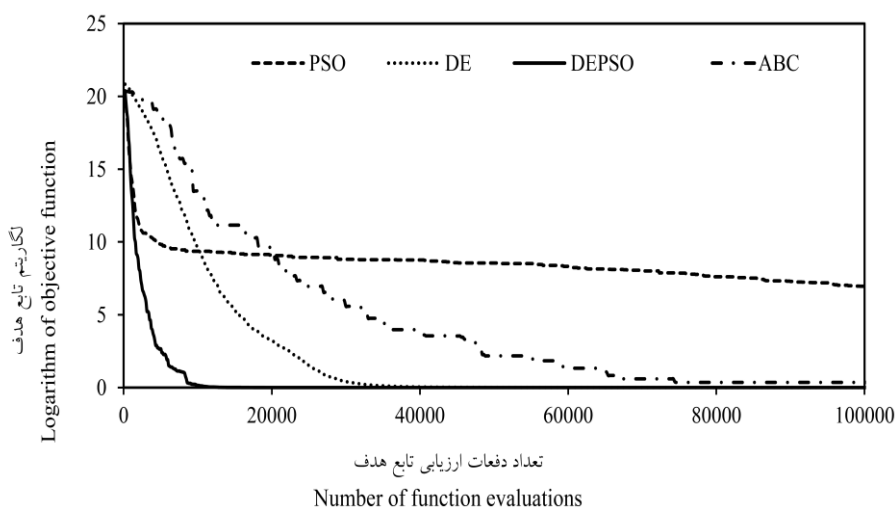
The worst value of objective function

میانگین توابع هدف

The average value of objective function

انحراف معیار توابع هدف

The standard deviation of objective function



شکل ۳- نمودار همگرایی بهترین اجرا از بین ده اجرای تابع اکلی با الگوریتم‌های DE, PSO, ABC و DEPSO

Figure 3. The convergence curves of the DEPSO, DE, ABC and PSO algorithms for the Shifted.

گری‌وانک به‌ازای ۱۰ اجرای مستقل و با استفاده از الگوریتم‌های فوق و DEPSO در جدول ۵ با یکدیگر مقایسه شده است. بهترین مقدار تابع هدف به‌دست آمده در مقایسه با جواب قطعی این تابع که در فضای 30 بعدی صفر است، به‌ترتیب مقادیر 2×10^{-10} ، $2/25 \times 10^{-3}$ ، $0/2176$ و $0/00$ می‌باشند. با توجه به مقادیر ارائه‌شده در جدول ۵ به‌ازای تمام سعی‌های انجام‌شده، الگوریتم DEPSO قادر به کشف جواب کمینه مطلق در مسأله 30 بعدی گری‌وانک می‌باشد و این در حالی است که الگوریتم‌های DE، PSO و ABC در هیچ‌کدام از سعی‌های انجام شده نتایج مطلوبی به‌دست نیاورده‌اند. هم‌چنین شکل ۴ منحنی همگرایی و عملکرد مطلوب الگوریتم ترکیبی DEPSO را نشان می‌دهد.

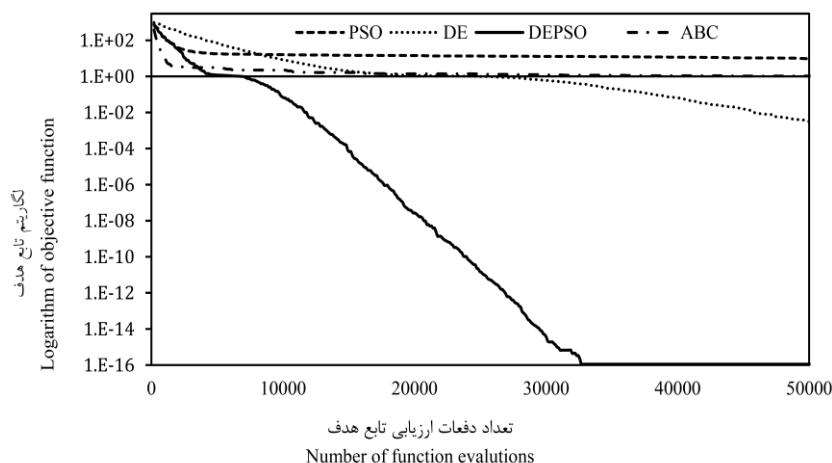
منحنی همگرایی بهترین نتیجه حاصل از ۱۰ اجرای الگوریتم‌های مورد بررسی برای تابع آکلی در مقابل تعداد دفعات ارزیابی تابع هدف در شکل ۳ مقایسه شده‌اند به‌طوری‌که منحنی همگرایی بهترین نتایج الگوریتم ترکیبی DEPSO با تحذب بیش‌تری نسبت به الگوریتم‌های DE، PSO و ABC ظاهر می‌گردد که بیانگر سرعت بیش‌تر آن در رسیدن به جواب بهینه می‌باشد.

