

بهره‌برداری بهینه از سیستم‌های چند مخزنه با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی کرکس‌های آفریقایی (AVOA)

اسماعیل مسیبی^۱

سعید فرزین*^۲

چکیده

بهره‌برداری بهینه از سیستم‌های چندمخزنه، از مسائل مهم در مدیریت منابع آب می‌باشد. در مطالعه‌ی حاضر، برای نخستین بار از الگوریتم بهینه‌سازی کرکس‌های آفریقایی (AVOA) برای حل مسائل بهره‌برداری بهینه از دو سیستم چهارمخزنه و ده‌مخزنه به‌منظور حداکثرسازی رهاسازی و تولید انرژی برق‌آبی استفاده شده است. سپس عملکرد الگوریتم مذکور با سه الگوریتم بهینه‌سازی شاهین‌های هریس (HHO)، وال (WOA) و گرگ‌های خاکستری (GWO)، با استفاده از آزمون فریدمن برای ۱۰ بار اجرا، ۳۰۰ عامل جستجو و ۴۰۰۰ تکرار مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج نشان داد در سیستم چهارمخزنه، AVOA و GWO با بهینه‌ی بدست آمده به ترتیب برابر ۲۹۶/۶۷ و ۲۸۳/۶۵ در رتبه‌های اول و دوم جای گرفتند. در رتبه بعدی، HHO و WOA با فریدمن رتک مساوی و برابر ۳/۳۳ و میانگین مقادیر تابع هدف به ترتیب برابر ۲۶۴/۹۲ و ۲۵۴/۳ قرار گرفتند. در سیستم ده‌مخزنه نیز، AVOA با میانگین مقادیر تابع هدف برابر ۱۰۵۹/۴۲ در رتبه‌ی اول و پس از آن GWO، WOA و HHO با بهینه‌ی به ترتیب ۱۰۵۱/۵۴، ۱۰۳۱/۸۹ و ۹۶۳/۶ در رتبه‌های بعدی قرار گرفتند. لذا AVOA توانست ۹۶/۲۷٪ و ۸۸/۷٪ از بهینه مطلق توابع هدف سیستم‌های چهارمخزنه و ده‌مخزنه که به ترتیب برابر با ۳۰۸/۲۹۲ و ۱۱۹۲/۴۱۴ می‌باشند را برآورد نماید. همچنین الگوریتم مذکور پتانسیل خوبی در حل سایر مسائل بهینه‌سازی دارد.

واژه‌های کلیدی

بهره‌برداری بهینه از مخازن سد، بهینه‌سازی، الگوریتم بهینه‌سازی کرکس‌های آفریقایی، سیستم‌های چندمخزنی

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد مدیریت منابع آب، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان

^۲ دانشیار، گروه مهندسی آب و سازه‌های هیدرولیکی، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان. saeed.farzin@semnan.ac.ir

مقدمه

مذکور داشته است. قادری^{۱۲} و همکاران (۱۳۹۳)، مدلی را بر مبنای الگوریتم تکامل رقابتی جوامع^{۱۳} (SCE) برای بهره‌برداری بهینه از سیستم چندمخزنی واقع در حوضه آبریز کرخه توسعه دادند. نتایج نشان داد عملکرد SCE نسبت به GA برتری داشته است. یاسار^{۱۴} و همکاران (۲۰۱۶)، از الگوریتم جستجوی فاخته^{۱۵} (CS) برای بهره‌برداری بهینه از سیستم مخزن سد آدیگوزل^{۱۶} در دنیزلی در غرب ترکیه که برای اهداف آبیاری ساخته شده بود، استفاده کردند. نتایج نشان داد که CS عملکرد سیستم را بهبود می‌بخشد و تولید انرژی را حدود ۱۰ درصد به مقدار ۱۶۰۰۰۰ مگاوات ساعت افزایش می‌دهد. محمدی^{۱۷} و همکاران، ۲۰۱۹، الگوریتم هیبریدی وال-ژنتیک (HWGA)^{۱۸} را برای بهینه‌سازی بهره‌برداری از سیستم‌های چهارمخزنه و ده‌مخزنه معرفی کردند و از روش TOPSIS^{۱۹} برای مقایسه عملکرد الگوریتم ترکیبی با الگوریتم ژنتیک (GA) استفاده کردند. نتایج نشان داد که الگوریتم هیبریدی وال-ژنتیک بهتر از GA و الگوریتم وال (WOA)^{۲۰} عمل می‌کند. احترام و همکاران (۲۰۱۸)، با استفاده از الگوریتم کلیه (KA)^{۲۱} به بهره‌برداری بهینه از سد آیدوغموش در استان آذربایجان شرقی ایران که هدف آن کاهش کسری آبیاری در پایین دست سد بوده است، پرداختند. نتایج حاکی از عملکرد خوب این الگوریتم بوده است. بزرگ حداد^{۲۲} و همکاران (۲۰۲۱)، از الگوریتم گرده افشانی گل (FPA)^{۲۳} برای بهینه‌سازی بهره‌برداری سیستم‌های تک و چندمخزنی استفاده کردند. نتایج بدست آمده، حاکی از برتری FPA بر PSO و روش برنامه‌ریزی

امروزه با توجه به اهمیت تولید انرژی برق آبی به عنوان یک انرژی تجدیدپذیر، مدیریت منابع آب‌های سطحی و بهره‌برداری بهینه از مخازن سدها بخصوص در کشورهای خشک و نیمه‌خشک مانند ایران، اهمیت روزافزونی دارد (غمیری^۱ و همکاران، ۲۰۱۸). روش‌های مختلفی برای حل مسائل بهینه‌سازی وجود دارند. یکی از این روش‌ها، استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی است و یکی از انواع الگوریتم‌های بهینه‌سازی، الگوریتم‌های فراابتکاری می‌باشند (یانگ^۲ و همکاران، ۲۰۱۲).

از آنجاییکه بهره‌برداری بهینه از سیستم‌های تک و چندمخزنی سدها، از مسائل مهم در مهندسی آب می‌باشند (احدیانفر^۳ و همکاران، ۲۰۱۶)، در سال‌های اخیر استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری^۴ برای بهره‌برداری بهینه از مخازن سدها رشد فراوانی داشته است. برخی از این تحقیقات به شرح زیر است:

حسینی موغاری^۵ و همکاران (۲۰۱۳)، از الگوریتم کرم شب‌تاب^۶ (FA) برای بهره‌برداری بهینه از مخزن سد بازفت، برای یک بازه ۱۲۰ ماهه مربوط به سال‌های آبی ۶۶-۶۵ تا ۷۵-۷۴ استفاده کردند. نتایج حاکی از عملکرد برتر FA در مقایسه با الگوریتم‌های ژنتیک^۷ (GA) و بهینه‌سازی ازدحام ذرات^۸ (PSO) داشت. یاسین^۹ و همکاران (۲۰۱۷)، از ترکیب الگوریتم ازدحام ماهیان مصنوعی (AFS)^{۱۰} و ازدحام ذرات (PSO) برای بهره‌برداری بهینه از مخزن کارون^۴ برای افزایش تولید انرژی برق آبی و به حداقل رساندن کمبود آب در پایین دست استفاده کردند. نتایج حاکی از برتری عملکرد الگوریتم هیبریدی جدید (HA)^{۱۱} نسبت به دو الگوریتم

¹³ Shuffled Complex Evolution

¹⁴ Yasar

¹⁵ Cuckoo Search

¹⁶ Adiguzel

¹⁷ Mohammadi

¹⁸ Hybrid Whale Genetic Algorithm

¹⁹ echnique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution

²⁰ Whale Optimization Algorithm

²¹ Kidney Algorithm

²² Bozorg-Haddad

²³ Flower Pollination Algorithm

¹Ghambari

²Yang

³ Ahmadianfar

⁴Metaheuristic

⁵ Hosseini-Moghari

⁶ Firefly Algorithm

⁷ Genetic Algorithm

⁸ Particle Swarm Optimization Algorithm

⁹ Yaseen

¹⁰ Artificial Fish Swarm Algorithm

¹¹ Hybrid Algrithm

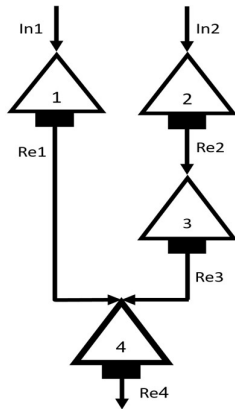
¹² Ghaderi

با استفاده از آزمون فریدمن^{۱۰} مورد مقایسه قرار گرفت. بدین منظور از دو سیستم چهارمخزنه^{۱۱} و ده مخزنه^{۱۲} برای ارزیابی و رتبه بندی عملکرد الگوریتم های مذکور استفاده شده است.

مواد و روش ها

سیستم چهارمخزنه:

سیستم مورد نظر توسط چاو^{۱۳} و همکاران در سال ۱۹۷۴ معرفی شد. در این سیستم، چهار مخزن سری و موازی وجود دارد که سه مخزن اول برای تولید انرژی برق آبی و مخزن چهارم برای اهداف آبیاری استفاده می شود (شکل ۱).



