ارزیابی کارایی الگوریتم‌های بهینه سازی گرگ خاکستری (GWO) و وال (WOA) درمطالعات منابع آب

فرشته مدرسی[1]*، عطیه بحرینی[2]

۱*- استادیار گروه علوم و مهندسی آب دانشگاه فردوسی مشهد **fmodaresi@um.ac.ir**

۲- دانشجوی کارشناسی ارشد گروه علوم و مهندسی آب دانشگاه فردوسی مشهد. **Atiyeh.bahreini@gmail.com**

چکیده

با پیچیده‌تر شدن مسأله‌های مربوط به تخصیص منابع آب، الگوریتم‌های حل آن نیز به تدریج بهبود یافته و استفاده از الگوریتم‌های فراکاوشی هوشمند در بهینه‌سازی تخصیص منابع آب از برنامه‌ریزی سنتی ریاضی، پیشی گرفته‌اند. با این حال، اثربخشی الگوریتم‌های بهینه‌سازی متعارف از دیدگاه‌های مختلف ایده‌آل نیست، و مواردی همچون همگرایی، سرعت محاسبه، حساسیت اولیه، و غیره، به‌دلیل پیچیدگی و چند هدف بودن بهینه سازی تخصیص منابع آب، نیازمند مطالعات بیشتری برای بهبود کارایی الگوریتم، و به‌دست آوردن راه حل مطلوب کلی، می‌باشد. در این پژوهش، دو الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری (GWO) و وال (نهنگ) (WOA) از نظر کارایی در مطالعات منابع آب مورد بررسی قرار گرفتند. مبنای هر دو الگوریتم برای یافتن نقطه بهینه، نزدیک شدن به شکار است ولی نحوه نزدیک شدن آنها به شکار با یکدیگر متفاوت است. نتایج بدست آمده نشان می دهد که با توجه به مطالعات انجام شده الگوریتم گرگ خاکستری(GWO) عملکرد مطلوب‌تری نسبت به الگوریتم وال (WOA) داشته‌است ولی لازم است مطالعات بیشتر و در زمینه‌های متفاوت‌تری برای مقایسه کارایی این دو الگوریتم صورت گیرد.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم فراکاوشی، بهینه‌سازی، مدیریت منابع آب، گرگ خاکستری، نهنگ

مقدمه

افزایش روزافزون ابعاد و پیچیدگی‌های موجود در مسئله‌های بهینه‌سازی مهندسی، به‌خصوص در حوزه مدیریت منابع و سامانه‌های آب، سبب کاهش کارآیی روش‌های معمول شده و نیاز به روش‌های نوین جستجو و الگوریتم‌های جدید بهینه‌سازی بیشتر گردیده است. به همین دلیل در دهه‌های اخیر، الگوریتم‌های تکاملی و فراکاوشی به عنوان یک ابزار جستجو و بهینه‌سازی در بسیاری از حوزه‌ها، به‌طور خاص حوزه مهندسی، توسعه یافته و مورد استفاده قرار گرفته‌اند. الگوریتم‌های تکاملی و فراکاوشی روش‌هایی هستند که اغلب بر مبنای اصول و قوانین تکامل، بقا، زندگی و پیشرفت در طبیعت، جانداران و یا جانوران شکل گرفته‌اند. در فرآیند طبیعی تکامل و زندگی جانداران، مجموعه‌ای براساس ویژگی‌های به‌خصوصی ارزیابی شده و در بین آن‌ها برترین‌ها مشخص و انتخاب می‌شوند. سپس ویژگی‌های این جانداران برتر با انجام تولیدمثل، از نسل حاضر به نسل بعد منتقل می‌شوند و یا وضعیت کلی مجموعه آن‌ها دچار تغییر می‌گردد. دوباره در نسل بعد یا به ازای وضعیت جدید مجموعه، جانداران جدید بر طبق هدف‌های مشخصی ارزیابی شده و برترین‌های آن‌ها برای انتقال به نسل بعد انتخاب می‌شوند و یا وضعیت مجموعه موجود براساس وضعیت برترین‌ها دوباره تغییر کرده و وارد مرحله جدیدی از تحولات زندگی می‌شوند. به این ترتیب، به‌طور پی در پی رشد مجموعه در نسل‌های آتی شکل گرفته و روند کلی مذکور به سمت تکامل جانداران یا بهبود وضعیت اولیه پیش می‌رود [2].