پارامترهای انتخابی به‌دست آمده مربوط برای کمینه‌سازی تابع گری‌وانک با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی تکامل تفاضلی (DE)، ازدحام ذرات (PSO)، کلونی زنبورعسل (ABC) و الگوریتم ترکیبی پیشنهادی DEPSO در جدول ۴ نمایش داده شده‌اند. نتایج مقدار تابع هدف برای تابع آزمون

جدول ۴- پارامترهای تنظیمی الگوریتم DE، PSO و DEPSO برای تابع معیار گری‌وانک.

Table 4. The parameter settings of DEPSO, DE and PSO for the Shifted Griewank.

مقادیر Values	مقادیر Values	الگوریتم Algorithm
[0.2, 0.5]	[Cr_{min} , Cr_{max}]	
2	a	DEPSO
0.5	b	
100	اندازه جمعیت Population size	
0.9	فاکتور مقیاس (F) Scale factor (F)	DE
0.5	پارامتر تقاطع Crossover rate	
0.7	W	
1.5	c_1	PSO
2	c_2	



شکل ۴- نمودار همگرایی بهترین اجرا از بین ده اجرای تابع گریوانک با الگوریتم‌های PSO، DE، ABC و DEPSO.
 Figure 4. The convergence curves of the DEPSO, DE, ABC and PSO algorithms for the Shifted Griewank function.

جدول ۵- مقادیر تابع گریوانک در ده اجرا حاصل از الگوریتم‌های DE، PSO، ABC و DEPSO.

Table 5. The results of 10 runs for Shifted Griewank function using DEPSO, DE, ABC and PSO.

کلونی زنبورعسل (ABC)	ازدحام ذرات (PSO)	تکامل تفاضلی (DE)	ترکیب تکامل تفاضلی- ازدحام ذرات (DEPSO)	شماره اجرا Number of run
0.267	0.017	2.00E-15	0.00	1
0.236	0.034	1.89E-11	0.00	2
0.356	0.015	6.11E-12	0.00	3
0.217	0.02	2.03E-11	0.00	4
0.301	0.01	3.92E-11	0.00	5
0.339	0.008	5.26E-12	0.00	6
0.348	0.008	3.21E-12	0.00	7
0.329	0.023	8.19E-12	0.00	8
0.433	0.008	1.17E-10	0.00	9
0.377	0.002	2.68E-12	0.00	10
0.217	2.25E-3	2.00E-15	0.00	بهترین مقدار تابع هدف The best value of objective function
0.433	3.43E-2	1.17E-10	0.00	بدترین مقدار تابع هدف The worst value of objective function
0.320	1.45E-2	2.21E-11	0.00	میانگین توابع هدف The average value of objective function
0.066	9.44E-3	3.55E-11	0.00	انحراف معیار توابع هدف The standard deviation of objective function

مطالعه موردی

PF^m ضریب کارکرد نیروگاه مخزن m ام، H_t^m و

H_{t+1}^m به ترتیب ارتفاع سطح آب بالا دست مخزن m ام در دوره‌های زمانی t و $t+1$ می‌باشد.