شکل (۱): طرح شماتیک سیستم چهارمخزنه

سیستم ده مخزنه:

این سیستم، اولین بار توسط موری^{۱۴} و همکاران تعریف شد. شمای کلی این سیستم در شکل ۲ ترسیم شده است. در این سیستم، به مخازن ۱، ۲، ۳، ۴، ۵، ۶ و ۸ جریان وارد می شود و از همه ۱۰ مخزن برای تولید انرژی برق آبی استفاده می شود.

غیرخطی (NLP)^۱ داشته است [10]. محمدی و همکاران (۱۳۹۸) به بهره برداری بهینه از مخزن سد سلمان فارسی با استفاده از الگوریتم وال (WOA) و هیبرید آن با الگوریتم ژنتیک (GA) بر اساس روش تصمیم گیری چندمعیاره^۲ پرداختند. نتایج به دست آمده از این روش، نشان داد عملکرد الگوریتم هیبریدی وال-ژنتیک برتر از NLP، GA و WOA بوده است. دوانی مطلق^۳ و همکاران (۱۴۰۰) به بهره برداری از مخزن سد طالقان با استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری (GWO)^۴ و هیبرید آن با الگوریتم ژنتیک (GA) پرداختند. نتایج حاکی از عملکرد برتر الگوریتم هیبریدی گرگ خاکستری-ژنتیک (GWOGA) نسبت به دو الگوریتم مذکور بوده است. پرهیزکاری^۵ و همکاران (۱۴۰۰)، عملکرد الگوریتم های بهینه سازی ازدحام ذرات چندهدفه (MOPSO)^۶ و NSGA_II^۷ را برای بهره برداری برداری بهینه چندهدفه از مخزن سد کارون ۵ شامل بیشینه سازی درآمد سالانه و بیشینه سازی تولید انرژی برق آبی روزانه مقایسه کردند. نتایج نشان داد الگوریتم NSGA_II به ترتیب ۱۸ و ۲۰ درصد از MOPSO در دو تابع هدف مذکور، عملکرد بهتری داشته است.

با بررسی مطالعات گذشته می توان دریافت که استفاده از الگوریتم های فراابتکاری جدید در حل مسائل مهندسی از جمله بهره برداری بهینه از مخازن سدها، با توجه به دقت بالاتر و کاربرپسند بودن به عنوان یک چالش مطرح است و بایستی مورد توجه بیشتری قرار گیرد. در این پژوهش از الگوریتم بهینه سازی کرکس های آفریقای (AVOA)^۸ که یک الگوریتم جدید بوده و سابقه استفاده از آن در حل مسائل بهره برداری بهینه از مخازن سدها وجود ندارد، استفاده شد و عملکرد آن با الگوریتم های شاهین های هریس (HHO)^۹، وال (WOA) و گرگ های خاکستری (GWO)

⁸ African Vulture Optimization Algorithm

⁹ Harris Hawks Optimization

¹⁰ Friedman test

¹¹ Four_Reservoir_system

¹² Ten_Reservoir_system

¹³ Chow

¹⁴ Murray

¹ Non linear programming

² Multiple-Criteria Decision Analysis

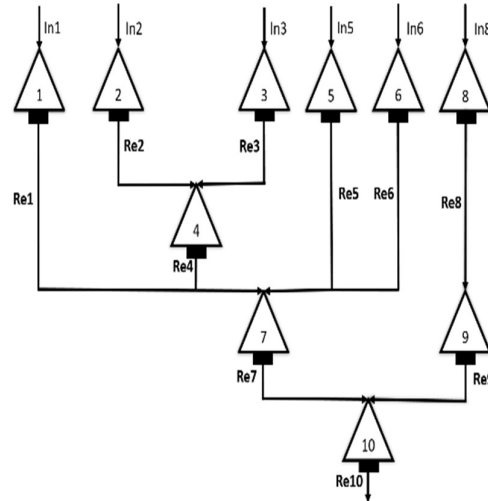
³ Davani motlagh

⁴ Grey Wolf Optimization Algorithm

⁵ Parhizkari

⁶ Multi-Objective Particle Swarm Optimization

⁷ Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm



شکل (۲): طرح شماتیک سیستم ده مخزنه

$$\begin{aligned}
 1 \leq Re_{(1)}(t) \leq 4 & \quad t = 1, \dots, NT \\
 1 \leq Re_{(2)}(t) \leq 4.5 & \quad t = 1, \dots, NT \\
 0.3 \leq Re_{(3)}(t) \leq 2.12 & \quad t = 1, \dots, NT \\
 1 \leq Re_{(4)}(t) \leq 7 & \quad t = 1, \dots, NT \\
 1 \leq Re_{(5)}(t) \leq 6.43 & \quad t = 1, \dots, NT \\
 1 \leq Re_{(6)}(t) \leq 4.21 & \quad t = 1, \dots, NT \\
 1 \leq Re_{(7)}(t) \leq 17 & \quad t = 1, \dots, NT \\
 1 \leq Re_{(8)}(t) \leq 3.1 & \quad t = 1, \dots, NT \\
 0.5 \leq Re_{(9)}(t) \leq 4.2 & \quad t = 1, \dots, NT \\
 1 \leq Re_{(10)}(t) \leq 18.9 & \quad t = 1, \dots, NT
 \end{aligned} \quad (۳)$$

۲- محدودیت معادله پیوستگی^۱: این محدودیت به صورت

رابطه (۴) تعریف می شود (محمدی و همکاران، ۲۰۱۹):

$$s_n(t+1) = s_n(t) + I_n(t) + M_n \times R_n(t) \quad (۴)$$

معادله پیوستگی یکی از مهم ترین محدودیت های مسئله ی بهره برداری بهینه از مخازن می باشد. در این معادله، $s_n(t+1)$ حجم ذخیره مخزن n ام در دوره زمانی $(t+1)$ ، $I_n(t)$ جریان ورودی به مخزن n ام، $s_n(t)$ حجم ذخیره ی مخزن n ام در دوره زمانی (t) ، $R_n(t)$ مجموع خروجی های مخزن n و مخازن بالادست آن در دوره ی زمانی t ام و $M_{n,n}$ ماتریس پیوستگی $NR \times NR$ است که نشان دهنده ی نحوه ی ارتباط مخازن می باشد که مخازن مقصد در سطرها و مخازن مبدأ در ستون های این ماتریس قرار گرفته اند. این ماتریس ها برای سیستم های چهارمخزنه و ده مخزنه به ترتیب در روابط ۵ و ۶ نشان داده شده است.

$$M_{n,n} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & -1 \end{bmatrix} \quad (۵)$$

تابع هدف دو سیستم فوق به صورت پیشنهادی رها سازی آب با رعایت محدودیت های مربوطه، برای حداکثر سازی سود تولید انرژی برق آبی در ۱۲ دوره دوساعته تعریف می شود. رابطه ی ۱، نمایانگر تابع هدف مذکور است (محمدی و همکاران، ۲۰۱۹):

$$F = \text{maximize} \sum_{n=1}^{NR} \sum_{t=1}^{NT} \text{benef}_{(n)}(t) \times Re_{(n)}(t) \quad (۱)$$

در این فرمول، $\text{benef}_{(n)}(t)$ ، معرف ضرایب سود در هر دوره ی زمانی برای هر مخزن (چاو و همکاران، ۱۹۷۴)، $Re_{(n)}(t)$ نیز میزان رها سازی و NR و NT به ترتیب تعداد دوره های زمانی و تعداد مخازن می باشد. محدودیت ها به شرح زیر می باشند:

۱- محدودیت های مربوط به رها سازی: فرمول بندی ریاضی تعریف شده برای رها سازی آب هر یک از مخازن در سیستم های چهارمخزنه و ده مخزنه به ترتیب در بازه های ذکر شده در روابط ۲ و ۳ تعریف شده است (چاو و همکاران، ۱۹۷۴).

$$\begin{aligned}
 0.005 \leq Re_{(1)}(t) \leq 4 & \quad t = 1, \dots, NT \\
 0.005 \leq Re_{(2)}(t) \leq 4.5 & \quad t = 1, \dots, NT \\
 0.005 \leq Re_{(3)}(t) \leq 4.5 & \quad t = 1, \dots, NT \\
 0.005 \leq Re_{(4)}(t) \leq 8 & \quad t = 1, \dots, NT
 \end{aligned} \quad (۲)$$

¹ continuity equation

$$F = \text{maximize} \sum_{n=1}^{NR} \sum_{t=1}^{NT} \text{benef}_{(n)}(t) \times \text{Re}_{(n)}(t) - \text{penalty} \quad (10)$$

(محمدی و همکاران، ۲۰۱۹)

الگوریتم بهینه‌سازی کرکس‌های آفریقای (AVOA):

الگوریتم بهینه‌سازی کرکس‌های آفریقای (AVOA)، یک فراابتکاری جدید با الهام از طبیعت است که در سال ۲۰۲۱ توسط عبدالله زاده^۲ و همکاران معرفی شد. این الگوریتم رفتارهای تغذیه و شکار کرکس‌های آفریقای را شبیه‌سازی می‌کند. در این الگوریتم، کرکس‌های ضعیف اطراف کرکس‌های قوی را احاطه کرده و با خسته کردن آنها غذا دریافت می‌کنند. AVOA از این رفتارهای کرکس‌های آفریقای الهام گرفته شده است.