روش‌های فراابتکاری برای جلوگیری از گیرافتادن در بهینه‌های محلی در مقایسه با تکنیک‌های بهینه‌سازی معمولی دارای توانایی‌های برتری هستند. این به‌دلیل ماهیت تصادفی روش‌های فراابتکاری است که از گیرکردن در بهینه‌های محلی و جستجوی گسترده در کل فضای جستجو جلوگیری می‌کند. این روش‌ها با قابلیت سازگاری و با تغییرات پیش‌بینی نشده، جایگزین مناسبی برای مدل‌های تجربی و رگرسیونی جهت تخمین رفتار منابع آب محسوب می‌شوند [9]. وسعت دامنه کاربرد، سهولت استفاده و قابلیت دست‌یابی به جواب نزدیک

به بهینه، از جمله دلایل موفقیت الگوریتم‌های فراکاوشی می‌باشند [2]. روش‌های فراابتکاری به دلیل انعطاف‌پذیری، ساز و کار آزاد از مشتق و اجتناب از گیرافتادن در بهینه محلی به‌صورت قابل‌ملاحظه‌ای رایج شده‌اند. این روش‌ها نسبتا ساده هستند و عمدتا از مفاهیم بسیار ساده الهام گرفته شده‌اند [9]. هدف از انجام تحقیق حاضر، بررسی کارایی دو الگوریتم بهینه سازی گرگ خاکستری (GWO) و وال یا نهنگ (WOA) از نظر توانایی یافتن نقطه بهینه، سرعت همگرایی و ... بر اساس مطالعات صورت گرفته در زمینه منابع آب است. ساختار این دو الگوریتم برگرفته از نحوه شکار این دو حیوان است و در آنها، نقطه بهینه، محل قرار گیری شکار است. تفاوت این دو الگوریتم، در نحوه رسیدن و نزدیک شدن آنها به محل شکار است.

مواد و روش‌ها

الگوریتم گرگ خاکستری (GWO)

الگوریتم گرگ خاکستری یا GWO، توسط میرجلیلی و همکاران در سال ۲۰۱۴ ارائه شده است. این الگوریتم متاهیورستیک است که از ساختار سلسله مراتبی هیورستیک و رفتار اجتماعی گرگ‌های خاکستری در هنگام شکار کردن الهام گرفته است. به بیان ساده، با مطالعه و بررسی ویژگی‌ها و رفتارهایی که گرگ‌های خاکستری از خود نشان می‌دهند و مدل کردن خصوصیات این گرگ‌ها، یک الگوریتم برای حل مسائل بهینه‌سازی استخراج شده است. این الگوریتم به علت آنکه فرآیند جستجو را توسط مجموعه‌ای از جواب‌ها در فضای جستجو در هر مرحله انجام می‌دهد، مبتنی‌بر جمعیت است. الگوریتم گرگ خاکستری، فرآیند ساده‌ای دارد و به سادگی قابلیت تعمیم به مسائل با ابعاد بزرگ را دارد. در این الگوریتم، گرگ‌ها براساس جایگاه اجتماعی و قدرت جسمانی دارای سلسله مراتب برتری هستند و به ۴ دسته تقسیم می‌شوند [12]:

- گرگ‌های آلفا: بالاترین مرتبه اجتماعی متعلق به گرگ آلفا است که بقیه اعضای گروه باید به تصمیمات او احترام بگذارند.
- گرگ‌های بتا: سطح دوم در سلسله مراتب گرگ‌های خاکستری، گرگ بتا است. بتاها گرگ‌های فرعی هستند که به آلفا در تصمیم‌گیری یا سایر فعالیت‌های مرتبط با گروه کمک می‌کنند. درصورت فوت یکی از گرگ‌های آلفا یا پیرشدن آن‌ها، احتمالاً بهترین کاندیدا برای جایگزینی گرگ آلفا خواهد بود.
- گرگ‌های دلتا: گرگی که درجه آلفا، بتا یا امگا را نداشته باشد گرگ دلتا نامیده می‌شود. پایین‌تر از گرگ‌های بتا و شامل گرگ های پیر، شکارچی‌ها و گرگ‌های مراقبت‌کننده از نوزادان می‌باشد. گرگ‌های دلتا باید تسلیم گرگ‌های آلفا و بتا باشند، اما بر امگا تسلط دارند.
- گرگ‌های امگا: گرگ‌های امگا به‌طور کامل تابع تصمیمات سایر اعضای گروه قرار دارند و در انتهای سلسله مراتب گروه گرگ ها قرار می‌گیرند. در فرایند تصمیم‌گیری مشارکتی ندارند و در اکثر مواقع وظیفه پیداکردن غذا و نگهبانی از گله را برعهده دارند.

علاوه بر سلسله مراتب اجتماعی گرگ‌ها، شکار گروهی یکی دیگر از رفتارهای جالب اجتماعی گرگ‌های خاکستری است.

مراحل اجرایی سازی این الگوریتم به صورت زیر است:

۱. سلسله مراتب اجتماعی

در جستجوی اولیه هیچ ایده‌ای در مورد موقعیت طعمه (جواب بهینه) وجود ندارد و تعدادی جواب اولیه به صورت تصادفی ایجاد می شود. بنابراین در مدل ریاضی رفتار شکار گرگ‌های خاکستری، فرض می‌شود که مناسب‌ترین جواب تولید شده، آلفا و بهترین جواب‌های دوم و سوم به‌ترتیب بتا و دلتا نامگذاری شده‌اند و فرض می‌شود که بقیه جواب‌های نامزد، امگا هستند، که سه جواب اول را دنبال می‌کنند و موقعیت‌های خود را مطابق با موقعیت بهترین عوامل جستجو به‌روز می‌کنند.

۲. محاصره طعمه

به‌منظور نزدیک کردن گرگ‌ها به طعمه، فاصله گرگ‌ها از طعمه در هر گام زمانی t محاسبه شده و با کمک بردارهایی تصادفی، موقعیت آنها در راستای نزدیک شدن به طعمه فرضی (مناسب‌ترین جواب مرحله t) به صورت زیر تغییر می‌کند [12].

$$\vec{D} = \left|\vec{C}.\vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)\right| \qquad (1)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A}.\vec{D} \qquad (2)$$

در رابطه فوق، t شمارنده تکرار می‌باشد. بردارهای C و A بردارهای ضرایب می باشند و بردار X_p بردار موقعیت طعمه خواهد بود و در نهایت بردار X بردار موقعیت یک گرگ می‌باشد. بردارهای ضرایب A و C به‌صورت تصادفی و طبق روابط زیر تولید می‌شوند [12]:

$$\vec{A} = 2\vec{a}.\vec{r}_1 - \vec{a} \qquad (3)$$

$$\vec{C} = 2.\vec{r}_2 \qquad (4)$$

که در آن مولفه a در طول تکرارها به‌طور خطی از ۲ به ۰ کاهش یافته و r_1 و r_2 بردارهای تصادفی در بازه [۰،۱] هستند.
با معادلات فوق، گرگ خاکستری در موقعیت (X,Y) می‌تواند موقعیت خود را با توجه به موقعیت طعمه (X*,Y*) به‌روز کند. همین مفهوم را می‌توان به فضای جستجو با ابعاد n گسترش داد و گرگ‌های خاکستری در مکعب هایپر (یا ابرهای کره) در اطراف بهترین راه حل که تاکنون به‌دست آمده حرکت می‌کنند.