قید معادله پیوستگی بیلان آب در هر مخزن در طول هر دوره t است که با رابطه ۲۹ تعریف شده است:

$$S_{t+1}^m = S_t^m + Q_t^m - R_t^m - Sp_t^m - E_t^m \quad (29)$$

در رابطه ۲۸، R_t^m رهاسازی مخزن m ام در طول دوره t ، Sp_t^m سرریز از مخزن m ام در طول دوره t ، E_t^m مقدار تبخیر از مخزن m ام در طول دوره t می‌باشد. در معادله پیوستگی مقادیر سرریز و تبخیر از مخزن m ام از رابطه‌های ۳۰ و ۳۱ استخراج می‌گردند:

$$Sp_t^m = \begin{cases} S_{t+1}^m - S_{\max}^m & \text{if } S_{t+1}^m > S_{\max}^m \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (30)$$

$$E_t^m = he_t^m \bar{A}_t^m \quad (31)$$

که در آن‌ها، he_t^m عمق تبخیر از مخزن m ام در طول دوره t و \bar{A}_t^m میانگین مساحت مخزن m ام در طول دوره t می‌باشد. محدودیت ذخیره‌سازی و رهاسازی به‌عنوان دیگر قیدهای حاکم بر مسئله توسط رابطه‌های ۳۲ و ۳۳ تعریف شده است:

$$S_{\min}^m \leq S_t^m \leq S_{\max}^m \quad (32)$$

$$R_{\min}^m \leq R_t^m \leq R_{\max}^m \quad (33)$$

تحلیل نتایج بهینه‌سازی بهره‌برداری برق‌آبی از سامانه سه مخزنه کارون ۱، گذار و دز: بهره‌برداری از سامانه چند مخزنه بر خلاف سامانه‌های تک‌مخزنه به‌صورت یک‌پارچه اجرا می‌شود در مسائل بهره‌برداری

بهره‌برداری برق‌آبی بهینه از سامانه سه‌مخزنه کارون ۱، گذار و دز: پس از اثبات کارایی الگوریتم پیشنهادی DEPSO در حل توابع ریاضی آزمون، این الگوریتم در حل مسئله بهینه‌سازی بهره‌برداری برق‌آبی یک سیستم سه‌مخزنه در جنوب ایران مورد ارزیابی قرار گرفته و نتایج آن با جواب الگوریتم تکامل تفاضلی (DE)، ازدحام ذرات (PSO) و کلونی زنبور عسل (ABS) مقایسه گردید. موقعیت سامانه سه مخزنه سدهای کارون ۱، دز و گذار (مسجد سلیمان) در حوضه آبریز کارون و دز در شکل ۵ نشان داده شده است. عملکرد سامانه سه‌مخزنه مذکور توسط الگوریتم‌ها DE، PSO، ABC و DEPSO برای یک دوره ۱۵ و ۲۰ ساله بهینه شده است. در این مسئله تابع هدف سیستم سه‌مخزنه به‌صورت حداقل‌سازی کمبود توان تولیدی نسبت به ظرفیت نصب نیروگاه تعریف شده است:

$$\text{Minimize } Z = \sum_{m=1}^M \sum_{t=1}^T \left(1 - \frac{P_t^m}{PPC^m}\right)^2 \quad (26)$$

که در آن، Z انحراف از ظرفیت نصب، P_t^m انرژی تولیدی در طول دوره t بر حسب مگاوات و PPC^m ظرفیت نصب نیروگاه (حداکثر توان تولیدی) بر حسب مگاوات و m اندیس شماره مخزن هر سد می‌باشد. توابع انرژی تولیدی و هد مؤثر بر نیروگاه عبارت‌اند از:

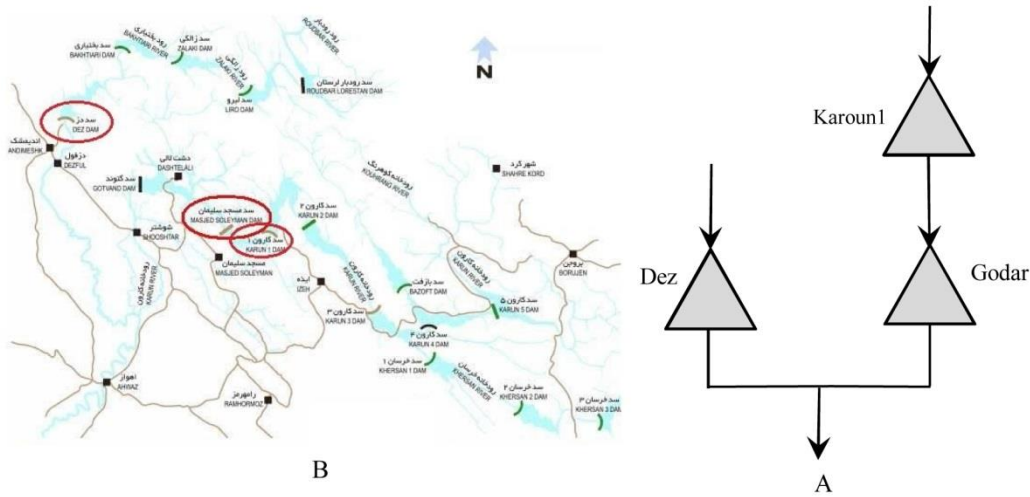
$$P_t^m = 9.81 \cdot e^m \frac{R_t^m \Delta H_t^m}{1000 PF^m} \quad (27)$$

$$\Delta H_t^m = \left(\frac{H_t^m + H_{t+1}^m}{2} - TWL^m \right) \quad (28)$$

که در آن‌ها، e^m ضریب بازدهی نیروگاه m ام، ΔH_t^m هد مؤثر بر نیروگاه m ام بر حسب متر،

تعداد اعضای جمعیت و تعداد دفعات محاسبه تابع برازش به ترتیب ۱۰۰ و ۵۰۰،۰۰۰ برای الگوریتم‌های همه الگوریتم‌های مورد مطالعه در این پژوهش می‌باشد.

از سامانه چندمخزنه آن‌چه اهمیت دارد ارتباط مخازن با یکدیگر، متغیرهای تصمیم و قیود می‌باشند. در مسأله حاضر، پارامترهای تنظیمی الگوریتم‌های DE، PSO و DEPSO در جدول ۶ نشان داده شده است.



شکل ۵- طرح شماتیک (A) و موقعیت (B) سامانه سه مخزنه کارون ۱، گدار و دز.

Figure 5. The schematic of (A) three reservoirs System of Karoun1, Godar and Dez and (B) location of the system.

جدول ۶- پارامترهای تنظیمی الگوریتم‌های DE، PSO و DEPSO برای مسأله سه‌مخزنه.

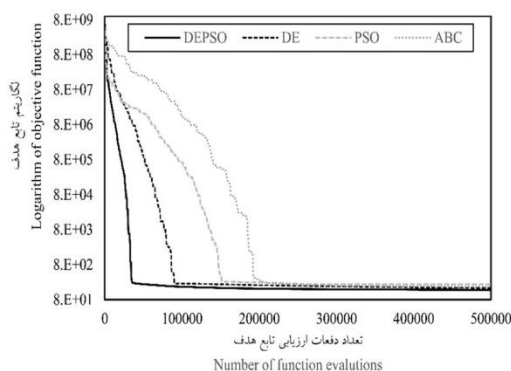
Table 6. The parameter settings of DEPSO, DE and PSO for the three-reservoir problems.