در گام اول، مقداردهی اولیه صورت می‌گیرد و در مرحله دوم، بر اساس ارزش تناسب، کرکس‌ها به سه گروه تقسیم می‌شوند. بهترین کرکس به عنوان گروه اول و کرکس دوم به عنوان گروه دوم تقسیم می‌شوند. گروه سوم شامل بقیه کرکس‌ها می‌شود.

کرکس‌ها وقتی سیر هستند انرژی بالایی دارند و وقتی گرسنه هستند تهاجمی می‌شوند و نمی‌توانند در کنار کرکس‌های قوی‌تر حرکت کنند. مدل‌سازی این رفتارها با روابط ۱۱ و ۱۲ ارائه می‌شوند (عبدالله زاده و همکاران، ۲۰۲۱):

$$t = h \times \left(\sin^{\omega} \left(\frac{\pi}{2} \times \frac{\text{iter}_i}{\max \text{iter}} \right) + \cos \left(\frac{\pi}{2} \times \frac{\text{iter}_i}{\max \text{iter}} \right) - 1 \right) \quad (11)$$

$$F = (2 \times \mu + p1) \times z \times \left(1 - \frac{\text{iter}_i}{\max \text{iter}} \right) + t \quad (12)$$

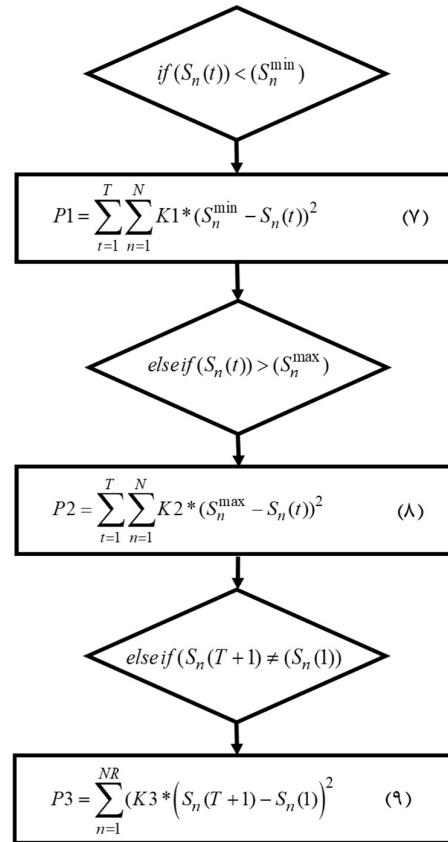
ω نشان دهنده‌ی یک ثابت برای تعیین عملیات بهینه‌سازی و iter_i معرف تکرار جاری می‌باشد. μ یک عدد بین $[0,1]$ ، z نیز یک عدد در بازه $[-1,1]$ و k یک عدد بین $[-2,2]$ می‌باشد. همچنین \max_{iter} تعداد کل تکرارها را مشخص می‌کند.

فاز اکتشاف^۳:

$$M_{n,n} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & -1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

۳- شروط احجام ذخیره: ذخیره‌ی مخازن بایستی در بازه‌های مربوط برای هریک از مخازن قرار گیرند (چاو و همکاران، ۱۹۷۴).

در صورتی که شروط احجام ذخیره ارضا نشود، تابع جریمه به صورت روابط ۷ تا ۹ که در شکل ۳ نشان داده شده است، اعمال می‌شود (ربیعی^۱ و همکاران، ۲۰۱۸):



شکل (۳): سناریوهای اعمال شده برای تابع جریمه

بنابراین تابع هدف نهایی عبارت است از:

³ Exploration

¹ Rabiei

² Abdollahzadeh

شوند. اگر $|F| < 1$ باشد. ابتدا بر اساس پارامتر $rand_{p_3}$ که یک پارامتر در بازه $[0,1]$ می باشد، اگر این پارامتر بزرگتر از پارامتر P_3 باشد استراتژی این است که انواع مختلف کرکس ها روی منبع غذایی انباشته شوند و استراتژی محاصره و مبارزه خشونت آمیز ساخته شود. این رفتارها با روابط ۱۹ تا ۲۱ فرموله می شوند.

if $P_3 < rand_{p_3}$

$$A_1 = BestVulture_1(i) - \frac{BestVulture_1(i) \times P(i)}{BestVulture_1(i) - P(i)} \times F \quad (19)$$

$$A_2 = BestVulture_2(i) - \frac{BestVulture_2(i) \times P(i)}{BestVulture_2(i) - P(i)} \times F \quad (20)$$

$$P(i+1) = \frac{1}{2} \times (A_1 + A_2) \quad (21)$$

اگر $|F| < 0.5$ باشد، کرکس های سالم قبلی انرژی خود را از دست می دهند و گرسنگی می کشند به طوری که نمی توانند با کرکس های دیگر مبارزه کنند. مدل سازی این رفتار با استفاده از رابطه (۲۲) بیان شده است:

if $P_3 \geq rand_{p_3}$

$$P(i+1) = BV(i) - |d(t)| \times F \times Levy(d) \quad (22)$$

الگوریتم بهینه سازی شاهین هریس (HHO):

این الگوریتم، در سال ۲۰۱۹ توسط حیدری^۲ و همکاران معرفی شد. مبنای کار این الگوریتم، از طریقه شکاری شاهین های هریس در طبیعت الهام گرفته شده است. استراتژی اصلی شکار شاهین های هریس حمله (پرش) غافلگیرانه می باشد، به این صورت که چندین شاهین سعی می کنند به طور مشترک از جهات مختلف به طعمه که معمولاً یک خرگوش در نظر گرفته می شود، حمله کنند و روی طعمه همگرا شوند.

فاز اکتشاف:

انرژی طعمه نیز به صورت رابطه ۲۳ بدست می آید:

$$E = 2E_0(1 - \frac{t}{T}) \quad (23)$$

اگر $F \geq 1$ باشد، این فاز انجام می شود و بر اساس پارامتر p_1 ، دو استراتژی انتخاب می شود. این پارامتر مقداری بین صفر و یک دارد. پارامتر تصادفی دیگری به نام $rand_{p_1}$ نیز تعریف می شود. جستجوی غذا در کرکس ها بر اساس مقایسه ی این پارامترها، بر اساس روابط ۱۳ و ۱۴ به صورت زیر انجام می شود (عبدالله زاده و همکاران، ۲۰۲۱).

if $p_1 \geq rand_{p_1}$:

$$P(i+1) = BV(i) - |2 \times rand \times BV(i) - P(i)| \times F \quad (13)$$

if $p_1 < rand_{p_1}$:

$$P(i+1) = BV(i) - F + rand_2 \times ((ub - lb) \times rand_3 + lb) \quad (14)$$

در روابط فوق BV ، ub ، lb ، به ترتیب بیانگر کران پایین، کران بالا و بهترین کرکس بوده و $rand_2$ و $rand_{p_3}$ دو عدد تصادفی در بازه $[0,1]$ می باشند.

فاز بهره برداری^۱:

اگر $|F| < 1$ باشد، مرحله بهره برداری آغاز می شود. این مرحله، دو بخش را با دو استراتژی که از دو پارامتر p_2 و p_3 تشکیل شده است که مقادیری در بازه $[0,1]$ را در بر می گیرد، شامل می شود.

ابتدا فرض می کنیم $|F|$ در بازه $[0.5,1]$ باشد که دو استراتژی پرواز و جنگ محاصره انجام می شود. وقتی که $|F| \geq 0.5$ کرکس های سیر انرژی کافی داشته و کرکس های گرسنه، پس از خسته شدن این کرکس ها غذا دریافت می کنند. مدل سازی این رفتارها توسط روابط ۱۵ تا ۱۸ با مقایسه ی پارامترهای انجام می شود (عبدالله زاده و همکاران، ۲۰۲۱):

if $P_2 \geq rand_{p_2}$

$$P(i+1) = D(i) \times (F + rand_4) - BV(i) + P(i) \quad (15)$$

if $P_2 < rand_{p_2}$

$$S_1 = BV(i) \times \left(\frac{rand_5 \times P(i)}{2\pi} \right) \times \cos(P(i)) \quad (16)$$

$$S_2 = BV(i) \times \left(\frac{rand_6 \times P(i)}{2\pi} \right) \times \sin(P(i)) \quad (17)$$

$$P(i+1) = BV(i) - (S_1 + S_2) \quad (18)$$

هنگام یافتن غذا، کرکس ها به سمت منبع غذایی جذب می شوند، که باعث می شود برای یافتن غذا دچار مشکل

² Heidari

¹ Exploitation

۲۸ انجام می‌شود که در روابط ۲۹ و ۳۰، روابط تابعه آورده شده است.

$$X(t+1) = \begin{cases} Y & \text{if } F(Y) < F(X(t)) \\ Z & \text{if } F(Z) < F(X(t)) \end{cases} \quad (28)$$

$$Y = X_{rabbitt}(t) - E |2(1 - r_5)X_{rabbitt} - X(t)| \quad (29)$$

$$Z = Y + S \times LF(D) \quad (30)$$

۴) محاصره‌ی سخت با شیرجه‌های سریع پیشرونده^۴:

وقتی $|E| < 0.5$ و $r < 0.5$ باشد، قانون زیر در رابطه‌ی ۳۱ به‌کارگرفته می‌شود:

$$X(t+1) = \begin{cases} Y & \text{if } F(Y) < F(X(t)) \\ Z & \text{if } F(Z) < F(X(t)) \end{cases} \quad (31)$$

$$Y = X_{rabbitt}(t) - E |X_{rabbitt}(t) - X_m(t)| \quad (32)$$

$$Z = Y + S \times LF(D) \quad (33)$$

الگوریتم بهینه‌سازی وال (WOA):

الگوریتم بهینه‌سازی وال که با الهام از سلسله مراتب اجتماعی وال‌های گوژپشت توسعه و فرموله شده است، در سال ۲۰۱۶ توسط میرجلیلی^۵ و همکاران معرفی شد (میرجلیلی و همکاران، ۲۰۱۶). در این الگوریتم پس از تولید مجموعه‌ای از راه‌حل‌های تصادفی، موقعیت عوامل جستجو بوسیله سه عملگر محاصره طعمه، روش حمله حباب-شبکه و جستجو برای طعمه بروز می‌گردد. در این الگوریتم، موقعیت طعمه به عنوان بهترین راه‌حل حاضر در نظر گرفته می‌شود. سایر عوامل جستجو نیز با استفاده از روابط ۳۴ و ۳۵) نسبت به بهترین عامل جستجو، به‌روز می‌شوند.

$$D = \left| C \cdot X^*(t) - X(t) \right| \quad (34)$$

$$X(t+1) = X_{rand} - A \cdot D \quad (35)$$

در معادلات فوق، t بیانگر تکرار جاری، $X^*(t)$ نمایانگر بردار مکان بهترین راه‌حل بدست آمده تاکنون و $X(t)$ معرف بردار مکان طعمه می‌باشد. بردارهای A و C نیز توسط روابط (۳۶) و (۳۷) محاسبه می‌شوند:

$$A = 2ar - a \quad (36)$$

در این رابطه، T حداکثر تعداد تکرارها و $E0$ انرژی اولیه طعمه است. هنگامیکه $|E| \geq 1$ الگوریتم وارد فاز اکتشاف می‌شود.

شاهین‌های هریس دارای قدرت بینایی خارق العاده‌ای هستند و می‌توانند طعمه را با بینایی خود شناسایی کنند. برخی مواقع نیز شاهین‌ها مجبور هستند تا مدت‌ها بنشینند و منتظر طعمه بمانند. بر این اساس مطابق با احتمال p دو استراتژی مطابق با روابط ۲۴ و ۲۵ وجود دارد:

$$\text{if } p < 0.5 \\ (X_{rabbitt}(t) - X_m(t)) - r_3(LB + r_4(UB - LB)) \quad (24)$$

$$\text{if } p \geq 0.5 \\ X(t+1) = X_{rand}(t) - r_1 |X_{rand}(t) - 2r_2 X(t)| \quad (25)$$

در روابط فوق، $X(t+1)$ بردار مکان شاهین‌ها در تکرار $t+1$ ، $X_{rabbitt}(t)$ مکان طعمه، $X(t)$ بردار مکان فعلی شاهین‌ها، r_1 تا r_4 و p اعداد تصادفی در بازه $[0, 1]$ هستند، X_m میانگین موقعیت یک شاهین تصادفی از جمعیت فعلی و X_m میانگین موقعیت از جمعیت فعلی شاهین‌ها می‌باشد.

مرحله‌ی بهره‌برداری:

در این مرحله، شاهین‌های هریس، پرش غافلگیرکننده را انجام می‌دهند با توجه به رفتارهای فرار طعمه و استراتژی‌های تعقیب و گریز شاهین‌های هریس، چهار استراتژی در الگوریتم HHO برای مدل‌سازی مرحله حمله وجود خواهد داشت. اگر s شانس فرار موفقیت‌آمیز یک طعمه فرض شود: (۱) محاصره نرم^۱: زمانی که $s \geq 0.5$ و $|E| \geq 0.5$ ، از رابطه (۲۶) استفاده می‌شود:

$$X(t+1) = \Delta X(t) - E |2(1 - r_5)X_{rabbitt} - X(t)| \quad (26)$$

۲) محاصره سخت^۲: وقتی $s \geq 0.5$ و $|E| < 0.5$ باشد، موقعیت‌های فعلی با استفاده از رابطه (۲۷) بروز می‌شوند:

$$X(t+1) = X_{rabbitt}(t) - E |\Delta X(t)| \quad (27)$$

۳) محاصره نرم با شیرجه‌های سریع پیشرونده^۳: هنگامی که $|E| \geq 0.5$ اما $s < 0.5$ است بروزسانی با رابطه‌ی

⁴ Hard besiege with progressive rapid dives

⁵ Mirjalili

¹ Soft Besiege

² Hard Besiege

³ Soft Besiege With Progressive Rapid Dives

$$C = 2.r \quad (37)$$

در روابط فوق، a به صورت خطی از ۲ به ۰ در طول تکرارها کاهش می یابد (در هر دو مرحله اکتشاف و بهره برداری) و r یک بردار تصادفی بین $[0,1]$ می باشد.

فاز اکتشاف:

اگر $A > 1$ باشد، الگوریتم وارد فاز اکتشاف شده و از رابطه ۳۵ برای برورسانی موقعیت عوامل جستجو استفاده می شود.

فاز بهره برداری: (روش حمله حباب شبکه)

نهنگها به طور همزمان در یک دایره کوچک و در امتداد یک مسیر مارپیچی شکل در اطراف طعمه شنا می کنند. در روابط ۳۸ و ۳۹ مدل ریاضی این رفتارها فرموله شده است.

$$X(t+1) = X^* - A.D \quad \text{if } p < 0.5 \quad (38)$$

$$X(t+1) = D.e^{bl}.\cos(2\pi l) + X^*(t) \quad \text{if } p \geq 0.5 \quad (39)$$

در معادلات فوق بر اساس پارامتر p که یک عدد تصادفی بین $[0,1]$ می باشد از یکی از دو فرمول فوق استفاده می گردد. D' معرف فاصله میان وال و طعمه و b ثابتی است که معرف شکل مارپیچ لگاریتمی می باشد. l نیز یک عدد تصادفی در بازه $[-1,1]$ می باشد.

الگوریتم بهینه سازی گرگ های خاکستری (GWO):

این الگوریتم در سال ۲۰۱۴ توسط میرجلیلی^۱ و همکاران ارائه شد که از نحوه شکار و محاصره شکار توسط گرگ های خاکستری الهام گرفته شده است. در این الگوریتم، گرگ های خاکستری دارای یک سلسه اجتماعی بسیار قوی می باشند. در سلسله مراتب اجتماعی این الگوریتم:

- بهترین راه حل (موقعیت) را α (آلفا)
- بهترین راه حل دوم را β (بتا)
- بهترین راه حل سوم را δ (دلتا)
- سایر راه حل ها را ω (اومگا)

می نامند.

محاصره ی شکار توسط گرگ های خاکستری توسط روابط

۴۰ و ۴۱ مدل می شود (میرجلیلی و همکاران، ۲۰۱۴):

$$X(t+1) = X_p(t) - a(2r_1 - 1) * D(t) \quad (40)$$

$$D(t) = |2r_2 * X_p(t) - X(t)| \quad (41)$$

در این معادلات:

$X(t)$ موقعیت گرگ خاکستری در تکرار t ام و $X_p(t)$ موقعیت شکار در تکرار t ام بوده و مولفه ی a به طور خطی از صفر تا ۲ کاهش می یابد.

در فضای جستجو، اطلاعاتی درباره موقعیت شکار وجود ندارد، بنابراین موقعیت شکار برابر موقعیت آلفا در نظر گرفته می شود (بهترین راه حل بدست آمده). لذا روابط شکار به صورت معادلات ۴۲ تا ۴۵ بازنویسی می شوند (میرجلیلی و همکاران، ۲۰۱۴):

$$X_1(t) = X_\alpha(t) - A_1 * D_\alpha(t) \quad (42)$$

$$X_2(t) = X_\beta(t) - A_2 * D_\beta(t) \quad (43)$$

$$X_3(t) = X_\delta(t) - A_2 * D_\delta(t) \quad (44)$$

$$X(t+1) = \frac{X1(t) + X2(t) + X3(t)}{3} \quad (45)$$

اگر $A > 1, A < -1$ باشد، الگوریتم در فاز اکتشاف و اگر $-1 < A < 1$ باشد، الگوریتم در فاز بهره برداری می باشد.

آزمون فریدمن^۲:

آزمون فریدمن یک آزمون ناپارامتریک آماری^۳ می باشد که برای مقایسه شاخص های مرکزی چندین جامعه به کار می رود. ناپارامتریک بودن بدین معناست که این آزمون برای اجراء نیاز به تعیین پارامتر خاصی ندارد. از آنجایی که میلتن فریدمن^۴ اقتصاددان آمریکایی، در سال ۱۹۳۷ برای اولین بار چنین روشی را مورد بررسی قرار داد، این آزمون را به نام او می شناسند. مقادیر فریدمن رنک بدست آمده برای یک الگوریتم، هرچه قدر کمتر باشد به معنای عملکرد برتر آن الگوریتم نسبت به سایر الگوریتم های مورد مقایسه می باشد.

