مقاله کامل علمی- پژوهشی

نشریه پژوهش‌های حفاظت آب و خاک
جلد بیست و هفتم، شماره پنجم، ۱۳۹۹
۱-۲۳
http://jwsc.gau.ac.ir
DOI: 10.22069/jwsc.2020.17982.3359

ارائه الگوریتم تکاملی هیبریدی نوین در بهینه‌سازی بهره‌برداری از مخزن بر اساس تکنیک نوین ارزیابی مبتنی بر فاصله ترکیبی (CODAS)

علیرضا دنیائی[۱]، *امیرپویا صراف[۲] و حسن احمدی[۲]

[۱]کاندیدای دکتری مهندسی و مدیریت منابع آب، گروه مهندسی عمران، واحد رودهن، دانشگاه آزاد اسلامی، رودهن، ایران،
[۲]استادیار گروه مهندسی عمران، واحد رودهن، دانشگاه آزاد اسلامی، رودهن، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۲/۱۵؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۶/۲۵

چکیده

سابقه و هدف: تغییر در الگوهای هواشناسی و هیدرولوژیکی باعث گردیده تا استفاده از ابزارهای مدیریت منابع آب، جهت اخذ یک راهکار مناسب برای بهره‌برداری بهینه از مخازن مورد توجه قرار گیرد. اگرچه در خصوص مسائل بهینه‌سازی روش‌های مختلفی به‌کار گرفته‌شده، اما با توجه به عدم توانایی روش‌های بهینه‌سازی معمول، در حل مسائل پیچیده بهینه‌سازی، به‌کارگیری الگوریتم‌های فراابتکاری بیش از پیش مورد توجه قرار گرفته است.

مواد و روش‌ها: در پژوهش حاضر، یک مدل ترکیبی از الگوریتم‌های جستجوی کلاغ (CSA) و گرگ‌خاکستری (GWO) که الگوریتم هیبریدی جستجوی کلاغ–گرگ‌خاکستری (GWOCSA) نامیده می‌شود برای نخستین‌بار در حوزه علوم بهره‌برداری از مخزن معرفی و ارائه می‌گردد و عملکرد آن در قیاس با الگوریتم‌های تشکیل‌دهنده آن؛ به‌عنوان ابزاری قدرتمند جهت بهینه‌سازی بهره‌برداری از سیستم تک‌مخزنه سد گلستان با درنظر گرفتن تابع هدف (تأمین نیازهای آبی پایین‌دست سد) مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. جهت مقایسه میزان همگرایی و نحوه عملکرد الگوریتم‌های مذکور، پارامترهای آماری هر الگوریتم محاسبه و این مقادیر با یکدیگر و هم‌چنین با جواب حل تحلیلی برنامه‌ریزی غیرخطی مسأله که توسط نرم‌افزار گمز به‌دست آمده، مقایسه گردیدند. سپس جهت تحلیل عملکرد الگوریتم‌ها، با استفاده از مدل تصمیم‌گیری چندمعیاره کوداس، رتبه‌بندی گزینه‌های تصمیم (الگوریتم‌های بهینه‌سازی) براساس معیارهای اطمینان‌پذیری حجمی و زمانی، برگشت‌پذیری، آسیب‌پذیری و هم‌چنین تابع هدف بهینه صورت گرفت.

یافته‌ها: نتایج بیانگر آن است که رویکرد مدل هیبریدی GWOCSA دارای پاسخی نزدیک‌تر به مقدار بهینه مطلق می‌باشد و میانگین پاسخ حاصل از آن ۹۳ درصد پاسخ بهینه مطلق و میانگین حاصل از الگوریتم‌های GWO و CSA، مقادیر ۹۲ و ۸۳ درصدی را نسبت به بهینه مطلق از خود نشان می‌دهند. به‌علاوه، ضریب تغییرات الگوریتم هیبریدی

* مسئول مکاتبه: sarraf@riau.ac.ir

نسبت به الگوریتم‌های گرگ‌خاکستری و جستجوی کلاغ به‌ترتیب به‌میزان ۲۳ و ۱/٦۷ برابر کوچک‌تر است. از سوی دیگر الگوریتم هیبریدی GWOCSA به‌جز از لحاظ شاخص برگشت‌پذیری در سایر شاخص‌ها دارای عملکرد بهتری نسبت به سایرین می‌باشد. مدل تصمیم‌گیری چندمعیاره کوداس نیز مشخص نمود الگوریتم GWOCSA نسبت به دو الگوریتم دیگر، در حل مسأله بهره‌برداری از مخزن مورد مطالعه جایگاه نخست را به خود اختصاص داده و الگوریتم گرگ‌خاکستری و جستجوی کلاغ، پس از آن به‌ترتیب در رتبه‌های دوم و سوم قرار می‌گیرند.

نتیجه‌گیری: مدل تصمیم‌گیری چندمعیاره کوداس مشخص نمود الگوریتم GWOCSA در بهینه‌سازی تابع هدف بهتر از الگوریتم‌های تشکیل‌دهنده آن؛ یعنی الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی کلاغ (CSA) و گرگ‌خاکستری (GWO) عمل نموده و در حل مسأله بهره‌برداری از مخزن جایگاه نخست را به خود اختصاص داده و الگوریتم گرگ‌خاکستری و جستجوی کلاغ، پس از آن به‌ترتیب در رتبه‌های دوم و سوم قرار می‌گیرند به‌گونه‌ای‌که نه تنها GWOCSA در یافتن جواب بهینه، بهتر عمل کرده بلکه ارتقای عملکرد و افزایش کارایی آن در شاخص‌های ارزیابی عملکرد مدل به وضوح بیانگر این مدعی است.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم جستجوی کلاغ، الگوریتم گرگ‌خاکستری، الگوریتم هیبریدی گرگ‌خاکستری– جستجوی کلاغ، روش کوداس، مدیریت منابع آب

مقدمه

محدودیت منابع آب و بروز پدیده‌های خشکسالی باعث گردیده تا بهره‌برداری بهینه از مخازن سدها یکی از مهم‌ترین مسائل بهینه‌سازی در حوزه مدیریت و مهندسی منابع آب، تلقی گردد. در چند دهه اخیر این رویکرد از موضوعات قابل‌توجه برنامه‌ریزان منابع آب در کشور بوده است. بسیاری از مسائل بهینه‌سازی مهندسی در جهان به‌طور طبیعی بسیار پیچیده و مشکل هستند و نمی‌توان آن‌ها را با روش‌های بهینه‌سازی معموله مانند مدل‌های بهینه‌سازی ریاضی حل نموده و بدین‌منظور روش‌های تکاملی به‌عنوان ابزاری قوی در بهینه‌سازی مهندسی مورداستفاده قرار گرفته‌اند. وسعت دامنه کاربرد، سهولت استفاده و قابلیت دست‌یابی به پاسخ بهینه مطلق، ازجمله دلایل موفقیت این روش‌ها می‌باشد، به‌طوری‌که استفاده از این روش‌ها در مدیریت منابع آب به‌ویژه بهینه‌سازی بهره‌برداری از مخازن سدها از اهم این موارد به شمار می‌آید.

اسمین و همکاران (۲۰۱۳) یک الگوریتم هیبریدی (HPSOM)[1] مبتنی بر الگوریتم PSO معرفی نمودند. این الگوریتم از فرآیند جهش الگوریتم ژنتیک برای بهبود الگوریتم PSO استاندارد استفاده می‌نماید. نتایج به‌کارگیری الگوریتم HPSOM بر روی تعدادی از توابع مرجع نشان داد که این روش عملکرد بهتری از لحاظ سرعت همگرایی، کیفیت راه‌حل‌ها و توانایی در یافتن نقطه بهینه نسبت به الگوریتم PSO استاندارد را دارا می‌باشد (٦). سونالیا و سوریانارایان (۲۰۱٤) با استفاده از الگوریتم ژنتیک به بهره‌برداری بهینه از مخزنی و کای در هند پرداختند. نتایج ایشان نشان داد که GA می‌تواند به‌طور کامل نیازهای پایین‌دست را تامین نماید و رهاسازی را به حداقل برساند (۱۹). روزگاری و همکاران (۲۰۱۸) به بهینه‌سازی سیاست بهره‌برداری از مخزن سد مهاباد با استفاده از الگوریتم