مقادیر Values	مقادیر Values	الگوریتم Algorithm
[0.1 , 0.4]	[Cr_{min} , Cr_{max}]	DEPSO
4	a	
0.6	b	
0.6	اندازه جمعیت Population size	DE
0.9	فاکتور مقیاس (F) Scale factor (F)	
0.7	پارامتر تقاطع Crossover rate	PSO
0.7	w	
1.5	c_1	
2	c_2	

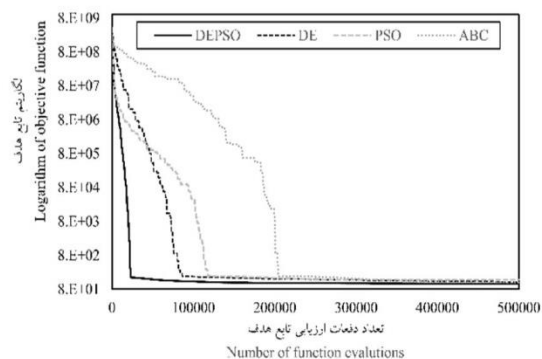
بهترین جواب سایر الگوریتم‌ها بهتر می‌باشد، این موضوع بیانگر عملکرد مطلوب الگوریتم پیشنهادی DEPSO است. هم‌چنین با بررسی نتایج الگوریتم پیشنهادی DEPSO در ۱۰ اجرای مختلف در جدول‌های ۷ می‌توان مشاهده نمود که مقادیر انحراف معیار برای دوره‌های ۱۵ و ۲۰ سال به ترتیب برابر است با ۱/۰۲ و ۲/۵۴ می‌باشند و در این حالی است که الگوریتم‌های DE، ABC و PSO، انحراف معیار بزرگ‌تری را نسبت به نتایج الگوریتم پیشنهادی DEPSO ارائه می‌دهند. بنابراین در مجموع می‌توان مشاهده کرد که الگوریتم DEPSO دارای قابلیت اطمینان و عملکرد موفق‌تری نسبت به سه الگوریتم مورد مقایسه دیگر است.

هم‌چنین شکل ۶ نرخ همگرایی DE، PSO، ABC و DEPSO را برای سامانه سه‌مخزنه در دوره‌های ۱۵ و ۲۰ سال را نشان می‌دهند. نتایج حاصل از الگوریتم DEPSO به‌ازای هر دو دوره مورد بررسی، همگرایی سریع‌تر و دقیق‌تری را در مقایسه با سه الگوریتم DE، PSO و ABC نشان می‌دهد.

در جدول ۷ خلاصه‌ای از بهترین، بدترین، میانگین و انحراف معیار مقادیر تابع هدف در الگوریتم‌های مورد بررسی را در طول دوره‌های ۱۵ و ۲۰ ساله و برای ۱۰ بار اجرا نشان می‌دهد به طوری‌که با افزایش تعداد دوره‌های شبیه‌سازی، مقدار تابع هدف نیز افزایش می‌یابد. با این حال الگوریتم DEPSO قادر به دستیابی به مقادیر مناسب‌تر در تمام اجراهای مدل تهیه شده است. شایان‌ذکر است مقدار میانگین تابع هدف در ۱۰ اجرا حاصل از به‌کار بردن الگوریتم پیشنهادی DEPSO برای دوره ۱۸۰ ماه، ۱۴/۳۳، ۱۰/۰۰ و ۳۸/۵۰ درصد، بهتر از مقادیر میانگین حاصله از الگوریتم‌های DE، ABC و PSO است. با افزایش دوره بهره‌برداری از ۱۸۰ به ۲۴۰ ماه نیز مقادیر میانگین کمینه بهینه بر اساس الگوریتم DEPSO به ترتیب ۱۴، ۲۲ و ۳۵ درصد بهتر از الگوریتم‌های DE، ABC و PSO است. مقایسه نتایج بدترین مقادیر برازش‌شده تابع هدف در جدول ۷ برای الگوریتم‌های DE، PSO، ABC و DEPSO در دوره‌های زمانی ۱۸۰ و ۲۴۰ ماه نشان می‌دهد که حتی بدترین جواب الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با



(ب) - (ب)



(الف) - (ا)

شکل ۶- نمودار همگرایی مسئله سه‌مخزنه تحت الگوریتم‌های DE، PSO، ABC و DEPSO برای (الف) ۱۵ سال و (ب) ۲۰ سال.