نتایج و بحث:

تنظیم پارامترها برای الگوریتم های مورد استفاده:

³ Non-Parametric Statistical Test
⁴ Milton Friedman

¹ Mirjalili
² Friedman test

به معنای قابل اطمینان تر بودن جواب‌های بهینه بدست آمده از الگوریتم‌های مختلف و در بازه‌های کمتر در اجراهای مختلف می‌باشد. آزمون فریدمن نیز برای تعیین بهترین الگوریتم بر روی داده‌ها اعمال شد و مقادیر بدست آمده از این آزمون برای الگوریتم‌های مختلف در شکل (۵) نمایش داده شده است. نتایج حاکی از عملکرد برتر AVOA با میانگین مقدار تابع هدف برابر ۲۹۶/۶۷، انحراف معیار و ضریب تغییرات به ترتیب مساوی با ۲/۷۱ و ۰/۰۰۹۱ بوده است. مقدار فریدمن رنگ نیز برای این الگوریتم ۱ بدست آمد. همچنین بعد از AVOA، در رتبه دوم، GWO با مقدار فریدمن رنگ ۲/۳۳ جای گرفت که مقادیر میانگین تابع هدف و انحراف معیار و ضریب تغییرات برای این الگوریتم به ترتیب ۲۸۳/۶۵، ۷/۳۲ و ۰/۰۲۶ بدست آمد. در رتبه سوم HHO و WOA با عملکرد یکسان قرار گرفتند. علی‌رغم برتری میانگین مقدار تابع هدف برای WOA، به دلیل کمتر بودن انحراف معیار و ضریب تغییرات HHO، مقادیر فریدمن رنگ برای هر دو الگوریتم ۳/۳۳ بدست آمد. مقادیر میانگین تابع هدف و انحراف معیار و ضریب تغییرات نیز برای WOA به ترتیب برابر ۲۶۴/۹۲، ۵/۶۳ و ۰/۰۲۱ و برای HHO به ترتیب ۲۵۴/۳، ۴/۲۹ و ۰/۰۱۶ بدست آمد. نمودار همگرایی الگوریتم‌های مذکور در شکل (۶) نشان داده شده است.

کلیه پارامترهای مورد استفاده برای الگوریتم‌های مختلف موجود در تحقیق مطابق با بهینه‌ی در نظر گرفته شده در مقالات اصلی این الگوریتم‌ها برای حل توابع پنج‌مارک و مسائل مهندسی می‌باشد و در جدول (۱) نشان داده شده است (عبدالله زاده و همکاران، ۲۰۲۱)، (میرجلیلی و همکاران، ۲۰۱۴)، (میرجلیلی و همکاران، ۲۰۱۶)، (حیدری و همکاران، ۲۰۱۹).

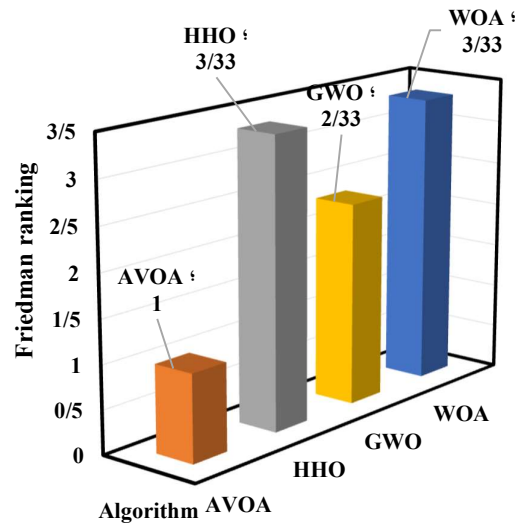
جدول (۱): تنظیم پارامترها برای الگوریتم‌های مورد استفاده

الگوریتم‌ها	پارامترها
AVOA	تعداد عوامل جستجو=۳۰۰ حداکثر تعداد تکرارها=۴۰۰ $f=[۲, ۰]$ $w1=۰/۸$ $w2=۰/۲$ $\lambda=۲/۵$
HHO	تعداد عوامل جستجو=۳۰۰ حداکثر تعداد تکرارها=۴۰۰
GWO	$a = [۲, ۰]$ تعداد عوامل جستجو=۳۰۰ حداکثر تعداد تکرارها=۴۰۰
WOA	$b=۱$ $a1 = [۲, ۰]$ $a2 = [-۲, -۱]$ تعداد عوامل جستجو=۳۰۰ حداکثر تعداد تکرارها=۴۰۰

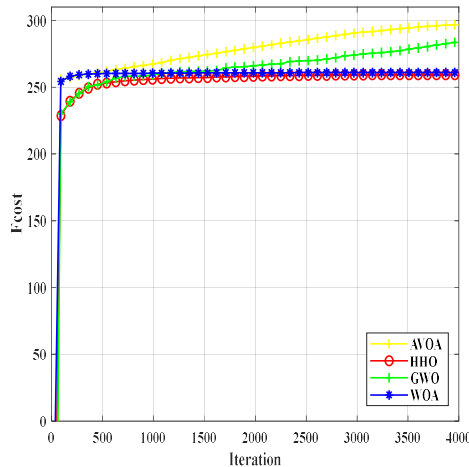
نتایج حل مسئله بهره‌برداری بهینه از سیستم چهارمخزنه:

در این بخش از الگوریتم AVOA برای حل مسئله بهره‌برداری بهینه از سیستم چهارمخزنه استفاده شده است. سپس عملکرد الگوریتم مذکور با سه الگوریتم بهینه‌سازی HHO، GWO و WOA مورد مقایسه قرار می‌گیرد. همه الگوریتم‌ها برای ۳۰۰ عامل جستجو ۴۰۰ تکرار در نظر گرفته شده‌اند. مقادیر میانگین و مینیمم و ماکزیمم جواب‌ها نیز برای الگوریتم‌های مختلف در جدول (۲) همراه با مقادیر انحراف معیار و ضریب تغییرات ارائه شده است. مقادیر انحراف معیار و ضریب تغییرات هرچقدر کمتر باشند،

مقدار بهینه مطلق بدست آمده برای تابع هدف با استفاده از مدل برنامه ریزی خطی و نرم افزار لینگو برای سیستم چهارمخزنه ۳۰۸/۲۹۲ بدست آمد (ریبیعی و همکاران، ۲۰۱۸). بنابراین AVOA با میانگین مقدار تابع هدف ۲۹۶/۶۸ قادر خواهد بود به ۹۶/۲۷٪ از جواب بهینه مطلق^۱ برای تابع هدف سیستم چهارمخزنه پس از حداکثر ۴۰۰۰ تکرار و ۳۰۰ عامل جستجو برسد. الگوریتم‌های HHO و WOA، GWO نیز پتانسیل رسیدن به ۹۲٪، ۸۵/۹٪ و ۸۲/۵٪ بهینه مطلق تابع هدف سیستم چهارمخزنه را پس از حداکثر تعداد تکرار و عوامل جستجوی ذکر شده دارند.



شکل (۵): مقادیر فریدمن رنک بدست آمده برای سیستم چهارمخزنه



شکل (۶): نمودار همگرایی الگوریتم‌های مختلف

جدول (۲): جواب‌های بدست آمده برای الگوریتم‌ها برای ۱۰ بار اجرا

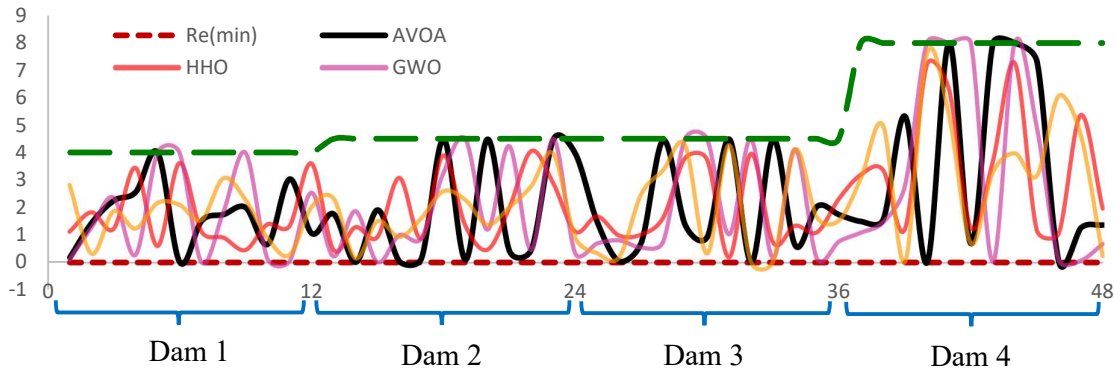
شماره اجرا	AVOA	HHO	GWO	WOA
۱	۲۹۹/۴۷	۲۵۵/۹۸	۲۷۵/۳۲	۲۶۲/۱۵
۲	۲۹۲/۶۹	۲۵۴/۹۵	۲۷۷/۱۳	۲۶۶/۸۶
۳	۲۹۸/۰۳	۲۵۸/۸۷	۲۷۸/۲۹	۲۵۵/۶۳
۴	۲۹۷/۴۸	۲۵۴/۴۳	۲۶۶/۵۰	۲۵۰/۱۸۹
۵	۳۰۱/۱۳	۲۵۸/۱۳	۲۹۲/۷۶	۲۵۴/۹۱
۶	۲۹۸/۶۹	۲۶۲/۲۰	۲۹۶/۲۵	۲۶۴/۷۶
۷	۲۹۴/۸۱	۲۵۶/۲۷	۲۷۸/۶۸	۲۵۷/۷۶
۸	۲۹۴/۵۷	۲۵۸/۸۲	۲۸۴/۴۱	۲۶۶/۶۸
۹	۲۹۲/۷۴	۲۶۷/۸۴	۲۹۰/۶۷	۲۶۸/۵۲
۱۰	۲۹۷/۱۳	۲۶۵/۴۹	۲۹۱/۵۵	۲۶۱/۰۱
میانگین مقادیر تابع هدف	۲۹۶/۶۸	۲۵۴/۳	۲۸۳/۶۵	۲۶۴/۹۲
کمترین مقادیر تابع هدف	۲۹۲/۶۹	۲۵۴/۴۳	۲۷۴/۵۰	۲۵۰/۹۰
بیشترین مقادیر تابع هدف	۳۰۱/۱۳	۲۶۷/۸۴	۲۹۳/۲۵	۲۶۸/۵۲
انحراف معیار	۲/۷۱	۴/۲۹	۷/۳۳	۵/۶۳
ضریب تغییرات	۰/۰۰۹۱	۰/۰۱۶	۱/۰۲۶	۰/۰۲۱