1- A Hybrid Particle Swarm Optimization algorithm

شبیه‌سازی تبرید در مقایسه با برنامه‌ریزی غیرخطی پرداختند. نتیجه پژوهش آن‌ها نشان‌دهنده عملکرد نسبی بهتر الگوریتم شبیه‌سازی تبرید بوده است (۱۷). فرحناکیان و همکاران (۲۰۱۸) مسأله بهره‌برداری بهینه از سیستم تک‌مخزنه سد دز را با استفاده از الگوریتم جست‌وجوی ذرات باردار، مورد بررسی قرار دادند. بررسی نتایج حاصل از الگوریتم پیشنهادی با نتایج به‌دست آمده از سایر الگوریتم‌های موجود نشان‌دهنده کارائی بهتر الگوریتم جستجوی ذرات در حل مسأله بهره‌برداری بهینه از مخازن سدها بود (۷). کومار و یاداو (۲۰۱۸) به بهینه‌سازی بهره‌برداری از مخازن چهار و ده مخزنه مرجع با رویکردی جدید در محاسبات تکاملی با استفاده از الگوریتم‌های TLBO و JA در یافتند که JA عملکرد بهتری نسبت به TLBOداشته است (۹). مازندرانی‌زاده و همکاران (۲۰۱۹) ضمن بررسی و مقایسه نتایج حاصل از به‌کارگیری روش‌های GA و PSO در بهره‌برداری بهینه از سیستم چندمخزنه سدهای گلستان و بوستان واقع در حوضه آبریز گرگان‌رود با استفاده از شاخص اعتمادپذیری در شرایط تغییر اقلیم نشان دادند که جریان ورودی به مخزن دو سد بوستان و گلستان در سال آبی ۹۴-۹۳ در اثر تغییر اقلیم به‌ترتیب ۱۷٪ و ۶۰٪ کاهش یافته است. به‌علاوه نتایج پژوهش ایشان نشان داد که الگوریتم PSO از عملکرد بهتری در مقایسه با GA برخوردار است (۱۱). محمدی و همکاران (۲۰۱۹) جهت بهره‌برداری بهینه از مخزن سد سلمان فارسی از الگوریتم وال و هیبرید آن با الگوریتم ژنتیک براساس روش تصمیم‌گیری چندمعیاره بهره جستند که نتایج آن‌ها بیانگر برتری نسبی الگوریتم هیبریدی وال-ژنتیک در قیاس با هر یک از الگوریتم‌های تشکیل‌دهنده یعنی وال یا ژنتیک به تنهایی بوده است (۱۳). دنیائی و همکاران (۲۰۲۰) در پژوهشی عملکرد الگوریتم‌های بهینه‌سازی نهنگ، تکامل‌تفاضلی، جستجوی‌کلاغ و گرگ‌خاکستری را در راستای بهره‌برداری بهینه از مخزن سد گلستان با تابع هدف تأمین نیازهای آبی پایین‌دست مورد ارزیابی قرار دادند. ایشان پس از تعریف تابع هدف و قیود مربوطه، میزان همگرایی الگوریتم‌های مذکور را با یکدیگر و با مقادیر بیهنه‌مطلق به‌دست‌آمده از از روش برنامه‌ریزی غیرخطی GAMS مقایسه نمودند. نتیجتا پس از به‌دست‌آوردن معیارهای ارزیابی عملکرد هر یک از الگوریتم‌ها (اطمینان‌پذیری، برگشت‌پذیری و آسیب‌پذیری)، این مقادیر را به همراه توابع هدف حاصل از بهینه‌سازی هر یک از الگوریتم‌ها با استفاده از شش روش تصمیم‌گیری چندمعیاره تاپسیس، ویکور، لین‌مپ، کوداس، الکتره و مدل وزن‌دهی ساده رتبه‌بندی نموده و. درنهایت جهت ارزیابی عملکرد مدل‌های تصمیم‌گیری از روش‌های ادغام (میانگین‌گیری، برداو کاپ‌لند) استفاده نمودند. نتایج حاصل از تمامی روش‌های ادغام بیانگر برتری الگوریتم گرگ‌خاکستری داشت. به‌طوری‌که الگوریتم‌های جستجوی‌کلاغ، تکامل‌تفاضلی و نهنگ بعد از آن به‌ترتیب در رتبه‌های دوم تا چهارم قرار گرفتند. از سوی دیگر به لحاظ یکسان‌بودن نتایج حاصل از روش‌های ادغام با نتایج روش‌های تاپسیس، ویکور و لین‌مپ، استفاده از این روش‌ها در حل مسأله بهینه‌سازی مخزن سد گلستان مناسب ارزیابی گردید (۵). احمدابراهیم‌پور و همکاران (۲۰۱۹) الگوریتم جستجوی گرگ (WSA) را در بهینه‌سازی یک سیستم چهارمخزنه و یک نیروگاه تک‌مخزنه پیاده‌سازی کرده و دریافتند که WSA منجر به نزدیکی به یک راه حل بهینه جهانی شده است و

بهتر از الگوریتم ژنتیک عمل نموده است (۱). شبانی بهلولی و دستورانی (۲۰۲۰) نسخه چندهدفه الگوریتم ژنتیک و ازدحام ذرات را با به‌کارگیری مفاهیمی هم‌چون غلبه و فاصله ازدحامی برای حل مسأله بهینه‌سازی بهره‌برداری از مخزن سد ملاصدرا مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد که هر دو الگوریتم توانایی حل این مسأله بهینه‌سازی را دارا می‌باشند (۱۸). اکبری‌فرد و همکاران (۲۰۲۰) ضمن استفاده و مقایسه عملکرد الگوریتم‌های بهینه‌سازی ژنتیک (GA)، ازدحام ذرات (PSO) و ازدحام پروانه (MSA) در بهینه‌سازی بهره‌برداری از نیروگاه آبی مخزن کارون ٤ دریافتند که الگوریتم MSA در عملکرد بهینه مساله مخزن برق آبی نسبت به الگوریتم‌های GA و PSO برتر بود (۲).

در این پژوهش ضمن معرفی و ارائه رویکردی نوین با عنوان الگوریتم بهینه‌سازی هیبرید جستجوی کلاغ- گرگ‌خاکستری (GWOCSA) عملکرد آن در بهینه‌سازی بهره‌برداری از سد مخزنی گلستان با هدف تأمین نیاز اراضی پایین‌دست در قیاس با الگوریتم‌های (الگوریتم جستجوی کلاغ و گرگ‌خاکستری) مورد ارزیابی قرار گرفته که برای نخستین‌بار در زمینه مدیریت منابع آب و با رویکرد حل یک مسأله با تابع هدف پیچیده غیرخطی منضم به یک شاخص تصمیم‌گیری چند معیاره جدید به نام کوداس که تا به حال در مدیریت منابع آب به‌کار نرفته در مسأله بهینه‌سازی مخزن مورد استفاده قرار گرفته است.

مواد و روش‌ها

سد مخزنی گلستان بر روی رودخانه گرگان‌رود در فاصله ۱۲ کیلومتری شمال شرقی شهر گنبد احداث شده است. ظرفیت مخزن سد در ابتدای بهره‌برداری حدود ۸٦ میلیون مترمکعب بوده که با توجه به نقش مهم ذخیره‌سازی سد گلستان در مهار سیلاب سال ۱۳۸۰، حجم ذخیره سد از ۸٦ به ۵۰ میلیون مترمکعب کاهش یافت. حجم مخزن در تراز نرمال ٤۸ میلیون مترمکعب و در تراز سرریز ۸٦ میلیون مترمکعب بوده، حجم آب قابل تنظیم ۱۰۱ میلیون مترمکعب و حجم رسوبات موجود در مخزن ۲ میلیون مترمکعب برآورد می‌گردد. در ضمن قواعد بهره‌برداری بهینه از سامانه سد مخزنی گلستان در بازه زمانی فروردین ۱۳۸٦ الی مهر ۱۳۹۸ به‌صورت ماهانه در نظر گرفته شده است. شکل ۱، موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه را مشخص نموده است. جدول ۱ اطلاعات جریان ورودی، تبخیر و نیازمندی‌های آب مخزن سد گلستان اعم از نیازهای کشاورزی، زیست‌محیطی، صنعت، آبزی‌پروری و تامین بخشی از نیاز سد وشمگیر در راستای طرح علاج بخشی سد وشمگیر را به تفکیک ماهانه به تصویر کشیده است. بر این اساس حداکثر نیاز آبی اراضی پایین‌دست سد گلستان بالغ بر ۱۲۵ میلیون مترمکعب بوده که از حجم قابل تنظیم سالانه آن کمی بیش‌تر است.

جدول ۱- اطلاعات جریان ورودی، تبخیر و نیازمندی‌های آب مخزن سد گلستان (میلیون مترمکعب).

Table 1. Information on inflow, evaporation and water demands of Golestan Dam reservoir (million cubic meters).

کل Total	شهریور September	مرداد August	تیر July	خرداد June	اردیبهشت May	فروردین April	اسفند March	بهمن February	دی January	آذر December	آبان November	مهر October	ماه Month
54.58	3.8	1.1	2.9	0.8	1.8	21.4	108	4.4	2.9	2.8	1.3	0.84	ورودی به سد Inflow
6.03	0.48	0.97	1.12	1.39	0.74	0.33	0.27	0.19	0.19	0.08	0.09	0.18	تبخیر Evaporation
66.3	6.4	14	13.3	7.8	11	4.5	2.8	0	0	0	6.5	0	نیاز کشاورزی Agricultural Demand
25	0	0	12.5	12.5	0	0	0	0	0	0	0	0	رهاسازی به وشمگیر Release to Voshmguir Dam
5	0.417	0.417	0.417	0.417	0.417	0.417	0.417	0.417	0.417	0.417	0.417	0.417	نیاز صنعتی Industrial Demand
2	0.17	0.17	0.17	0.17	0.17	0.17	0.17	0.17	0.17	0.17	0.17	0.17	نیاز آبزی‌پروری Aquaculture Demand
27.3	0.86	1.38	0.38	0.57	6.23	11.55	1.85	1.27	1.04	1.03	0.44	0.71	نیاز زیست محیطی Environmental Demand
125.6	7.84	15.96	26.76	21.45	17.81	16.63	5.23	1.85	1.62	1.61	7.52	1.29	کل نیاز Total Demand

شکل ۱- موقعیت سد گلستان در حوضه آبریز گرگانرود.

Figure 1. Location of Golestan Dam in Gorganrood catchment.

برنامه‌ریزی غیرخطی: برای حل مدل برنامه‌ریزی غیرخطی ارائه‌شده در این مقاله از محیط برنامه‌نویسی گمز استفاده شده است. در واقع می‌توان از گمز به‌عنوان بهترین نرم‌افزار حل مسائل بهینه‌سازی بسیار بزرگ و پیچیده مانند حل مسائل برنامه‌ریزی خطی[1]، برنامه‌ریزی غیرخطی[2]، برنامه‌ریزی صحیح مختلط[3]، برنامه‌ریزی غیرخطی صحیح مختلط[4] و مسائل مکمل خطی[5] یاد کرد. بنابراین در این پژوهش نیز از عملگر BARON- که در نرم‌افزار گمز تعبیه شده- به‌دلیل توانایی آن در دسترسی به مقادیر بهینه مطلق و هم‌چنین سرعت و دقت بالا در حل مسائل برنامه‌ریزی غیرخطی، صحیح مختلط و غیرخطی صحیح مختلط استفاده گردیده است (۱۴ و ۱۶).

مدل بهره‌برداری بهینه از مخزن سد: اطلاعات ورودی به مدل شامل سری زمانی ماهانه حجم آورد رودخانه، حجم تبخیر از سطح مخزن و حجم نیازهای پایین‌دست سد بوده و حجم رهاسازی از مخزن به‌عنوان متغیر تصمیم‌گیری مسأله بهینه‌سازی در نظر گرفته شده است. تابع هدف مدل بهینه‌سازی به‌صورت کمینه‌سازی کل کمبود تأمین آب طی دوره آماری تعریف شده و به‌صورت کمینه‌سازی مجموع مربعات انحراف مقدار تقاضای آب پایین‌دست از میزان رهاسازی آب مطابق رابطه ۱، تعریف می‌شود (۱۵):

$$\text{Minimize } F_{(\text{Release})} = \sum_{t=1}^{T} \left(\frac{De_t - Re_t}{De_{max}}\right)^2 \quad (۱)$$

که در آن، De_t نیاز پایین‌دست مخزن سد در دوره t، Re_t خروجی سد در دوره t و De_{max} نیاز بیشینه سد است. همه نیازهای پایین‌دست به‌صورت یک مجموعه در نظر گرفته شده‌اند.