Figure 6. The convergence curve of the DEPSO, DE, ABC and PSO algorithms (10 Runs) for the three-reservoir problem over (a) 15-year and (b) 20-year.

جدول ۷- خلاصه نتایج ده اجرای سیستم سه مخزنه با الگوریتم های DE, PSO, ABC و DEPSO برای ۱۵ و ۲۰ سال.

Table 7. Results of 10 runs of three-reservoir system using DEPSO, DE, ABC and PSO.

دوره زمانی بهینه‌سازی (ماه) Operation time periods (month)		مقادیر Criteria	الگوریتم بهینه‌سازی Optimization algorithms
۱۸۰	۲۴۰		
116.50	152.17	بهترین مقدار تابع هدف The best value of objective function	DEPSO
119.54	160.54	بدترین مقدار تابع هدف The worst value of objective function	
118.32	157.09	میانگین توابع هدف The average value of objective function	
1.02	2.54	انحراف معیار توابع هدف The standard deviation of objective function	
131.38	170.15	بهترین مقدار تابع هدف The best value of objective function	DE
152.28	205.45	بدترین مقدار تابع هدف The worst value of objective function	
138.12	184.11	میانگین توابع هدف The average value of objective function	
6.44	12.04	انحراف معیار توابع هدف The standard deviation of objective function	
120.01	185.79	بهترین مقدار تابع هدف The best value of objective function	ABC
146.12	224.73	بدترین مقدار تابع هدف The worst value of objective function	
130.83	201.29	میانگین توابع هدف The average value of objective function	
7.27	12.81	انحراف معیار توابع هدف The standard deviation of objective function	
159.78	216.98	بهترین مقدار تابع هدف The best value of objective function	PSO
192.29	282.23	بدترین مقدار تابع هدف The worst value of objective function	
178.70	241.33	میانگین توابع هدف The average value of objective function	
12.26	22.53	انحراف معیار توابع هدف The standard deviation of objective function	

نتیجه‌گیری کلی

در این پژوهش با ترکیب الگوریتم‌های تکامل تفاضلی (DE) و ازدحام ذرات (PSO) یک الگوریتم توانمند به نام DEPSO ارائه شد. الگوریتم DEPSO قادر است مشکلات الگوریتم تکامل تفاضلی در حساسیت به پارامترهایی چون فاکتور مقیاس و احتمال تقاطع را رفع نموده و هم‌چنین ضعف‌های الگوریتم ازدحام ذرات در به‌دست آوردن بهینه مطلق و همگرایی زود رس را نیز مرتفع نماید. در ابتدا برای ارزیابی توانایی الگوریتم پیشنهادی دو تابع ریاضی پیچیده در نظر گرفته شد. برای بهتر نشان دادن کارایی الگوریتم ترکیبی، توابع ریاضی موردنظر توسط الگوریتم‌های DE، PSO، و ABC نیز حل شدند. نتایج بهینه‌سازی این توابع بیانگر عملکرد برتر الگوریتم DEPSO برای رسیدن به جواب بهینه مطلق یا جواب نزدیک به آن می‌باشد.

به‌منظور بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی در زمینه بهره‌برداری از مخازن برق‌آبی، یک سیستم سه‌مخزنه شامل سدهای کارون ۱، گدار و دز در نظر

گرفته شد. سیستم موردنظر در دو دوره بهره‌برداری ۱۵ و ۲۰ ساله توسط الگوریتم‌های DE، PSO، ABC و DEPSO حل گردید. الگوریتم‌های موردنظر هر کدام ۱۰ بار اجرا شدند، مقدار میانگین این اجراها بیانگر بهبود مقدار تابع هدف از ۱۰ تا ۳۸/۵ درصد توسط روش DEPSO نسبت به روش‌های دیگر برای مسأله سه‌مخزنه طی دوره ۱۵ ساله و از ۱۴ تا ۳۵ درصد طی دوره ۲۰ ساله می‌باشد. هم‌چنین مقادیر انحراف معیار محاسبه‌شده ۱۰ اجرا برای همه روش‌های بهینه‌سازی بیانگر دقت و اعتمادپذیری بالای روش DEPSO نسبت به روش‌های دیگر است. با توجه به نتایج ارائه‌شده می‌توان گفت الگوریتم DEPSO توانایی قابل‌قبولی برای حل مسائل مدیریت منابع آب به‌ویژه در زمینه بهره‌برداری از مخازن برق‌آبی دارد. در انتها با توجه به عملکرد قابل‌قبول و بالای روش پیشنهادی، برای حل مسائل مختلف مهندسی توصیه می‌شود.