از شکل (۶) نتیجه می‌شود که سرعت همگرایی در تکرارهای اولیه، در تمام الگوریتم‌ها تقریباً یکسان است که بیانگر عملکرد تقریباً یکسان فاز اکتشاف یا جستجوی جواب‌ها در همه الگوریتم‌ها مذکور می‌باشند. سپس به تدریج در تکرارهای بعدی، AVOA به سمت بهینه مطلق نزدیک‌تر می‌شود. بنابراین فاز بهره‌برداری یا قابلیت همگرا شدن به جواب بهینه مطلق به وضوح در AVOA دارای عملکرد برتری بوده و در کل سرعت همگرایی برتری نسبت به سه الگوریتم دیگر دارد. مقادیر احجام رهاسازی مطابق با الگوریتم‌های AVOA، HHO، GWO و WOA در شکل (۷) به صورت شماتیک

¹ Global optimum

در همه الگوریتم‌ها محدودیت‌های مربوط به احجام رهاسازی رعایت شده است و احجام رهاسازی بدست آمده از الگوریتم‌های مختلف بین یا مساوی $Re(max)$ و $Re(min)$ قرار گرفتند.

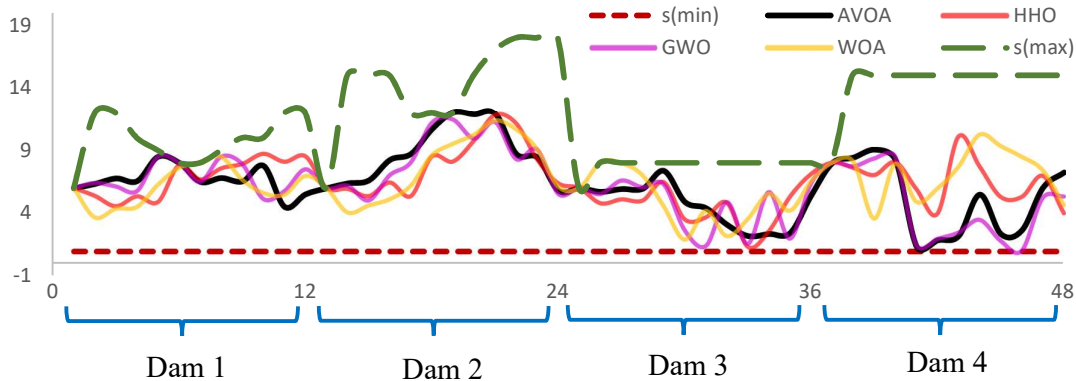
نشان داده شده است. در این نمودارها $Re^1(min)$ و $Re(max)$ به ترتیب حداقل و حداکثر احجام رهاسازی مجاز می‌باشند. در محور افقی نیز بازه‌های زمانی نشان داده شده است که هر چهار بازه متعلق به یک مخزن به ترتیب از مخزن اول تا چهارم دارد. همانطور که از نمودارها مشاهده می‌شود،



شکل (۷): احجام رهاسازی بدست آمده از الگوریتم‌های مختلف برای سیستم چهارمخزنه

می‌باشند. در نمودارهای مذکور نیز تمامی محدودیت‌های احجام ذخیره مخازن ارضاء شده است و احجام ذخیره بدست آمده از الگوریتم‌های مختلف بین یا مساوی احجام مجاز قرار گرفتند.

همچنین مقادیر احجام ذخیره مطابق با الگوریتم‌های مذکور در شکل (۸) به صورت شماتیک نشان داده شده است. در نمودارهای شکل مذکور $s^2(min)$ و $s^2(max)$ به ترتیب نمایانگر حداقل و حداکثر احجام مجاز ذخیره مخازن



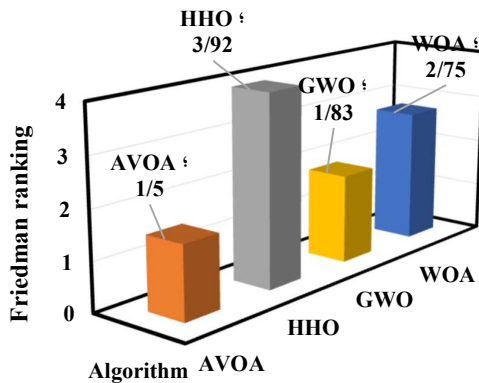
شکل (۸): احجام رهاسازی بدست آمده از الگوریتم‌های مختلف

میانگین جواب‌های بدست آمده و انحراف معیار و ضریب تغییرات به ترتیب برابر با $۱۰۵۹/۴۲$ ، $۹/۶۷$ و $۰/۰۰۹$ بهترین عملکرد را داشته است و همچنین انحراف معیار و ضریب تغییرات کمتری از سه الگوریتم دیگر دارد. مقدار فریدمن رنک این الگوریتم نیز $۱/۵$ بدست آمد. در رتبه‌ی دوم GWO با مقدار فریدمن رنک $۱/۸۳$ و میانگین جواب‌های

سیستم ده‌مخزنه:

در این بخش، نتایج ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های AVOA، HHO، GWO و WOA برای حل مسئله‌ی بهره‌برداری بهینه از سیستم ده‌مخزنه گزارش شده است (جدول ۳). مقادیر فریدمن رنک برای الگوریتم‌های مذکور نیز در شکل (۹) ارائه شده است. نتایج نشان داد AVOA با مقادیر

شماره اجرا	AVOA	HHO	GWO	WOA
کمترین مقادیر تابع هدف	۱۰۳۸/۰۷	۸۷۹/۵۳	۱۰۱۴/۹۳	۱۰۱۲/۲۲
بیشترین مقادیر تابع هدف	۱۰۷۲/۳۴	۱۰۳۳/۴۳	۱۰۷۷/۰۶	۱۰۵۸/۳۶
انحراف معیار	۹/۶۷	۳۸/۷۱	۲۱/۵۰	۱۲/۶۰
ضریب تغییرات	۰/۰۰۹	۰/۰۴	۰/۰۲	۰/۰۱۲



شکل ۹) مقادیر فریدمن رنک بدست آمده برای الگوریتم‌های مختلف

با بررسی نمودار همگرایی بدست آمده در شکل (۱۰) نیز می‌توان متوجه شد که سرعت همگرایی، هم در تکرارهای اولیه و سپس تکرارهای بعدی در AVOA نسبت به سه الگوریتم دیگر برتری داشته که بیانگر عملکرد برتر هر دو فاز اکتشاف و بهره‌برداری (استخراج) و همچنین تعادل بیشتر بین این دو فاز در الگوریتم مذکور می‌باشد که نقش مهمی را در مکانیسم ساز و کار و بهبود سرعت همگرایی و پیدا کردن جواب بهینه مطلق الگوریتم‌های فراابتکاری بازی

برابر با ۱۰۵۱/۵۴ جای گرفت. مقادیر انحراف معیار و ضریب تغییرات این الگوریتم به ترتیب برابر با ۲۱/۵ و ۰/۰۲۰ بدست آمد که نسبت به WOA با مقادیر به ترتیب برابر ۱۲/۶ و ۰/۰۲۰ برای انحراف معیار و ضریب تغییرات، مقادیر بیشتری دارد اما میانگین مقدار جواب‌های بدست آمده برای GWO با مقدار ۱۰۵۱/۵۴، نسبت به WOA که برابر ۱۰۳۱/۸۹ می‌باشد، تفاوت قابل توجهی دارد، لذا فریدمن رنک این الگوریتم از WOA که برابر ۲/۷۵ بوده است، کمتر شد و GWO در رتبه دوم و WOA در رتبه سوم قرار گرفت. در رتبه چهارم نیز HHO با مقدار فریدمن رنک برابر ۳/۹۲ و مقادیر میانگین مقدار تابع هدف برابر ۹۶۳/۹۶، انحراف معیار و ضریب تغییرات به ترتیب مساوی با ۳۸/۷۱ و ۰/۰۴ جای گرفت.