1- Linear Programming
2- Non Linear Programming
3- MIP
4- MINLP
5- MCP

معادله پیوستگی نیز از اساسی‌ترین روابط مدل‌سازی بهره‌برداری از مخزن است که به‌صورت زیر تعریف می‌شود (۱۵):

$$S_{(t+1)} = S_{(t)} + Q_{(t)} - Re_{(t)} - Sp_{(t)} - Loss_{(t)} \quad (۲)$$

$$A_{(t)} = aS_{(t)}^3 + bS_{(t)}^2 + cS_{(t)} + d \quad (۳)$$

$$\bar{A}_{(t)} = \left(A_{(t)} + A_{(t+1)}\right)/2 \quad (٤)$$

$$Loss_{(t)} = \bar{A}_{(t)} \times Ev_{(t)} \quad (٥)$$

که در آن، $S_{(t)}$ و $S_{(t+1)}$ به‌ترتیب حجم مخزن ابتدا و انتهای دوره t، $Q_{(t)}$ جریان ورودی به مخزن در طول دوره t، $Sp_{(t)}$ مقدار سرریز از مخزن در طول دوره t، $Ev_{(t)}$ میزان تبخیر از سطح مخزن در طول دوره t، $Loss_{(t)}$ میزان تلفات ناشی از تبخیر سطح مخزن در طول دوره t و $\bar{A}_{(t)}$ متوسط سطح مخزن در ابتدا و انتهای دوره t است. a، b، c و d هم ضرایب معادله سطح- حجم مخزن می‌باشند. سرریز از مخزن قیدهایی را در محاسبات اعمال می‌کند، به‌طوری‌که (۱۵):

$$S_{P_t} = \begin{cases} S_t + Q_t - Re_t - Loss_{(t)} - S_{max} & if \quad S_t + Q_t - Re_t - Loss_{(t)} > S_{max} \\ 0 & if \quad S_t + Q_t - Re_t \le S_{max} \end{cases} \quad (٦)$$

که در آن، S_{max} حجم بیشینه مخزن است (۱۵).

محدودیت حجم ذخیره مخزن: این محدودیت بیان می‌کند که در تمام مراحل بهره‌برداری از مخزن باید حجم ذخیره مخزن بین مقادیر حداقل و حداکثر حجم ذخیره مخزن قرار داشته باشد. محدودیت حجم ذخیره مخزن به‌صورت رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$S_{min} \le S_t \le S_{max} \quad (۷)$$

که در آن، S_{min} حجم کمینه مخزن است. به‌منظور اعمال محدودیت حجم ذخیره مخزن از تابع جریمه P_1 استفاده می‌شود (۱۳):

$$P_1 = \begin{cases} \sum_{i=1}^{T} \left(\frac{S_t - S_{min}}{S_{min}}\right) & if \; S_t < S_{min} \\ \sum_{i=1}^{T} \left(\frac{S_t - S_{max}}{S_{max}}\right) & if \; S_t > S_{max} \\ 0 & if S_{min} \le S_t \le S_{max} \end{cases} \quad (۸)$$

محدودیت حجم رهاسازی از مخزن: به این معنی که در تمام مراحل بهره‌برداری از مخزن باید حجم رهاسازی از مخزن علاوه بر مثبت بودن، بین مقادیر حداقل و حداکثر حجم موردنیاز پایین‌دست قرارداشته باشد که به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$De_{min,t} \le Re_t \le De_{max,t} \quad (۹)$$

که در آن، $De_{min,t}$ و $De_{max,t}$ به‌ترتیب حداقل و حداکثر حجم آب موردنیاز پایین‌دست طی ماه t هستند (۱۳).

به‌منظور مقید نمودن تابع رهاسازی از مخزن در بازه مجاز از رابطه زیر استفاده گردیده است:

$$\begin{aligned} &if \; Re_t < De_{min} \;\; then \;\; Re_t = De_{min} \\ &if \;\; Re_t > De_{max} then \;\; Re_t = De_{max} \end{aligned} \quad (۱۰)$$

جهت مقایسه نتایج، علاوه بر الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ و گرگ‌خاکستری از نتایج حاصل از روش برنامه‌ریزی غیرخطی نیز استفاده شده است.

ارزیابی مدل و شاخص‌های عملکرد مخزن: جهت ارزیابی مدل‌های مذکور از شاخص‌های زیر استفاده گردیده است (۱۰):

اطمینان‌پذیری حجمی: عبارت است از مقادیر حجم آب رهاسازی شده در کل دوره به مقدار کل نیاز (رابطه ۱۱):

$$\alpha_V = \frac{\sum_{t=1}^{T} Re_t}{\sum_{t=1}^{T} De_t} \times 100 \qquad (۱۱)$$

که در آن، α_V اطمینان‌پذیری حجمی سیستم و T کل دوره رهاسازی یا تقاضا می‌باشد.

اطمینان‌پذیری زمانی: عبارت است از درصد دوره‌هایی که سیستم به‌طور کامل نیاز موجود را تأمین کرده است (رابطه ۱۲):

$$\alpha_T = \left(1 - \frac{NDef}{T}\right) \times 100 \qquad (۱۲)$$

که در آن، NDef تعداد کل شکست‌های رخ داده می‌باشد.

برگشت‌پذیری: نشان‌دهنده این است که سیستم در مواجهه با شکست با چه سرعتی از آن خارج می‌شود (رابطه ۱۳):

$$\gamma_i = \frac{fs_i}{F_i} \qquad (۱۳)$$

که در آن، γ_i شاخص برگشت‌پذیری سیستم، fs_i تعداد سری‌های شکست و F_i تعداد دوره‌های شکست ایجادشده در مخزن می‌باشند.

آسیب‌پذیری: عبارت از نسبت مجموع کل کمبودها به تعداد دفعاتی که در آن‌ها کمبود اتفاق افتاده تقسیم بر کل نیاز می‌باشد (رابطه ۱٤):

$$Vul = \frac{\underset{t=1}{\overset{T}{N}} \left((\alpha.De_{(t)} - Re_{(t)} | Re_{(t)} < \alpha.De_{(t)}, Re_{(t+1)} \geq \alpha.De_{(t)}) \right)}{\sum_{t=1}^{T} \alpha.De_{(t)}} \qquad (۱٤)$$

تکنیک تصمیم‌گیری چندمعیاره ارزیابی مبتنی بر فاصله ترکیبی (CODAS)[1]: این روش اولین بار توسط کشاورز قربایی و همکاران (۲۰۱٦) ارائه شد. روش کوداس یکی از روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره برای انتخاب بهترین گزینه بوده که با هدف رتبه‌بندی گزینه‌ها بر اساس تعدادی معیار بنا شده است. در این روش ابتدا از فاصله اقلیدسی[2] و سپس فاصله منهتن[3] استفاده می‌شود. این فاصله‌ها براساس ختلاف با نقطه ایده‌آل منفی محاسبه شده به‌طوری‌که هر گزینه‌ای که بیش‌ترین فاصله را با ایده‌آل منفی داشته باشد، بهترین گزینه در روش کوداس می‌باشد. در حالت کلی با فرض m معیار و n گزینه، می‌توان گام‌های این روش به‌صورت زیر توصیف نمود:

اولین گام تشکیل ماتریس تصمیم: دراین ماتریس، ستون‌ها به‌عنوان معیارها و سطرها به‌عنوان گزینه‌های تصمیمدر نظر گرفته می‌شوند. حالت کلی ماتریس تصمیم به‌صورت زیر می‌باشد (۸):

$$X = [X_{ij}]_{n \times m} = \begin{bmatrix} x_{11} x_{12} \dots x_{1m} \\ x_{21} x_{22} \dots . x_{2m} \\ \vdots\vdots\vdots \\ x_{n1} x_{n2} \dots x_{nm} \end{bmatrix} \qquad (۱۵)$$

1- Combinative Distance-based Assessment
2- Euclidean distance
3- Taxicab distance

دومین گام نرمال‌سازی ماتریس تصمیم: نرمال‌سازی با استفاده از رابطه‌های زیر انجام می‌شود اگر معیار جنبه مثبت (سود) داشته باشد از رابطه اول و اگر معیار جنبه منفی (هزینه) داشته باشد از رابطه دوم استفاده می‌گردد (۸).

$$n_{ij} = \begin{cases} \frac{x_{ij}}{\max_i x_{ij}} & \text{if } j \in N_b \text{ برای معیارهای مثبت} \\ \frac{\min_i x_{ij}}{x_{ij}} & \text{if } j \in N_c \text{ برای معیارهای منفی} \end{cases} \quad (۱۶)$$

سومین گام تشکیل ماتریس نرمال وزن‌دار است. یعنی باید وزن معیارها را در ماتریس نرمال ضرب کرد. این وزن را می‌توان از روش‌های دیگر از جمله روش آنتروپی شانون، بهترین بدترین (BWM) یا روش AHP به‌دست آورد.

سپس باید فواصل اقلیدسی و منهتن از ایده‌آل منفی را محاسبه نمود. این فواصل از رابطه‌های زیر به‌دست می‌آیند. در این روابط ns_j ایده‌آل منفی معیارها است (۸).

$$E_i = \sqrt{\sum_{j=1}^{m} (r_{ij} - ns_j)^2} \quad (۱۷)$$

$$T_i = \sum_{j=1}^{m} |r_{ij} - ns_j| \quad (۱۸)$$

در گام پنجم تشکیل ماتریس ارزیابی نسبی با استفاده از رابطه زیر می‌باشد. که در این رابطه، Ψ نشان‌دهنده یک تابع آستانه برای تشخیص برابری فاصله اقلیدسی دو گزینه است (۸).

$$h_{ik} = (E_i - E_k) + \left(\psi(E_i - E_k) \times (T_i - T_k)\right) \quad (۱۹)$$

در نهایت با جمع مقادیر h_{ik} گزینه‌ها، می‌توان آن‌ها را رتبه‌بندی نمود هرچه مقدار H_i گزینه‌ای بزرگ‌تر باشد آن گزینه رتبه بهتری دارد (۱۰).

در این مطالعه جهت تصمیم‌گیری در انتخاب بهترین روش، از مدل تصمیم‌گیری چندمعیاره ارزیابی مبتنی بر فاصله ترکیبی استفاده شد.

الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی کلاغ: الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی کلاغ مبتنی بر توانایی کلاغ‌ها در مخفی کردن و بازیابی مواد غذایی است. مراحل اصلی الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی کلاغ به‌شرح زیر می‌باشد (٤).

۱- رابطه متغیرها و محدودیت‌های تصمیم‌گیری در مسأله بهینه‌سازی تعیین شده، سپس مقادیر پارامترهای الگوریتم، یعنی اندازه جمعیت (N)، حداکثر تعداد تکرارها ($Max_{iteration}$)، طول پرواز ($fl^{i.iter}$) و احتمال آگاهی (AP) تنظیم می‌گردد.

۲- در مرحله بعد، یک ماتریس شامل d بعدو N کلاغ طراحی شده به‌طوری‌که برای هر کلاغ حافظه‌ای در نظر گرفته می‌شود. فرض اولیه بر این است که هر کلاغ غذای خود را در مکانی تصادفی پنهان کرده است.

۳- مقدار تابع برازندگی محاسبه می‌شود.

٤- موقعیت جدید کلاغ محاسبه می‌گردد. به‌طوری‌که ابتدا، یک عدد تصادفی در نظر گرفته شده و سپس این عدد با احتمال آگاهی ایجاد شده مقایسه می‌گردد، اگر مقدار عدد تصادفی از احتمال آگاهی کوچک‌تر باشد، کلاغ به‌طور تصادفی در فضای جستجو حرکت می‌کند. در غیر این صورت، کلاغ مذکور به‌طور تصادفی جمعیتی از کلاغ‌ها را انتخاب کرده- جهت یافتن محل غذای پنهان خود- و دنبال می‌کند. موقعیت جدید کلاغ مذکور با توجه به رابطه زیر محاسبه می‌شود (٤):

$$x^{i+1,t+1} = x^{i,t} + r_i \times fl^{i,t} \times (m^{j,t} - x^{i,t}) \quad (۲۰)$$

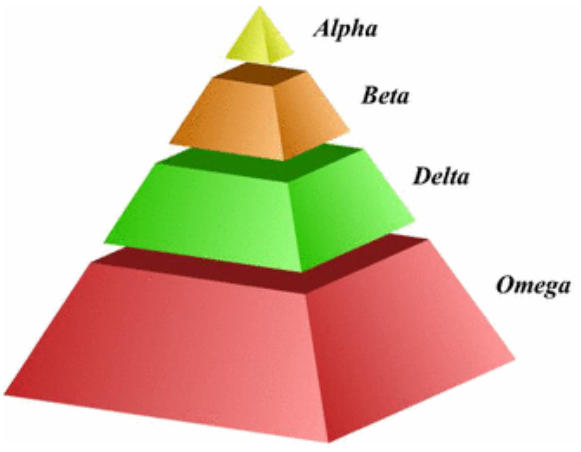
که در آن، r یک عدد تصادفی که $0 < r_i < 1$ و t تعداد تکرار بوده و $fl^{i.t}$ طول پرواز کلاغ i ام می‌باشد و این روند برای همه کلاغ‌ها تکرار می‌شود. موقعیت مکان پنهان کلاغ به‌صورت $m^{j,iter}$ مشخص می‌گردد. $X^{i,t}$ موقعیت کلاغ i ام در زمان t و $x^{i+1,t+1}$ موقعیت کلاغ i+1 ام در زمان t+1 است. شکل ۳ اثر $fl^{i.t}$ را بر قابلیت جستجوی الگوریتم نشان می‌دهد.

۵- تابع برازندگی برای موقعیت جدید محاسبه می‌شود.

٦- بر اساس تابع برازندگی برای موقعیت جدید، حافظه کلاغ به‌روز می‌شود.

۷- مراحل ٤ تا ٦ تا رسیدن به معیار خاتمه بهینه‌سازی تکرار می‌شود. شایان ذکر است که بهترین موقعیت حافظه کلاغ، نشان‌دهنده راه‌حل مسأله بهینه‌سازی است (٤).

الگوریتم گرگ‌خاکستری (GWO)[1]: الگوریتم بهینه‌سازی گرگ‌خاکستری که در سال ۲۰۱٤ میلادی توسط میرجلیلی و همکاران ارائه شد از سازماندهی موجود در گرگ‌خاکستری برای شکارکردن در طبیعت الگوبرداری می‌کند. گرگ‌های خاکستری ترجیح می‌دهند در یک گروه زندگی کنند؛ به‌طوری‌که همه اعضای این گروه دارای سلسله مراتب تسلط اجتماعی بسیار دقیق هستند و وظایف خاصی دارند. در حالت کلی چهار دسته گرگ در میان گله گرگ‌های خاکستری وجود دارد، آلفا، بتا، دلتا و امگا. گرگ‌های دسته آلفا در رأس هرم رهبری گله قرار دارند و بقیه گرگ‌ها از دسته آلفا دستور گرفته و آن‌ها را دنبال می‌نمایند. گرگ‌های دسته بتا در رده پایین‌تر قرار دارند ولی برتری آن‌ها نسبت به گرگ‌های رده دلتا و امگا به آن‌ها جایگاه مشاوره و کمک به گرگ آلفا را می‌دهد. گرگ‌های دلتا که در رده بعدی هرم قدرت در گله گرگ‌ها قرار دارند، معمولاً از نگهبانان، افراد کهنسال، مراقبت‌کنندگان از گرگ‌های آسیب‌دیده و ... تشکیل شده‌اند. ضعیف‌ترین رده از سلسله‌مراتب قدرت نیز گرگ‌های امگا هستند. گرگ‌های امگا نقش سیاهی لشکر را دارند عملاً کار مفیدی انجام نمی‌دهند (شکل ۲).



شکل ۲- ساختار هرمی اجتماع گرگ‌های خاکستری.

Figure 2. The pyramid structure of the gray wolf community.

1- Grey Wolf Optimization

مدل‌سازی این فرایند به‌صورت مراحل زیر است (۱۲):

در جستجوی اولیه فرض می‌شود که بدون هیچ‌گونه ایده‌ای در مورد موقعیت شکار، گرگ‌های آلفا، بتا و دلتا دانش اولیه بهتری در خصوص موقعیت شکار (نقطه بهینه جواب) دارند.

عملیات شکار در گرگ‌های خاکستری در سه فاز انجام می‌گیرد (۱۲):

۱- تعقیب، دنبال کردن و رسیدن به شکار ۲- محاصره، آزار و اذیت شکار تا زمانی که متوقف گردد. ۳- حمله مستقیم به شکار

در الگوریتم بهینه‌سازی گرگ‌خاکستری به‌صورتی است که در آن هر گرگ به‌صورت یک برداری که موقعیت پاسخ مسأله بهینه‌سازی را نمایندگی می‌کند نشان داده می‌شود. به‌روزرسانی موقعیت هر گرگ در الگوریتم به‌صورت به شرح زیر می‌باشد:

- محاسبه پارامتر a که در طول تکرارها از دو شروع و رفته رفته با کاهش به یک می‌رسد. سپس بردارهای تصادفی r_1 و r_2 در بازه بین صفر و یک- برای هر یک از سه گرگ آلفا، بتا و دلتا محاسبه می‌شود (۱۰).
- محاسبه دو بردار ضرایب A و C به‌طور متناظر برای هر یک از گرگ‌ها

$$\vec{A}= 2\vec{a}.\vec{r}_1 -\vec{a} \qquad (۲۱)$$

$$\vec{C}= 2.\vec{r}_2 \qquad (۲۲)$$

محاسبه بردار $\vec{D} = \left|\vec{C}.\overrightarrow{X_p}(t) - \vec{X}(t)\right|$ برای هر گرگ را به‌طوری‌که $\overrightarrow{X_p}$ موقعیت هر یک از گرگ‌های آلفا، بتا و امگا بوده و X موقعیت گرگی است که قرار است به‌روزرسانی شود.

متناظر با هر بردار، $\vec{X}(t+1) = \overrightarrow{X_p}(t) - \vec{A}.\vec{D}$ محاسبه می‌گردد.

در نهایت موقعیت جدید گرگی که قرار بود به‌روزرسانی گردد به شکل میانگین‌گیری از سه بردار $\vec{X}(t+1)$ به‌دست می‌آید به‌طوری‌که این بردار از هر یک از گرگ‌های آلفا، بتا و دلتا خواهد بود (۱۰).

الگوریتم بهینه‌سازی هیبریدی جستجوی کلاغ- گرگ‌خاکستری[1]

الف) مکانیسم به‌روز رسانی موقعیت اصلاح شده

هر دو فاز اکتشاف و استخراج در الگوریتم‌های مبتنی بر جمعیت برای نشان دادن عملکرد مناسب آن‌ها ضروری است (۳). به‌طوری‌که در الگوریم بهینه‌سازی گرگ‌خاکستری کلاسیک، فرض بر این است که آلفا، بتا و دلتا دانش بهتری در مورد موقعیت بالقوه طعمه دارند. بنابراین به‌روزرسانی موقعیت بهترین عامل مطابق با رابطه‌های ۲۳ تا ۲۵ صورت می‌گیرد (۳).

در الگوریتم مذکور، مهم‌ترین مسأله نگران‌کننده این است که همه عوامل جستجو (گرگ‌ها) مطابق با دسته‌بندی کلاسیک آن‌ها یعنی گرگ‌های آلفا (بهترین عامل جستجو)، گرگ‌های بتا و دلتا (دومین و سومین عامل برتر جستجو) در تمامی مراحل فرآیند بهینه‌سازی به‌روزرسانی می‌شوند (رابطه ۲۵). درحالی‌که این مکانیسم به‌روزرسانی می‌تواند منجر به همگرایی زودرس شود. چراکه به عوامل جستجو اجازه داده نمی‌شود فضای جستجو را به‌صورت دقیق بررسی کنند و این ضعف را به‌وجود می‌آورد که در مراحل بعدی بهینه‌سازی، ضمن کاهش سرعت همگرایی باعث ایجاد محدودیت در فاز استخراج گردد (۳).