منابع

- Ahmadianfar, I., and Adib, A. 2014. Optimizing Hydropower Dams Operation Using Hybrid of PSO and GA (Case Study: Dez Dam). J. Irrig. Sci. Engin. 38: 3. 63-71. (In Persian)
- Ahmadianfar, I., Samadi-Koucheksaraee, A., and Bozorg-Haddad, O. 2017. Extracting Optimal Policies of Hydropower Multi-Reservoir Systems Utilizing Enhanced Differential Evolution Algorithm. Water Resources Management. 31: 14. 4375-4397.
- Bozorg-Haddad, O., Janbaz, M., and Loáiciga, H.A. 2016. Application of the gravity search algorithm to multi-reservoir operation optimization. Advances in Water Resources. 98: 173-185.
- Clerc, M., and Kennedy, J. 2002. The particle swarm-explosion, stability and convergence in a multidimensional complex space. IEEE transactions on Evolutionary Computation. 6: 1. 58-73.
- Del Valle, Y., Venayagamoorthy, G.K., Mohagheghi, S., Hernandez, J.C., and Harley, R.G. 2008. Particle swarm optimization: basic concepts, variants and applications in power systems. IEEE Transactions on evolutionary computation. 12: 2. 171-195.
- Eberhart, R.C., and Kennedy, J. 1995. A new optimizer using particle swarm theory. Proceedings of the sixth international symposium on micro machine and human science. IEEE. Pp: 39-43.

7. Fan, H.Y., and Lampinen, J. 2003. A trigonometric mutation operation to differential evolution. *J. Global Optim.* 27: 1. 105-129.
8. Fan, Q., and Yan, X. 2015. Differential evolution algorithm with self-adaptive strategy and control parameters for P-xylene oxidation process optimization. *Soft Computing.* 19: 5. 1363-1391.
9. Golberg, D.E. 1989. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning. 1989.
10. Hao, Z.F., Guo, G.H., and Huang, H. 2007. A particle swarm optimization algorithm with differential evolution. *Machine Learning and Cybernetics, 2007 International Conference on.* Pp: 1031-1035.
11. Karaboga, D., and Akay, B. 2009. A comparative study of artificial bee colony algorithm, *Applied mathematics and computation*, 214: 1. 108-132.
12. Liu, J., Lampinen, J., Matousek, R., and Osmera, P. 2002. Adaptive parameter control of differential evolution, *Proc. Mendel.* Pp: 19-26.
13. Liu, S., Wang, X., and You, X. 2007. Cultured differential particle swarm optimization for numerical optimization problems, *Natural Computation, 2007. ICNC 2007. Third International Conference on.* Pp: 642-648.
14. Reddy, M.J., and Kumar, D.N. 2006. Optimal reservoir operation using multi-objective evolutionary algorithm, *Water Resources Management.* 20: 6. 861-878.
15. Samadi-Koucheksaraee, A., Ahmadianfar, I., Bozorg-Haddad, O., and Asghari-Pari, S.A. 2018. Gradient Evolution Optimization Algorithm to Optimize Reservoir Operation Systems. *Water Resources Management.* 33: 2. 603-625.
16. Storn, R., and Price, K. 1997. Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. *J. Global Optim.* 11: 4. 341-359.
17. Taghian, M., and Ahmadianfar, I. 2018. Maximizing the Firm Energy Yield Preserving Total Energy Generation Via an Optimal Reservoir Operation, *Water Resources Management*, 32: 1. 141-154.
18. Xu, X., Li, Y., Fang, S., Wu, Y., and Wang, F. 2008. A novel differential evolution scheme combined with particle swarm intelligence, *Evolutionary Computation, 2008. CEC 2008. (IEEE World Congress on Computational Intelligence).* IEEE Congress on, Hong Kong, China. Pp: 1057-1062.
19. Zhang, J., Wu, Z., Cheng, C.T., and Zhang, S.Q. 2011. Improved particle swarm optimization algorithm for multi-reservoir system operation, *Water Science and Engineering*, 4: 1. 61-74.
20. Zhang, W.J., and Xie, X.F. 2003. DEPSO: hybrid particle swarm with differential evolution operator, *Systems, Man and Cybernetics, 2003. IEEE International Conference on.* Pp: 3816-3821.