۳. شکار

سه جواب بهتر را نگهداری می‌کنیم و سایر گرگ‌ها ملزم به به‌روزرسانی موقعیت خود با توجه به موقعیت این سه گرگ بهتر می‌باشند که به‌صورت زیر فرموله شده است [12]:

$$\vec{D}_\alpha = |\vec{C}_1 . \vec{X}_\alpha - \vec{X}| \quad (5)$$
$$\vec{D}_\beta - |\vec{C}_2 . \vec{X}_\beta - \vec{X}| \quad (6)$$
$$\vec{D}_\delta = |\vec{C}_3 . \vec{X}_\delta - \vec{X}| \quad (7)$$

$$\vec{X}_1 = \vec{X}_\alpha - \vec{A}_1 . (\vec{D}_\alpha) \quad (8)$$
$$\vec{X}_2 = \vec{X}_\beta - \vec{A}_2 . (\vec{D}_\beta) \quad (9)$$
$$\vec{X}_3 = \vec{X}_\delta - \vec{A}_3 . (\vec{D}_\delta) \quad (10)$$
$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X_1} + \vec{X_2} + \vec{X_3}}{3} \quad (11)$$

٤. حمله به طعمه

همان‌طور که گفته شد، گرگ‌های خاکستری طعمه‌ای را محاصره می‌کنند. وقتی شکار توسط گرگ‌ها احاطه شده و از حرکت بایستد، حمله، به رهبری گرگ آلفا شروع می‌شود.
مدل کردن این فرآیند با استفاده از کاهش بردار A انجام می‌شود. از آنجا که A برداری تصادفی در بازه $[-a , a]$ است، با کاهش a، بردار ضرایب A هم کاهش می‌یابد. اگر |A|<1 باشد، گرگ آلفا به شکار (و بقیه گرگ‌ها) نزدیک می‌شود و اگر |A|>1 گرگ از شکار (و بقیه گرگ ها) دور خواهد شد. بردار C به‌عنوان موانع موجود در طبیعت که نزدیک شدن گرگ‌ها به شکار را کند می‌کنند، درنظر گرفته می شود. بردار C به شکار وزن داده و آن را برای گرگ‌ها غیر قابل دستیابی‌تر می‌کند. این بردار برخلاف a به‌صورت خطی از ۲ تا صفر کاهش نمی‌یابد[12].

۵. مرحله جستجوی شکار

مرحله جستجو پروسه‌ای دقیقا عکس فرایند حمله دارد: در هنگام جستجو گرگ‌ها از یکدیگر دور می‌شوند تا شکار را ردیابی کنند (|A|>1)در حالی که پس از ردیابی شکار، گرگ‌ها در فاز حمله به یکدیگر نزدیک می‌شوند(|A|<1) . به این پروسه واگرایی در جستجو – همگرایی در حمله می‌گویند [12].

اکتشاف: |A|>1
بهره برداری: |A|<1

الگوریتم وال (نهنگ) (WOA)

الگوریتم بهینه‌سازی وال (WOA) یکی از جدیدترین الگوریتم‌های فرابتکاری به‌شمار می‌رود، که توسط سید علی میرجلیلی و Andrew Lewisa در سال ۲۰۱۶ ارائه شده است و در حوزه هوش ازدحامی جای می‌گیرد. این مقاله الهام گرفته از یک الگوریتم فرا ابتکاری طبیعی به نام الگوریتم بهینه‌سازی وال (WOA) می‌باشد، که عملکرد آن شبیه به رفتار اجتماعی وال‌های کوهان‌دار می‌باشد. این الگوریتم مبتنی‌بر جمعیت است، که از استراتژی شکار حباب–تور وال‌ها الهام گرفته شده است. وال‌های کوهان‌دار ترجیح می‌دهند تا دسته ای از کریل‌ها و یا ماهی‌های کوچک را در نزدیک سطح آب شکار کنند. این نکته مشاهده شده است که این کاوش و شکار، با ایجاد حباب های شاخصی در امتداد یک دایره به انجام می‌رسد.
مدل ریاضی الگوریتم وال (WOA) در سه مرحله انجام می‌شود[13]:

۱. محاصره طعمه

وال‌ها می توانند مکان طعمه را شناسایی کرده و آن‌ها را محاصره کنند. از آن جایی که مکان طراحی بهینه در فضای جستجو از راه مقایسه شناخته نمی‌شود، الگوریتم فرض می‌کند که بهترین راه حل کاندید حال حاضر، طعمه هدف بوده و یا نزدیک به حالت مطلوب است. بعد از