از آن‌جایی‌که در الگوریتم جستجوی کلاغ یک پارامتر کنترلی تحت عنوان fl جهت به‌روزرسانی موقعیت وجود دارد (رابطه ۲۰) که به عوامل جستجو اجازه می‌دهد تا بزرگی طول گام به‌سمت عامل جستجوی دیگر را تعیین کنند. بنابراین این پارامتر نقش مهمی در دستیابی به بهینه سراسری[2] دارد چراکه

1- Gray wolf- crow search hybrid optimization algorithm(GWCSOA)
2- Global optima

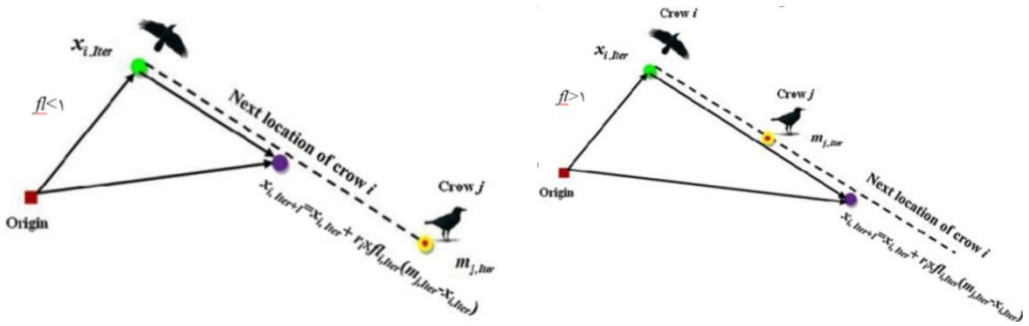
مقادیر بزرگ fl منتج به اکتشاف سراسری[1] شده، در حالی‌که مقادیر کوچک آن باعث می‌گردد که که الگوریتم در فاز استخراج در بهینه‌های محلی به دام بیفتد (۳).

بنابراین جهت غلبه بر محدودیت‌های فوق‌الذکر الگوریتم گرگ‌خاکستری معمولی، با الگوریتم جستجوی کلاغ ترکیب شد تا تعادل مناسب‌تری بین فاز استخراج و اکتشاف حاصل شود.

$$\overrightarrow{D_\alpha} = \left|\overrightarrow{C_1}.\overrightarrow{X_\alpha} - \vec{X}\right|, \overrightarrow{D_\beta} = \left|\overrightarrow{C_2}.\overrightarrow{X_\beta} - \vec{X}\right|, \overrightarrow{D_\delta} = \left|\overrightarrow{C_3}.\overrightarrow{X_\delta} - \vec{X}\right| \quad (۲۳)$$

$$\overrightarrow{X_1} = \overrightarrow{X_\alpha} - \overrightarrow{A_1}.\left(\overrightarrow{D_\alpha}\right),\ \overrightarrow{X_2} = \overrightarrow{X_\beta} - \vec{A}_2.\left(\overrightarrow{D_\beta}\right), \overrightarrow{X_3} = \overrightarrow{X_\delta} - \vec{A}_3.\left(\overrightarrow{D_\delta}\right) \quad (۲٤)$$

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\overrightarrow{X_1}+\overrightarrow{X_2}+\overrightarrow{X_3}}{3} \quad (۲۵)$$



شکل ۳- توصیف تصویری الگوریتم جستجوی کلاغ در دو حالت پارامتر fl کوچک‌تر و بزرگ‌تر از یک.

Figure 3. Description of the crow search algorithm in two states in parameter; fl smaller and larger than one.

شکل ۳ اثرات مربوط به طول پرواز را در فرآیند جستجوی الگوریتم کلاغ را نشان می‌دهد. همان‌طور که قبلاً نیز اشاره شد، الگوریتم گرگ‌خاکستری در فاز استخراج از توانایی خوبی برخوردار است، اما در فاز اکتشاف عملکرد ضعیفی را از خود نشان می‌دهد، بنابراین در الگوریتم هیبریدی پیشنهادی (GWOCSA)، سعی گردید که ضعف موجود در الگوریتم گرگ‌خاکستری جبران شده (رابطه ۲٦) و عملکرد فاز اکتشاف ارتقا یابد (۳).

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X} + fl \times rand \times \left(\left(\vec{X}_1 - \vec{X}\right) - \left(\vec{X}_2 - \vec{X}\right)\right)/2 \quad (۲٦)$$

این بدان معنی است که الگوریتم پیشنهادی می‌تواند به‌طور مؤثر از مزیت‌های دو الگوریتم تشکیل‌دهنده استفاده کند، بنابراین می‌تواند کارایی بسیار قدرتمندی را به‌دست آورد. در الگوریتم پیشنهادی، به‌جای به‌روزرسانی همه عوامل جستجو (گرگ‌های آلفا، بتا و دلتا)، تنها به گرگ‌های آلفا و بتا اجازه به‌روزرسانی موقعیت خویش داده می‌شود (رابطه ۲٦).

در ضمن، به‌منظور حفظ تنوع جمعیت، نه تنها به همه عوامل موجود در جمعیت اجازه به‌روزرسانی براساس مسیر به‌روزرسانی گرگ‌های آلفا و بتا داده نمی‌شود، بلکه این به‌روزرسانی تنها توسط گرگ‌های آلفا در GWOCSA به‌عنوان نوعی استراتژی انقباضی

1- Global exploration

صورت می‌پذیرد (رابطه ۲۷). که در نتیجه آن، الگوریتم پیشنهادی می‌تواند از گیرافتادن در بهینه‌های محلی فرار کند (۳).

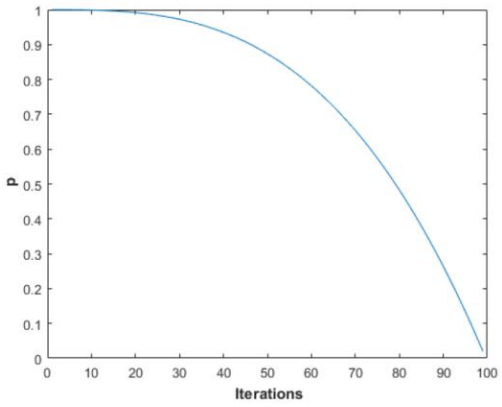
$$\vec{X}(t+1)=\vec{X}+fl\times rand\times\left(\vec{X}_1-\vec{X}\right) \quad (۲۷)$$

ب- استراتژی احتمال تعادل تطبیقی[1]: اگرچه، الگوریتم هیبریدی پیشنهادی دارای قابلیت‌های عالی در زمینه اکتشاف و استخراج است، ولی به جهت دستیابی به یک عملکرد خوب، باید تعادل مناسبی از این دو مرحله حاصل شود. در یک سناریوی ایده‌آل، هر الگوریتم فراابتکاری باید توانایی کشف یک فضای جستجوی بزرگ را در مرحله بهینه‌سازی اولیه به‌دست آورد تا از همگرایی زودرس و گیر افتادن در بهینه‌های محلی در مراحل دیگر بهینه‌سازی جلوگیری کند (۳).

این بدان معنی است که جهت دستیابی به یک نسبت اکتشاف-استخراج مطلوب، استفاده از تابع احتمال ثابت معرفی شده در رابطه‌های ۲۶ و ۲۷ کافی نخواهد بود. بنابراین، در این راستا، احتمال تعادل تطبیقی به‌عنوان یک راهکار ارائه شده است که به الگوریتم هیبریدی پیشنهادی این اجازه می‌دهد که در تمامی مراحل اولیه فرآیند بهینه‌سازی- هر جایی که در مراحل بعدی بهینه‌سازی، راه‌حل‌های مدنظر از احتمال بالایی جهت انجام فاز استخراج برخوردار باشند- سرعت بهینه‌سازی افزایش یابد (شکل ٤). احتمال تعادل تطبیقی (p) به‌شرح زیر محاسبه می‌شود (۳):

$$P=1-\left(1.01\times\frac{t^3}{Max_iter^3}\right) \quad (۲۸)$$

که در آن، t تکرار فعلی را و Max_iter حداکثر تعداد تکرار را نشان می‌دهد (۳).



شکل ٤- احتمال تعادل تطبیقی (p) مندرج در الگوریتم هیبریدی گرگ‌خاکستری-جستجوی کلاغ.

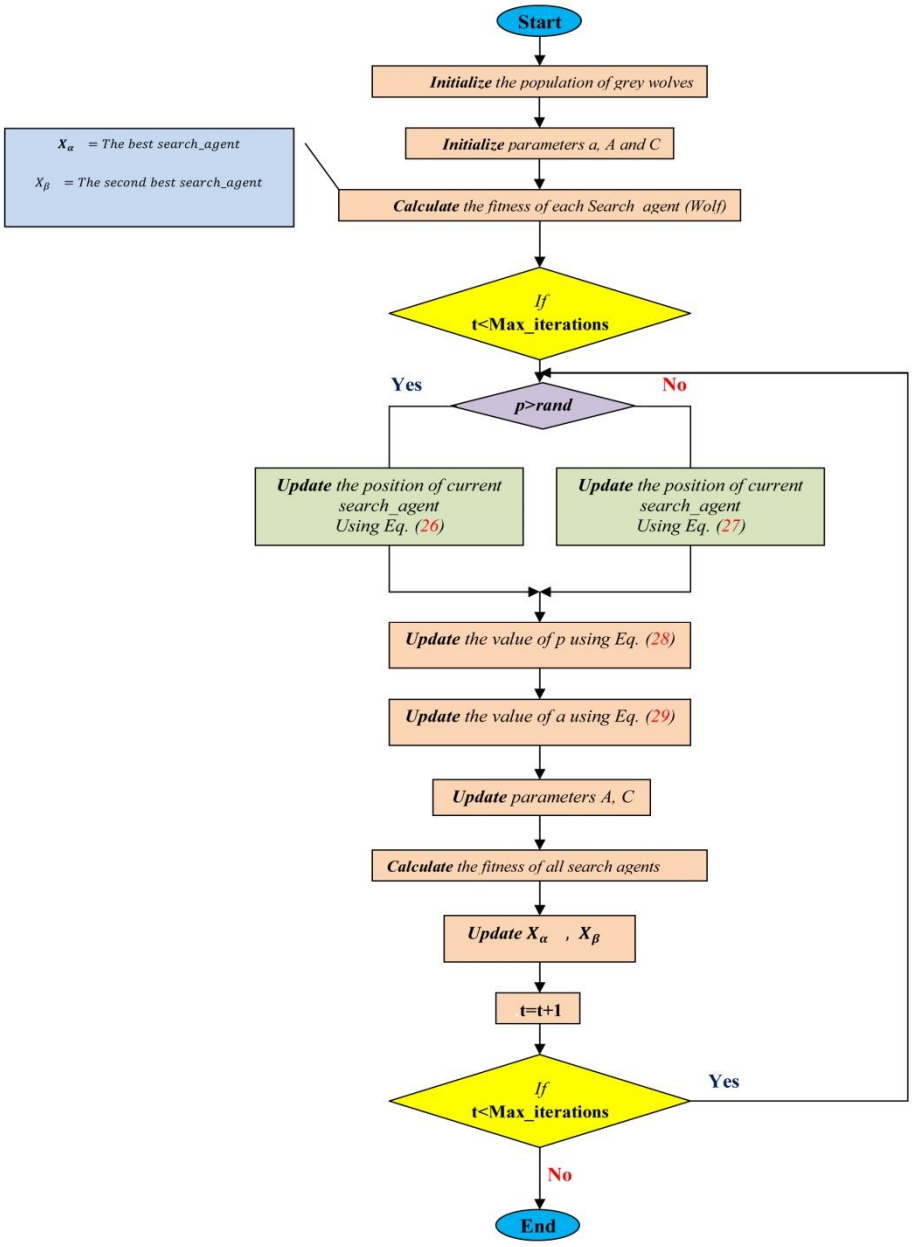
Figure 4. Adaptive balance Probability inGray wolf- Crow search hybrid optimization algorithm.