Derivation of optimal operating rules of hydropower reservoir systems using a hybrid optimization method (Case study: Karoon-Dez basin)

***I. Ahmadianfar¹, M. Jamei² and Z. Khaje³**

¹Assistant Prof., Faculty of Engineering, Shohadaye Hoveizeh University of Technology, Dasht-e Azadegan, Susangerd, Iran, ²Assistant Prof., Dept. of Civil Engineering, Behbahan Khatam Alanbia University of Technology, Behbahan, Iran, ³M.Sc. Student, Dept. of Civil Engineering, Behbahan Khatam Alanbia University of Technology, Behbahan, Iran

Received: 09.15.2018; Accepted: 02.18.2019

Abstract

Background and Objectives: Optimal operation of the reservoirs of dams, as one of the most important water resource systems, has a high complexity. This complexity is due to the stochastic nature of the river discharge, the high dimensionality and conflicting objectives of reservoir operation problems. Increasing the number of dams, placing dams relative to each other and having different objectives will significantly increase the dimensions of the problem, which can complicate and non-linearize the structure of these problems. In this research, with respect to the unique nature of evolutionary algorithms (EAs) in the evaluation of objective functions and the probability of low localization in the local optimum solutions, a hybrid of differential evolution (DE) and particle swarm optimization (PSO) with multi-strategy (DEPSO) is used to optimize operation of a system with three reservoirs of Karoon1, Godar and Dez with the purpose of hydropower generation.

Materials and Methods: In this research, by modifying the parameters and factors affecting both algorithms of DE and PSO, a new hybrid algorithm is presented. The proposed algorithm (DEPSO) promotes the local and global search capability of the basic DE algorithm to obtain optimal operating policies. Initially, the efficiency and accuracy of the proposed algorithm are evaluated using the Ackley and Griewank mathematical functions. Then, the results of the DEPSO were compared to the DE, PSO and ABC algorithms. Finally, the proposed algorithm is applied to optimally solve a three-reservoir system in Iran to generate hydropower energy. It should be noted that the results are presented in ten different runs for all problems to evaluate the reliability and accuracy of the contestant algorithms.

Results: The obtained results by the proposed hybrid algorithm (DEPSO) indicated that the average of objective function value for 10 runs and during 15-year operation period was 14.33, 10.00 and 38.50 percent better than those from the DE, ABC and PSO algorithms, respectively. Also, by increasing the number of operation period from 180 to 240 monthly periods, the average of objective function value calculated by the DEPSO for 10 runs was 14, 22 and 35 percent better than those from the DE, ABC and PSO, respectively.

Conclusion: Considering the results obtained by the DEPSO, it can be clearly seen a significant improvement in the objective function value compared to the DE and PSO algorithms and especially with the increase of decision variables from 180 to 240 the performance of the method was more suitable than the other algorithms. This indicates the superior performance of this method compared to the other algorithm for optimizing the hydropower energy generated from multi-reservoir systems.

Keywords: Hybrid of Differential Evolution and Particle Swarm Optimization, Hydropower Dam, Multi-reservoir system, Optimization of reservoir operation

* Corresponding Author; Email: i.ahmadianfar@bkatu.ac.ir