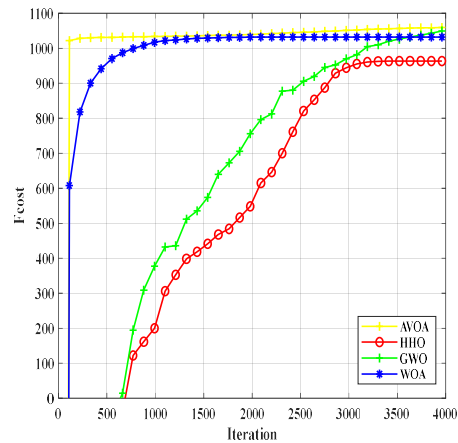
مقدار بهینه‌ی مطلق بدست آمده برای تابع هدف مسئله بهره‌برداری بهینه از سیستم ده‌مخزنه با استفاده از مدل برنامه‌ریزی خطی و نرم افزار لینگو برابر ۱۱۹۲/۴۱۴ بدست آمده است (ربیعی و همکاران، ۲۰۱۸). لذا با توجه به این موضوع، الگوریتم‌های AVOA، GWO، WOA و HHO به ترتیب، پتانسیل رسیدن به ۰/۸۸۷، ۰/۸۸، ۰/۸۶/۴ و ۰/۸۰/۶۷ از جواب بهینه مطلق تابع هدف مسئله مذکور را پس از ۴۰۰۰ تکرار و ۳۰۰ عامل جستجو دارند.

جدول (۳): جواب‌های بدست آمده برای الگوریتم‌ها برای ۱۰ بار

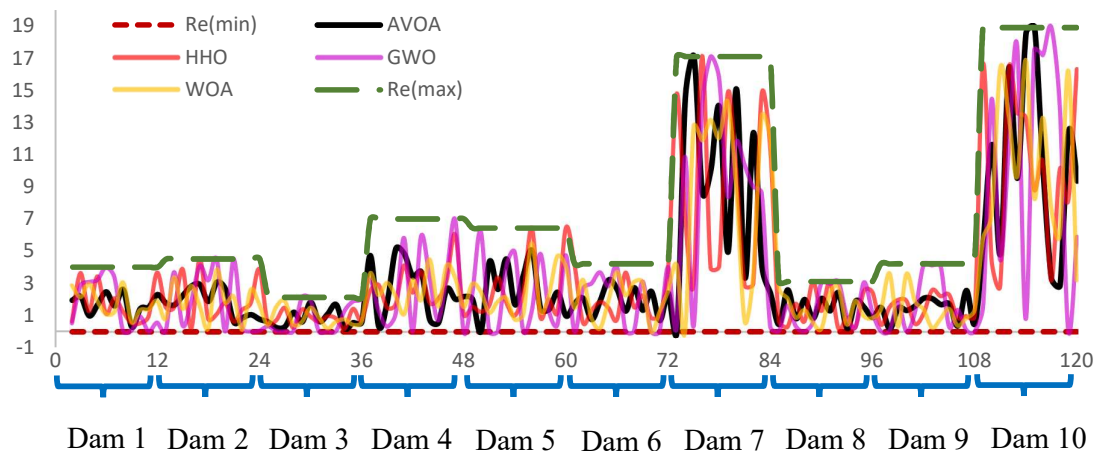
اجرا

شماره اجرا	AVOA	HHO	GWO	WOA
۱	۱۰۵۹/۸۵	۹۶۲/۶۴	۱۰۶۷/۴۸	۱۰۴۵/۰۵
۲	۱۰۷۱/۹۷	۸۷۹/۵۳	۱۰۱۴/۹۳	۱۰۲۲/۴
۳	۱۰۵۹/۷۷	۹۶۱/۱۱	۱۰۳۱/۳۹	۱۰۲۸/۵۵
۴	۱۰۷۲/۳۴	۹۶۰/۲۳	۱۰۳۸/۰۴	۱۰۲۸/۰۲
۵	۱۰۵۲/۱۸	۹۳۴/۴۸	۱۰۷۷/۰۶	۱۰۳۸/۶۲
۶	۱۰۵۶/۲	۹۴۹/۷۳	۱۰۴۳/۲۷	۱۰۲۰/۱۶
۷	۱۰۳۸/۰۷	۹۷۸/۳۲	۱۰۲۹/۲۳	۱۰۱۲/۲۲
۸	۱۰۵۷/۸۸	۹۷۱/۵۴	۱۰۷۵/۹	۱۰۳۶/۲۷
۹	۱۰۶۸/۶۱	۱۰۳۳/۴۳	۱۰۷۱/۷۸	۱۰۲۹/۲
۱۰	۱۰۵۷/۳۰	۱۰۰۴/۸۳	۱۰۶۶/۳۲	۱۰۵۸/۳۷
میانگین مقادیر تابع هدف	۱۰۵۹/۴۲	۹۶۳/۵۹	۱۰۵۱/۵۴	۱۰۳۱/۸۹

می‌کند. پس از این الگوریتم، GWO که در رتبه دوم قرار گرفت نیز دارای سرعت همگرایی قابل قبولی بوده است.



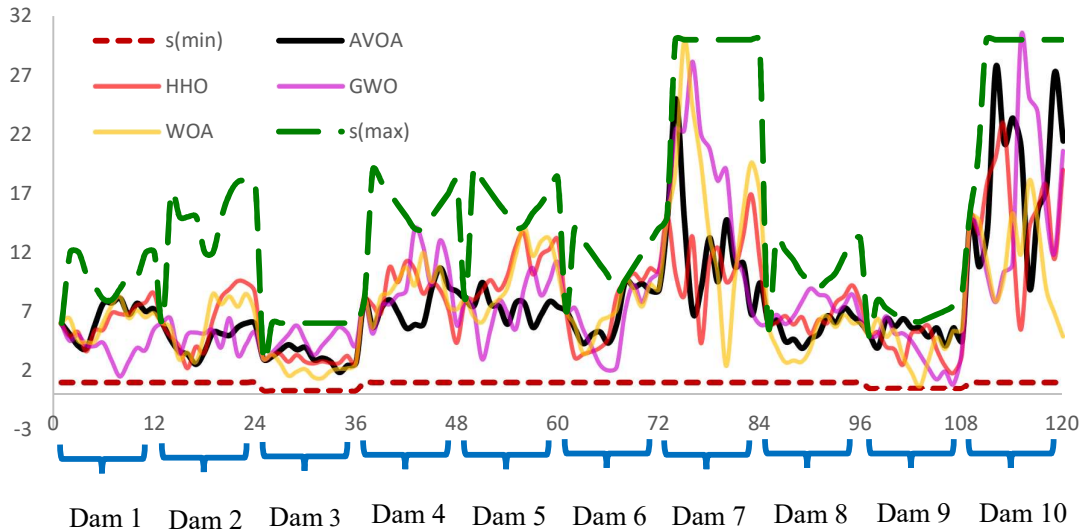
شکل (۱۰): نمودار همگرایی الگوریتم‌های مختلف



شکل (۱۱): احجام رهاسازی بدست آمده از الگوریتم‌های مختلف

موجود در تحقیق در بازه‌های زمانی مختلف بین یا مساوی $s(\max)$ و $s(\min)$ یا حداقل و حداکثر احجام ذخیره مجاز قرار دارند. بنابراین محدودیت‌های مربوط به احجام ذخیره مخازن نیز رعایت شده است.

همچنین در شکل (۱۲) مقادیر احجام ذخیره مطابق با الگوریتم‌های مختلف به صورت شماتیک نمایش داده شده است. با استناد بر نمودارهای این شکل، می‌توان متوجه شد که تمامی احجام ذخیره‌ی بدست آمده از الگوریتم‌های



شکل (۱۲): احجام ذخیره بدست آمده از الگوریتم‌های مختلف

و ۰/۰۲۶ جای گرفت و در رتبه سوم نیز HHO و WOA دارای عملکرد یکسان با میانگین مقدار تابع هدف، انحراف معیار، ضریب تغییرات به ترتیب برابر ۵/۶۳، ۲۶۴/۹۲ و ۰/۰۲۱ برای WOA و ۴/۲۹، ۲۵۴/۳ و ۰/۰۱۶ برای HHO و فریدمن رنک برابر و مساوی ۳/۳۳ قرار گرفتند. ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های فوق با حل مسئله سیستم دهم‌مخزنه نیز نشان داد در رتبه های اول تا چهارم به ترتیب الگوریتم‌های AVOA، GWO، WOA و HHO با میانگین مقادیر بدست آمده به ترتیب ۱۰۵۹/۴۲، ۱۰۵۱/۵۴، ۱۰۳۱/۸۸ و ۹۶۳/۵۹ برای تابع هدف و ۱/۵، ۱/۸۳، ۲/۷۵ و ۳/۹۲ برای فریدمن رنک و ۹/۶۷، ۲۱/۵۰، ۱۲/۶۰ و ۳۸/۷۱ برای انحراف معیار و ۰/۰۰۹، ۰/۰۰۲، ۰/۰۱۲ و ۰/۰۰۴ برای ضریب تغییرات، قرار گرفتند. لذا الگوریتم مذکور پتانسیل رسیدن به ۹۶/۲۷٪ و ۸۸/۷٪ از بهینه مطلق توابع هدف سیستم‌های چهارم‌مخزنه و دهم‌مخزنه شد و با استفاده از آزمون فریدمن با سه الگوریتم بهینه‌سازی شاهین‌های هریس (HHO)، وال (WOA) و گرگ‌های خاکستری (GWO) یکدیگر مقایسه گردید. نتایج در حل مسئله سیستم چهارم‌مخزنه حاکی از برتری AVOA با میانگین مقدار تابع هدف برابر ۲۹۶/۶۷، انحراف معیار و ضریب تغییرات و فریدمن رنک به ترتیب مساوی با ۲/۷۱، ۰/۰۰۹۱ و ۱ بوده است. سپس در رتبه دوم GWO با مقدار فریدمن رنک ۲/۳۳ و مقادیر میانگین تابع هدف و انحراف معیار و ضریب تغییرات برای این الگوریتم به ترتیب ۲۸۳/۶۵، ۷/۳۲