ج- استراتژی کنترل پارامترهای غیرخطی (α): همان‌طور که در بخش‌های قبلی گفته شد پارامتر A معرفی شده در رابطه ۲۱ نقش بسیار مهمی در تعادل بین فاز اکتشاف و استخراج دارد. به‌طوری‌که، این پارامتربه شدت وابسته به $\vec{a}$ بوده که در نهایت جهت‌گیری روند جستجو را کنترل می‌کند. مقادیر بزرگ‌تر $\vec{a}$ فاز اکتشاف و مقادیر کوچک‌تر آن فاز استخراج را تسهیل می‌کند. به‌عبارت دیگر، انتخاب مقادیر مناسبی از $\vec{a}$ می‌تواند تعادل مستقیمی از فاز اکتشاف و استخراج را ارائه دهد که در نهایت می‌تواند منجر به عملکرد مناسب‌تر الگوریتم گردد. در

1- Adaptive balance probability strategy

الگوریتم گرگ‌خاکستری معمولی، مقدار $\vec{a}$ به‌طور خطی با استفاده از رابطه ۲۱ از دو به صفر کاهش می‌یابد. درحالی‌که اگر مقادیر پارامتر کنترلی $\vec{a}$ به‌جای کاهش خطی، با رویکرد غیرخطی کاهش یابد، می‌تواند عملکرد الگوریتم را به طرز چشمگیری ارتقا دهد. بنابراین، همان‌طور که در رابطه ۲۹ نشان داده شده است، اگر در فرآیند بهینه‌سازی از مقادیر پارامتر کنترلی $\vec{a}$ به‌صورت غیرخطی استفاده شود، به الگوریتم هیبریدی پیشنهادی اجازه می‌دهد تا فضای جستجو را در مقایسه با الگوریتم گرگ‌خاکستری معمولی بیش‌تر کاوش نماید (۳).

$$\alpha = 2 - (cos(rand) \times 1/Max_{iter}) \quad (۲۹)$$



شکل ۵- روندنمای الگوریتم هیبریدی GWOCSA.

Figure 5. GWOCSA Flowchart.

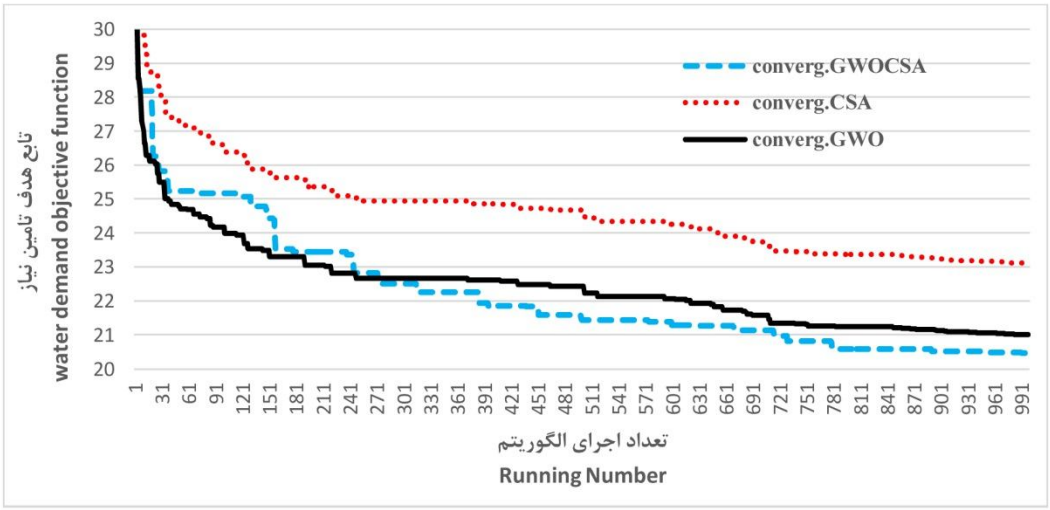
نتایج و بحث

در جدول ۲، مقایسه نتایج الگوریتم‌های فراابتکاری مختلف نشان داده شده است. شایان ذکر است که هر الگوریتم به تعداد ۱۰ مرتبه اجرا، سپس پارامترهای آماری هر الگوریتم به‌دست آمده و این مقادیر با یکدیگر و در قیاس با پاسخ بهینه مطلق (۱۹/٤۱) حاصل از روش برنامه‌ریزی غیرخطی توسط نرم‌افزار گمز مقایسه گردیده است. بنابراین میانگین پاسخ‌های حاصل از الگوریتم هیبریدی جستجوی کلاغ-گرگ‌خاکستری (GWOCSA) ۹۳٪ پاسخ بهینه مطلق بوده و هم‌چنین میانگین پاسخ الگوریتم‌های گرگ‌خاکستری و جستجوی کلاغ به‌ترتیب ۹۲٪ و ۸۳٪ پاسخ بهینه مطلق می‌باشد. در ضمن ضریب تغییرات الگوریتم هیبریدی نسبت به الگوریتم گرگ‌خاکستری و جستجوی کلاغ به‌ترتیب به‌میزان ۲۳ و ۱/٦۷ برابرکوچک‌تر است. این یافته‌ها بیانگر عملکرد و کیفیت بهتر پاسخ‌های حاصل از الگوریتم GWOCSA در دست‌یابی به مقادیر بهینه نسبی می‌باشد.

جدول ۲- مقایسه الگوریتم‌های بهینه‌سازی جستجوی کلاغ، گرگ‌خاکستری و هیبرید این دودر بهره‌برداری از مخزن.

Table 2. Comparison of Crow Search, Gray Wolf and their Hybrid algorithms in Reservoir Operation.

الگوریتم گرگ خاکستری Gray Wolf algorithm	الگوریتم جستجوی کلاغ Crow Search algorithm	هیبرید جستجوی کلاغ- گرگ‌خاکستری Gray Wolf- Crow Search Hybrid	گام اجرا در نرم‌افزار Running Steps
21.20	23.10	20.89	1
20.90	23.10	20.89	2
21.34	23.11	20.89	3
21.16	23.09	20.90	4
21.10	23.08	20.90	5
21.20	23.12	20.89	6
20.90	23.09	20.89	7
21.15	23.10	20.88	8
21.00	23.10	20.89	9
21.98	23.11	20.89	10
21.09	23.10	20.89	میانگین پس از ۱۰ مرحله اجرای الگوریتم‌ها Average after 10 times Running
21.34	23.12	20.90	بدترین جواب Worst Response
21.90	23.08	20.88	بهترین جواب Best Response
0.007	0.0005	0.0003	ضریب تغییرات Coefficient of variation
	19.41		جواب بهینه مطلق Absolute optimum response
92%	83%	93%	درصد نزدیکی به پاسخ بهینه مطلق Percentage of absolute optimum response proximity



شکل ٦- مقایسه نحوه همگرایی جستجوی کلاغ، گرگ‌خاکستری و هیبرید جستجوی کلاغ-گرگ‌خاکستری.

Figure 6. Comparison of Crow Search, Gray Wolf and Gray Wolf- Crow Search Hybrid Algorithms' Convergence.

با توجه به شکل ٦ از آن‌جائی‌که حداقل مقادیر حاصل از بهینه‌سازی با الگوریتم هیبرید جستجوی کلاغ- گرگ‌خاکستری بسیار مناسب‌تر از مقادیر حاصل از بهینه‌سازی با سایر الگوریتم‌ها است. می‌توان ارتقای عملکرد الگوریتم هیبریدی را در رسیدن به مقادیر کمینه‌تر به‌وضوح مشاهده کرد. جدول ۳ شاخص‌های مختلف ارزیابی مدل‌ها را در دوحالت درصدی و نرمال شده برای الگوریتم‌های سه‌گانه مذکور نشان می‌دهد. همان‌گونه که مشخص است عملکرد GWOCSA در تمامی پارامترهای ارزیابی مدل به‌غیر از برگشت‌پذیری بهتر بوده، درحالی‌که الگوریتم گرگ‌خاکستری علی‌رغم دارابودن بالاترین میزان شاخص برگشت‌پذیری، با توجه به مقدار سایر شاخص‌ها، رتبه دوم را از آن خود می‌کند. این در حالی است که الگوریتم جستجوی کلاغ با اختلاف زیادی در رتبه سوم قرار می‌گیرد.

جدول ۳- مقایسه شاخص‌های ارزیابی الگوریتم‌های بهینه‌سازی جستجوی کلاغ، گرگ‌خاکستری و هیبرید جستجوی کلاغ-گرگ‌خاکستری.

Table 3. Comparison of Evaluation Indices of Crow Search, Gray Wolf and Gray Wolf- Crow Search Hybrid algorithms.