اینکه بهترین عامل جستجو شناسایی شد، عوامل دیگر جستجو سعی می‌کنند تا مکان خود را به سمت بهترین عامل تغییر دهند. این رفتار از طریق روابط (۱۲) و (۱۳) بیان شده است [13]:

$$\vec{D} = \left|\vec{C}.\vec{X^*}(t) - \vec{X}(t)\right| \qquad (12)$$

$$\vec{X}(t+1) - \vec{X^*}(t) - \vec{A}.\vec{D} \qquad (13)$$

t، تکرار فعلی را نشان می‌دهد، A و C بردارهای ضرائب، X* بردار مکان بهترین راه حل درحال حاضر و X بردار مکان است. لازم به ذکر است که در صورت وجود راه حل بهتر، X* در هر تکرار باید به روز شود.

بردار A و C به‌صورت زیر محاسبه می‌گردد[13]:

$$\vec{A} - 2\vec{a}.\vec{r} - \vec{a} \qquad (14)$$

$$\vec{C} = 2.\vec{r} \qquad (15)$$

که a به‌صورت خطی از مقدار ۲ تا ۰ و در طی تکرارها کاهش می‌یابد (در هر دو فاز بهره‌برداری[۲۰] و اکتشاف[۲۱]) و r بردار تصادفی در فاصله 0 تا 1 است.

همین مفهوم می‌تواند به فضای n بعدی نیز بسط داده شود و عوامل جستجو در قالب ابرمکعب‌هایی در اطراف بهترین راه حل حرکت کنند. همان‌طور که پیش‌تر توضیح داده شد، وال‌ها با استراتژی حباب – تور به طعمه حمله می‌کنند.

۲. روش حمله حباب - تور (فاز بهره‌برداری)

جهت مدلسازی ریاضی رفتار حباب – تور وال ها، دو روش طراحی شده است[13]:

الف) مکانیزم محاصره‌ی انقباضی: این رفتار با افزایش مقدار a در رابطه (۱۴) حاصل می‌شود. محدوده نوسان A به‌وسیله a کاهش می‌یابد. به عبارت دیگر، A مقداری تصادفی در فاصله a– تا a است و a در طی تکرارها، از مقدار ۲ تا ۰ کاهش می یابد. با انتخاب مقادیر تصادفی A در فاصله‌ی ۱– تا ۱، می‌توان مکان جدید عامل جستجو را در هرجایی بین مکان اولیه آن و مکان بهترین عامل فعلی، تعریف کرد.

ب) موقعیت به‌روز شدن مارپیچی: این روش ابتدا فاصله بین والی که در مکان (X,Y) قرار دارد و طعمه که در مکان (X*,Y*) قرار دارد را محاسبه می‌کند. سپس یک معادله مارپیچی بین موقعیت وال و طعمه ایجاد می‌شود تا حرکت حلزونی شکل وال کوهان‌دار را تقلید کند:

$$\vec{X}(t+1) = \vec{D'}.e^{bl}.\cos(2\pi l) + \vec{X^*}(t) \qquad (16)$$

در این رابطه D' فاصله i امین وال تا طعمه را نشان می‌دهد (بهترین راه حل تاکنون). b ثابتی برای تعریف شکل مارپیچ لگاریتمی است و I عددی تصادفی بین ۱– تا ۱ می‌باشد.

لازم به ذکر است که وال کوهان‌دار، حول طعمه در امتداد یک دایره‌ی انقباضی و همزمان در مسیر مارپیچی شکلی به شنا در می‌آید. جهت مدلسازی این دو حرکت همزمان، فرض شده است که وال با احتمال ۵۰ درصد از بین مکانیزم محاصره‌ی انقباضی و یا مدل مارپیچی یکی را انتخاب می‌کند تا موقعیت وال‌ها در طول بهینه‌سازی به‌روزرسانی شود.