نتیجه‌گیری:

بهره‌برداری بهینه از مخازن سدها برای تولید انرژی برق آبی روز به روز مورد توجه بیشتری قرار می‌گیرد. با توجه کاربرد و عملکرد خوب الگوریتم‌های فراابتکاری در حل مسائل بهینه‌سازی و مهندسی، استفاده از الگوریتم‌های جدیدتر که دارای دقت بالاتری هستند، از اهمیت زیادی برخوردار می‌باشد. در این مطالعه، عملکرد الگوریتم بهینه‌سازی کرکس‌های آفریقای (AVOA) برای حل دو مسئله معروف بهره‌برداری بهینه از سیستم‌های چندمخزنی شامل دو سیستم چهارم‌مخزنه و دهم‌مخزنه سنجیده شد و با استفاده از آزمون فریدمن با سه الگوریتم بهینه‌سازی شاهین‌های هریس (HHO)، وال (WOA) و گرگ‌های خاکستری (GWO) یکدیگر مقایسه گردید. نتایج در حل مسئله سیستم چهارم‌مخزنه حاکی از برتری AVOA با میانگین مقدار تابع هدف برابر ۲۹۶/۶۷، انحراف معیار و ضریب تغییرات و فریدمن رنک به ترتیب مساوی با ۲/۷۱، ۰/۰۰۹۱ و ۱ بوده است. سپس در رتبه دوم GWO با مقدار فریدمن رنک ۲/۳۳ و مقادیر میانگین تابع هدف و انحراف معیار و ضریب تغییرات برای این الگوریتم به ترتیب ۲۸۳/۶۵، ۷/۳۲

- مراجع**
- 8) Bozorg-Haddad, O., Azad, M., Fallah-Mehdipour, E., Delpasand, M., & Chu, X. (2021). Verification of FPA and PSO algorithms for rule curve extraction and optimization of single- and multi-reservoir systems' operations considering their specific purposes . *Water Supply*, 166–188.
 - 9) Chow, V., & Cortes-Rivera, G. (1974). *Application of DDDP in water resources planning*. Urbana-Champaign: University of Illinois.
 - 10) Ehteram, M., Karami, H., Mousavi, S., Farzin, S., Alcegeimes B, C., & Shafie , A.-E. (2018). Reservoir Operation by a New Evolutionary Algorithm: Kidney Algorithm. *Water Resources Management* , 4681–4706.
 - 11) Ghambari, S., & Rahati, A. (2018). An improved artificial bee colony algorithm and its application to reliability optimization problems. *Applied Soft Computing*, 736-767.
 - 12) Heidari, A.A., Mirjalili, S., Faris, H., Aljarah, I., Mafarja, M. and Chen, H., (2019). Harris hawks optimization: Algorithm and applications. *Future generation computer systems*, 97, 849-872.
 - 13) Mirjalili, S., & Lewis, A. (2016). The Whale Optimization Algorithm . *Advances in Engineering Software*, 51-67.
 - 14) Mirjalili, S., Mirjalili, S., & Lewis, A. (2014). Grey Wolf Optimizer. *Advances in Engineering Software*, 46-61.
 - 15) Mohammadi, M., Farzin, S., Mousavi, S.-F., & Karami, H. (2019). Investigation of a New Hybrid Optimization Algorithm Performance in the Optimal Operation of Multi-Reservoir Benchmark Systems. *Water Resources Management* volume.
 - 16) Murray, D., & Yakowitz, S. (1979). Constrained differential dynamic programming and its application to multireservoir control. *Water Resources Research* , 1017-1027.
 - 17) Rabiei, M., Alami, M., & Talatahari, S. (2018). Reservoir operation optimization using CBO, ECBO and
 - 1) حسینی موغاری, س., & بنی حبیب, م. (۱۳۹۳). بهینه‌سازی بهره‌برداری از مخزن برای تأمین آب کشاورزی با استفاده از الگوریتم کرم شبتاب. *نشریه حفاظت منابع آب و خاک*, ۱۷-۳۱.
 - 2) قادری, ک., زلفی, آ., & بختیاری, ب. (۱۳۹۳). بهینه‌سازی بهره‌برداری از سیستم چندمخزنی با استفاده از الگوریتم تکامل رقابتی جوامع (SCE) (مطالعه موردی: حوضه کرخه). *مدیریت آب و آبیاری*, ۲۱۵-۲۲۸.
 - 3) محمدی, م., موسوی, س., فرزین, س., & کرمی, ح. (۱۳۹۸). بهره‌برداری بهینه از مخزن سد سلمان فارسی با استفاده از الگوریتم وال و هیبرید آن با الگوریتم ژنتیک براساس روش تصمیم‌گیری چندمعیاره. *اکوهیدرولوژی*, ۲۸۱-۲۹۳.
 - 4) دوانی مطلق, ا., صادقیان, م ص., جاوید, اح. & عسگری, م ص. (۱۴۰۰). بهینه‌سازی بهره‌برداری از مخزن سد طالقان با استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری و هیبرید آن با الگوریتم ژنتیک. *فصل‌نامه علمی تخصصی مهندسی آب*, ۱-۱۶.
 - 5) پرهیزکاری, م., & مازندرانی زاده, ح. (۱۴۰۰). بهینه‌سازی چندهدفه بهره‌برداری از مخزن برقایی مطالعه موردی: سد کارون ۵. *نشریه سد و نیروگاه‌های برق آبی ایران*, ۲۴-۳۲.
 - 6) Abdollahzadeh, B., Soleimanian Gharehchopogh, F., & Mirjalili, S. (2021). African vultures optimization algorithm: A new nature-inspired metaheuristic algorithm for global optimization problems. *Computers & Industrial Engineering*, 158, 107408.
 - 7) Ahmadianfar, I., Adib, A., & Salarijazi, M. (2016). Optimizing Multireservoir Operation: Hybrid of Bat Algorithm and Differential Evolution . Ahmadianfar, I., Adib, A. and Salarijazi, M., 2016. Optimizing multireservoir operation: hybrid of bat algorithm and differential evolution. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 05015010.

- VPS algorithms. . Iran University of Science & Technology, 489-509.
- 18) Yang, X.-S., & Gandomi , A. (2012). Bat algorithm: a novel approach for global engineering optimization. *Engineering Computations*, 464-483.
- 19) Yasar, M. (2016). Optimization of Reservoir Operation Using Cuckoo Search Algorithm: Example of Adiguzel Dam, Denizli, Turkey. *Mathematical Problems in Engineering* .
- 20) Yaseen, Z., Karami, H., Ehteram, M., Mohd, N., Mousavi, S., Hin, L., . . . El-Shafie , A. (2018). Optimization of Reservoir Operation using New Hybrid Algorithm. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 4668–4680 .

Optimal Operation of multi-reservoir systems using African vulture optimization algorithm (AVOA)

Esmail Mosayebi¹
Saeed Farzin^{*2}

Abstract

Optimum operation of multi-reservoir systems is one of the important issues in water resources management. In the present study, for the first time, the optimization algorithm of African vultures (AVOA) has been used to solve the problems of optimal operation of two four- reservoir and ten- reservoir systems in order to maximize the release for the production of hydroelectric energy. then the performance of the aforementioned algorithm with three optimization algorithms of Harris's hawks (HHO), Whale (WOA) and Gray wolves (GWO) were compared using Friedman test for 10 runs, 300 search agents and 4000 iterations. The results showed that in the four- reservoir system, AVOA and GWO were ranked first and second with the optimal values of 296.67 and 283.65, respectively. In the next rank, HHO and WOA were placed with the same Friedman rank equal to 3.33 and the average values of the objective function equal to 264.92 and 254.3, respectively. In the ten- reservoir system, AVOA with the average objective function values of 1059.42 ranked first, followed by GWO, WOA, and HHO with optimal values of 1051.54, 1031.89, and 963.6, respectively. Therefore, AVOA was able to estimate 96.27% and 88.7% of the global optimum of the objective functions of the four-reservoir and ten- reservoir systems, which are equal to 308/292 and 1192/414, respectively. Also, the mentioned algorithm has a good potential in solving other optimization problems.

Keywords

Optimal operation of dam reservoirs, Optimization, African vulture's optimization algorithm, Multi-reservoir systems,

¹ Master's Student in Water Resources Management, Faculty of Civil Engineering, Semnan University

^{2*}Associate Professor, Department of Water Engineering and Hydraulic Structures, Faculty of Civil Engineering, Semnan University, saeed.farzin@semnan.ac.ir