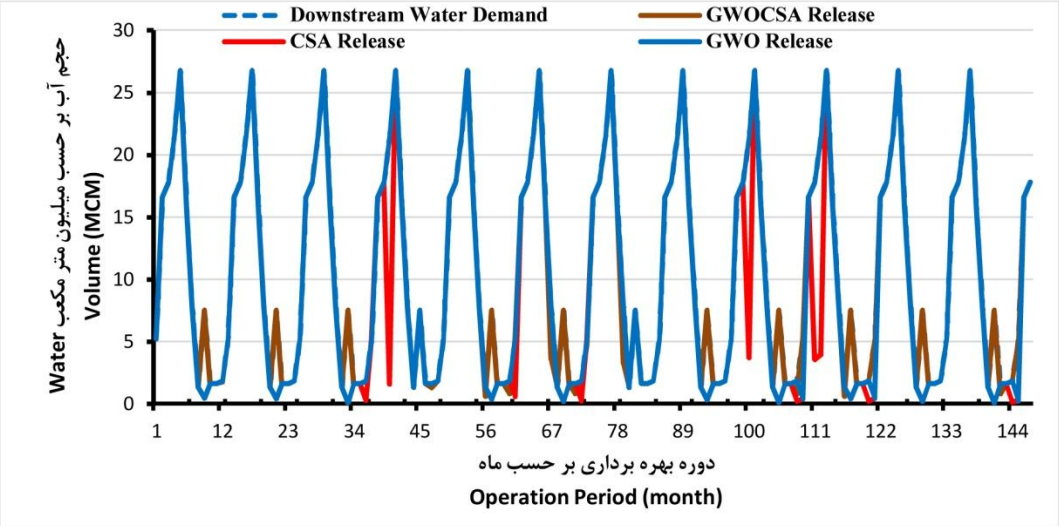
تابع هدف Objective function	آسیب‌پذیری Vulnerability	برگشت‌پذیری Reversibility	اطمینان‌پذیری زمانی Time based reliability	اطمینان‌پذیری حجمی Volume reliability	الگوریتم بهینه‌سازی Optimization Algorithm
20.89	0.07	0.92	0.93	0.98	هیبرید جستجوی کلاغ- گرگ‌خاکستری Gray wolf- Crow search hybrid
21.09	0.09	0.99	0.91	0.94	گرگ‌خاکستری Gray wolf
23.10	0.17	0.76	0.83	0.87	جستجوی کلاغ Crow search
			ماتریس تصمیم نرمال Normal Decision Matrix		
1	1	0.9293	1	1	هیبرید جستجوی کلاغ- گرگ‌خاکستری Gray wolf- Crow search hybrid
0.9905	0.7778	1	0.9785	0.9533	گرگ‌خاکستری Gray wolf
0.9043	0.4118	0.7677	0.8925	0.8824	جستجوی کلاغ Crow search

با توجه به جدول ٤ بر اساس مقادیر امتیازهای کسب شده در الگوریتم‌های بهینه‌سازی جستجوی کلاغ، گرگ‌خاکستری و هیبرید جستجوی کلاغ- گرگ‌خاکستری، رتبه آن‌ها به وضوح و با تفاوت بسیار چشمگیر دیده می‌شود. به‌طوری‌که مقادیر مذکور بیانگر برتری الگوریتم بهینه‌سازی هیبرید جستجوی کلاغ- گرگ‌خاکستری نسبت به سایر الگوریتم‌ها است. الگوریتم‌های گرگ‌خاکستری و جستجوی کلاغ پس از الگوریتم هیبریدی فوق‌الذکر به‌ترتیب در رده‌های دوم و سوم قرار می‌گیرند. شایان ذکر است وزن معیارها به روش آنتروپی شانون به‌دست آمد.

جدول ٤- امتیاز کسب شده و رتبه‌بندی الگوریتم‌های بهینه‌سازی جستجوی کلاغ، گرگ‌خاکستری و هیبرید جستجوی کلاغ- گرگ‌خاکستری بر اساس روش کوداس.

Table 4. CODAS method scores and ranking of Crow Search, Gray Wolf and Gray Wolf- Crow Search Hybrid optimization algorithms.

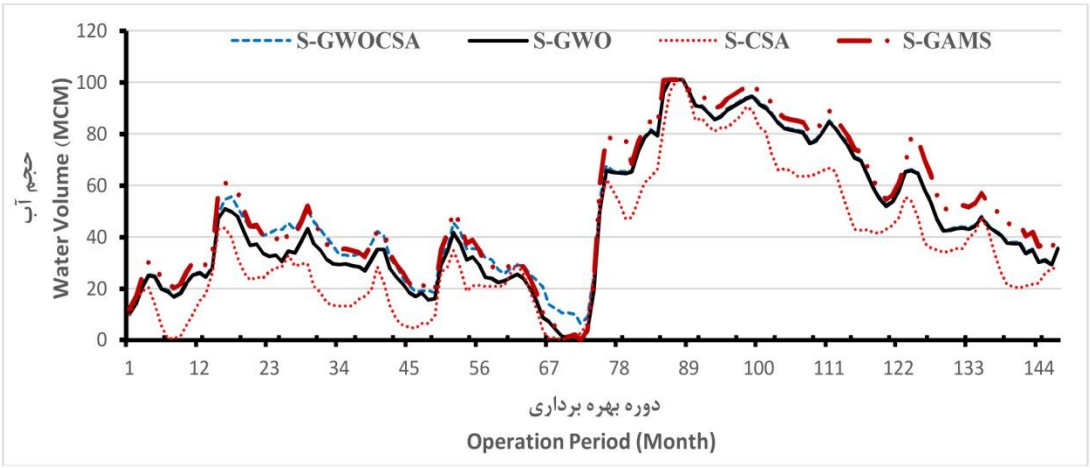
رتبه Rank	امتیاز کسب شده بر اساس روش کوداس CODAS methodscore	الگوریتم بهینه‌سازی Optimization algorithm
1	0.421	هیبرید جستجوی کلاغ - گرگ‌خاکستری Gray wolf - Crow search hybrid
2	0.179	گرگ‌خاکستری Gray wolf
3	-0.600	جستجوی کلاغ Crow search



شکل ٧- مقایسه مقادیر رهاسازی آب در الگوریتم‌های بهینه‌سازی جستجوی کلاغ، گرگ‌خاکستری و هیبرید آن‌ها در مقایسه با نیاز.

Figure 7. Comparison of water release values by Crow Search, Gray Wolf and Gray Wolf- Crow Search Hybrid algorithms compared to demand.

همان‌گونه که در شکل ۷ به‌وضوح دیده می‌شود در مواقعی که حداکثر نیاز جهت تامین آب اراضی پایین‌دست وجود دارد، عملکرد الگوریتم GWOCSA به مراتب بهتر از الگوریتم‌های GWO و CSA بوده به‌طوری‌که مقادیر رهاسازی آب بر اساس الگوریتم GWOCSA انطباق بیش‌تری با مقادیر نیاز دارد. این مهم نه تنها از افزایش بی‌دلیل خروجی از مخزن در ماه‌هایی که نیاز آبی اراضی پایین‌دست حداقل است می‌کاهد بلکه به‌طور متوسط افزایش تامین نیاز را در ماه‌هایی که نیاز آبی اراضی پایین‌دست حداکثر است را در پی دارد. شکل ۸ نشان می‌دهد که نتایج الگوریتم GWOCSA در خصوص ذخیره مخزن با روش برنامه‌ریزی غیرخطی حاصل از نرم‌افزار گمز انطباق بیش‌تری دارد. هم‌چنین حجم مخزن سد گلستان در دوره بهره‌برداری با استفاده از الگوریتم GWOCSA نسبت به سایر الگوریتم‌ها افزایش می‌یابد و همین افزایش حجم مخزن باعث می‌گردد که مقادیر خروجی از سد گلستان و تامین نیاز اراضی پایین‌دست افزایش یافته و یا به‌عبارتی تفاوت مجموع مربعات انحراف مقدار تقاضای آب پایین‌دست از میزان رهاسازی آب بیش‌تر کمینه گردد.



شکل ۸- مقایسه مقادیر ذخیره مخزن به‌وسیله الگوریتم‌های بهینه‌سازی جستجوی کلاغ، گرگ‌خاکستری و هیبرید جستجوی کلاغ-گرگ‌خاکستری.

Figure 8. Comparison of Reservoir Storage Values Using Crow Search, Gray Wolf and Gray Wolf- Crow Search Hybrid algorithms.

نتیجه‌گیری کلی

در پژوهش حاضر، مقایسه عملکرد الگوریتم‌های بهینه‌سازی هیبرید جستجوی کلاغ-گرگ‌خاکستری (GWOCSA) با الگوریتم‌های تشکیل‌دهنده آن؛ یعنی الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی کلاغ (CSA) و گرگ‌خاکستری (GWO) به‌عنوان ابزاری جهت بهره‌برداری از یک سیستم تک‌مخزنه مورد ارزیابی قرار گرفت. تابع هدف، تامین نیازهای آبی پایین‌دست سد گلستان واقع در استان گلستان بوده، به‌طوری‌که در مسأله بهینه‌سازی مذکور، تابع هدف به‌صورت کل کمبود طی دوره بهره‌برداری تعریف شد. در ضمن محدودیت‌های معادله پیوستگی، حجم سرریز، حجم ذخیره و حجم رهاسازی از مخزن بر تابع هدف مسأله اعمال گردید. جهت مقایسه میزان همگرایی و نحوه

عملکرد الگوریتم‌های سه‌گانه، هر الگوریتم به تعداد ۱۰ بار اجرا گردید و سپس پارامترهای آماری هر الگوریتم به‌دست آمد و این مقادیر با یکدیگر، هم‌چنین با مقدار بهینه مطلق حاصل از برنامه‌ریزی غیرخطی حاصل از نرم‌افزارگمز مقایسه گردید. جهت انتخاب روش برتر، از شاخص‌های اطمینان‌پذیری، برگشت‌پذیری، آسیب‌پذیری و مدل تصمیم‌گیری چندمعیاره (CODAS) استفاده شد. نتایج بیانگر آن می‌باشد که پاسخ بهینه مطلق مسأله برابر ۱۹/٤۱ است که الگوریتم بهینه‌سازی هیبرید جستجوی کلاغ-گرگ‌خاکستری به پاسخ بهینه ۲۰/۸۹ دست یافته و مقدار پاسخ آن ۹۳٪ پاسخ بهینه مطلق می‌باشد. به‌علاوه، ضریب تغییرات الگوریتم هیبریدی نسبت به الگوریتم گرگ‌خاکستری و جستجوی کلاغ به‌ترتیب به‌میزان ۲۳ و ۱/٦۷ برابر کوچک‌تر است. این یافته‌ها بیانگر عملکرد بهتر الگوریتم هیبرید جستجوی کلاغ-گرگ‌خاکستری در دست‌یابی به مقادیر بهینه نسبی می‌باشد. محاسبه شاخص‌های مختلف ارزیابی مدل برای الگوریتم‌های سه‌گانه نشان می‌دهد در تمامی پارامترهای ارزیابی مدل به‌غیر از برگشت‌پذیری، GWOCSA از عملکرد بهتری برخوردار بوده، درحالی‌که الگوریتم گرگ‌خاکستری علی‌رغم دارا بودن بالاترین میزان شاخص برگشت‌پذیری، با توجه به مقدار کم‌تر در سایر شاخص‌ها، رتبه دوم را از آن خود می‌کند. این در حالی است که الگوریتم جستجوی کلاغ با اختلاف زیادی در رتبه سوم قرار می‌گیرد. استفاده از مدل تصمیم‌گیری چندمعیاره کوداس نشان داد که الگوریتم GWOCSA دارای رتبه نخست بوده، به‌طوری‌که الگوریتم گرگ‌خاکستری و جستجوی کلاغ، پس از آن به‌ترتیب در رده‌های دوم و سوم قرار گرفت. مقایسه مقادیر ذخیره مخزن به‌وسیله الگوریتم‌های سه‌گانه نیز بیانگر انطباق بیش‌تر نتایج الگوریتم GWOCSA در خصوص ذخیره مخزن با روش برنامه‌ریزی غیرخطی حاصل از نرم‌افزار گمز بوده؛ به‌طوری‌که حجم مخزن سد گلستان در دوره بهره‌برداری با استفاده از الگوریتم GWOCSA نسبت به سایر الگوریتم‌ها افزایش می‌یابد. به‌عبارت دیگر ارتقای عملکرد الگوریتم هیبریدی جستجوی کلاغ-گرگ‌خاکستری را می‌توان در افزایش فضای جستجو و عدم گیر افتادن در بهینه‌های محلی دانست.

تقدیر و تشکر

بدین‌وسیله از مسئولین شرکت آب منطقه‌ای گلستان که اطلاعات مورد نیاز این پژوهش را در اختیار نویسنگان مقاله قرار دادند تقدیر و تشکر می‌گردد.

داده‌ها و اطلاعات

منبع و منشأ داده‌ها و اطلاعات مورداستفاده در این مقاله رساله دکتری بوده و در سال ۱۳۹۹ در دانشگاه آزاد اسلامی واحد رودهن انجام شده است.

تعارض منافع

در این مقاله تعارض منافعی وجود ندارد و این مسأله مورد تأیید همه نویسندگان است.

منابع

1. Ahmadebrahimpour, E. 2019. Optimal operation of reservoir systems using the Wolf Search Algorithm (WSA). Water Supply. 19: 1396-1404.
2. Akbarifard, S., Sharifi, M.R., and Qaderi, K. 2020. Data on optimization of the Karun-4 hydropower reservoir operation using evolutionary algorithms, Data in brief 29.105048. https://doi.org/10.1016/j.dib.2019.105048.
3. Arora, S., Singh, H., Sharma, M., Sharma, S., and Anand, P. 2019. A New Hybrid Algorithm Based on Grey Wolf Optimization and Crow Search Algorithm for Unconstrained Function Optimization and Feature Selection. IEEE ACCESS. 7: 26343-26361.
4. Askarzadeh, A. 2016. A novel meta-heuristic method for solving constrained engineering optimization problems: Crow search algorithm. Comput. Struct. 169: 1-12.
5. Donyaii, A., Sarraf, A., and Ahmadi, H. 2020. 'Using composite ranking toselect the most appropriate Multi-Criteria Decision Making (MCDM) methodin the optimal operation of the Dam reservoir. J. Hydr. Struct. 2: 6. 1-22. doi: 10.22055/jhs.2020.34402.1142.
6. Esmin, A.A., and Matwin, S. 2013. HPSOM: a hybrid particle swarm optimization algorithm with genetic mutation, Inter. J. Innov. Comput. Inf. Control (IJICIC). 9: 5. 1919-1934.
7. Farahnakian, T., Moeini, R., and Mousavi, S. 2018. Optimal operation of single-reservoir system of Dez dam using charged system search algorithm. J. Water Soil Cons. 25: 1. 107-125. doi: 10.22069/jwsc.2018.13785.2854. (in Persian)
8. Keshavarz-Ghorabaee, M., Kazimieras Zavadskas, E., Turskis, Z., and Antucheviciene, J. 2016. A new combinative distance-based assessment (CODAS) method for multi-criteria decision-making, Economic computation and economic cybernetics studies and research. 3: 50. 25-44.
9. Kumar, V., and Yadav, S.M. 2018. Optimization of Reservoir Operation with a New Approach in Evolutionary Computation Using TLBO Algorithm and Jaya Algorithm. Water Resources Management. Oct 1; 32: 13. 4375-91.
10. Mansouri, R., and Torabi, H. 2015. Application of Differential Evolution (DE) Algorithm for Optimizing Water Distribution Networks (Case Study: Ismail Abad Pressurized Irrigation Network), J. Water Soil Sci. 25: 2. 81-95. (In Persian)
11. Mazandaranizadeh, H., Piadeh Koohsar, J., and Sadr, S. 2019. 'Evaluation of GA and PSO optimization algorithms in operation of multi-reservoir systems Case study: Gorgan-Rood basin dams', Journal of Water and Soil Conservation, 26: 2. 239-250. doi: 10.22069/jwsc.2019.14894.2997.
12. Mirjalili, S.A., and Mirjalili, S.M. 2014. Grey Wolf Optimizer. Advances in Engineering Software. 69: 46-61.
13. Mohammadi, M., Mousavi, S.F., Farzin, S., and Karami, H. 2019. Optimal Operation of Salman Farsi dam reservoir using Wall algorithm and its hybrid with genetic algorithm based on multi criteria Decision. Eco. Hydrol. J. 6: 2. 281-293. (In Persian)
14. Neumaier, A., Shcherbina, O., and Huyer, W. 2005. A comparison of complete global optimization solvers, Mathematical Programming. 103: 2. 335-356.
15. Noori, M. 2015. Multi-reservoir multi-objective water resources systems management using optimization model terms of climate change. PhD Thesis. 185 pages. Ferdowsi university of Mashhad. Iran. (In Persian)
16. Pedamallu, C.S., Ozdamar, L., Csendes, T., and Vinko, T. 2008. Efficient interval partitioning for constrained global optimization, J. Global Optim. 42: 3. 369-384.
17. Rouzegari, N., Hassanzadeh, Y., and Sattari, M.T. 2018. Optimization of Reservoir Operational Policy Using Simulated Annealing Algorithm (Case Study: Mahabad reservoir). Water and Soil Science. 28: 1. 173-185. (In Persian)

18. Shabani Bahluli, I., and Dastourani, M. 2019. Evaluation of Genetic and Particle Swarm Optimization Algorithms Based on Non-Dominating Sorting Approach for Multi Objective Optimization Operation of Reservoirs. J. Water Soil Cons. 26: 5. 165-179. doi: 0.22069/ jwsc.2020.16276.3162. (In Persian)

19. Sonaliya, S., and Suryanarayana, T.M.V. 2014. Optimal Reservoir Operation Using Genetic Algorithm: A Case Study of Ukai Reservoir Project. Inter. J. Innov. Res. Sci. Engin. Technol. 3: 6. 13681-13687.

Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources

Research Full Paper

J. of Water and Soil Conservation, Vol. 27(5), 2021
http://jwsc.gau.ac.ir
DOI: 10.22069/jwsc.2020.17982.3359

Presenting a new hybrid evolutionary algorithm in optimizing reservoir operation based on new Combinative Distance-based Assessment techniques (CODAS)

A. R. Donyaii[1], *A. P. Sarraf[2] and H. Ahmadi[2]

[1]Ph.D. Candidate of Engineering and Management of Water Resources, Dept. of Civil Engineering, Roudehen Branch, Islamic Azad University, Roudehen, Iran,

[2]Assistant Prof., Dept. of Civil Engineering, Roudehen Branch, Islamic Azad University, Roudehen, Iran

Received: 05.04.2020; Accepted: 09.15.2020

Abstract

Background and Objectives: Changes in meteorological and hydrological patterns have led to the use of water resources management tools to find a suitable solution for optimal reservoir operation. Although different methods have been used to optimize problems, due to the inability of conventional optimization methods to solve complex optimization problems, the use of meta-heuristic algorithms has been considered more than before.

Materials and Methods: In the present study, a combined model of Crow Search (CSA) and Gray Wolf (GWO) Optimization algorithms called Gray Wolf -Crow Search Hybrid algorithm is introduced for the first time in the field of reservoir operation sciences.And its performance is evaluated in comparison with its constituent elements as a powerful tool to optimize the operation of the single reservoir system of Golestan Dam, considering the objective function (supplying downstream water demand). To compare the convergence and performance of these algorithms, the statistical parameters of each algorithm were calculated and compared with each other, as well as with the analytical solution of a non-linear programming model (i.e., GAMS Software). Then, in order to analyze the performance of the algorithms, the Combinative Distance-based Assessment (CODAS) Multi-Criteria Decision Making Model was used to rank the decision alternatives (i.e., optimization algorithms) based on volumetric and time-based reliability, reversibility, vulnerability criteria as well as the optimized objective function.

Results: The results show that the GWOCSA hybrid model approach has a response closer to the absolute optimal value with the average response of 93% of the absolute optimal response. The average response of the GWO and CSA algorithms is 92% and 83% of the absolute optimal value, respectively. In addition, the variation coefficient of the hybrid algorithm is 23 and 1.67 times smaller than the Gray Wolf and Crow Search algorithms, respectively. On the other hand, the GWOCSA hybrid algorithm performs better than the others in all indices except the reversibility index.The CODAS multi-criteria decision model also showed that the GWOCSA algorithm took the first place in solving the problem of the studied reservoir operation compared to the other two algorithms. In addition, the Gray Wolf and Crow Search algorithms placed in the second and third ranks, respectively.

Conclusion: The CODAS Multi-Criteria Decision Making Model identified that the GWOCSA algorithm was better than its constituent algorithms, namely CSA Optimization and GWO algorithm in optimizing the objective function and took the first place in solving the problem of

* Corresponding Author; Email: sarraf@riau.ac.ir

reservoir operation. Moreover, the GWO and CSA algorithm were then ranked second and third, respectively, so that Not only does GWOCSA perform better in finding the optimal solution, but its performance enhancement and efficiency increase in model evaluation indices clearly supports this claim.

Keywords: CODAS Method, Crow Search Algorithm, Gray Wolf Algorithm, Gray Wolf - Crow Search Hybrid Algorithm, Water Resources Management