مدل ریاضی بدین صورت است[13]:

$$\vec{X}(t+1) = \begin{cases} \vec{X^*}(t) - \vec{A}.\vec{D} & \text{if } P < 0.5 \\ \vec{D'}.e^{bl}.\cos(2\pi l) + \vec{X^*}(t) & \text{if } P \geq 0.5 \end{cases} \qquad (17)$$

که در آن P عددی تصادفی بین ۰ تا ۱ است. علاوه بر روش حباب – تور، وال‌های کوهان‌دار به‌صورت تصادفی به دنبال طعمه می‌گردند. مدل ریاضی این روش در ادامه آمده است.

۳. جستجوی طعمه (مرحله اکتشاف)

روشی مشابه، بر مبنای واریاسیون بردار A را می‌توان جهت جستجوی طعمه (اکتشاف) به کار گرفت. در حقیقت، وال‌های کوهان‌دار، بر طبق موقعیت یکدیگر، به‌صورت تصادفی به جستجو می‌پردازند. بنابراین، بردار A با مقادیر تصادفی بزرگتر از ۱ یا کمتر از ۱– به کار گرفته شده تا عامل جستجو را مجبور به دور شدن از وال مرجع کند. برخلاف فاز بهره‌برداری، جهت به‌روزرسانی موقعیت عامل جستجو در فاز اکتشاف به‌جای استفاده از داده‌های بهترین عامل جستجو، از انتخاب تصادفی عامل بهره برده شده است. این مکانیزم به همراه $A > 1$ بر جستجو تاکید دارند و به الگوریتم وال اجازه می‌دهند تا جستجویی سراسری را به انجام رساند.

مدل ریاضی به‌صورت زیر است[13]:

$$\vec{D} = \left|\vec{C} \cdot \overrightarrow{X_{rand}} - \vec{X}\right| \qquad (18)$$

$$\vec{X}(t+1) = \overrightarrow{X_{rand}} - \vec{A} \cdot \vec{D} \qquad (19)$$

در این معادله، X_{rand} بردار موقعیت تصادفی (وال تصادفی) است که از جمعیت فعلی انتخاب شده است.

به‌طور کلی، الگوریتم وال با مجموعه‌ای از راه حل‌های تصادفی شروع به کار می‌کند. در هر تکرار، عوامل جستجو موقعیت خود را با توجه به عامل جستجویی که تصادفی انتخاب شده و یا بهترین راه حل به‌دست آمده‌ی جاری ، به‌روزرسانی می‌کنند. پارامتر a جهت فراهم آوردن اکتشاف و بهره‌برداری، به‌ترتیب از مقدار ۲ تا ۰ کاهش می‌یابد. یک عامل جستجوی تصادفی در حالت $|A|>1$ انتخاب می‌شود، این در حالی است که بهترین راه حل، زمانی انتخاب می‌شود که جهت به‌روزرسانی موقعیت عوامل جستجو، $|A|<1$ باشد. بسته به مقدار P، الگوریتم وال این قابلیت را دارد تا بین حرکت دایروی و مارپیچی یکی را انتخاب کند. درنهایت، الگوریتم وال با ارضای محدودیت مربوط به پایان الگوریتم، پایان می‌پذیرد [13].

نتایج و بحث

همان‌طور که در بخش مواد و روش‌ها مشاهده می‌شود، ساختار این دو الگوریتم در مراحل محاصره و جستجوی شکار مشابه است و تفاوت آنها در مرحله حمله می‌باشد؛ در الگوریتم وال، از یک مسیر مارپیچی و دایره‌وار با استفاده از توابع مثلثاتی برای حمله به طعمه استفاده می‌شود در حالی‌که الگوریتم گرگ خاکستری از یک مسیر مستقیم برای نزدیک شدن به طعمه بهره می‌برد. نتایج حاصل از مطالعات صورت گرفته داخلی و خارجی در زمینه بهره برداری بهینه از منابع آب با استفاده از این دو الگوریتم در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها در جدول زیر آورده شده است:

جدول ۱- مقایسه کارایی الگوریتم‌های گرگ خاکستری و وال در مطالعات منابع آب

نام نویسندگان	سال تحقیق	هدف از انجام بهینه سازی	الگوریتم‌های بکار برده شده	نتیجه تحقیق
Dizangian and Hooshyari	2017	بهینه‌سازی مسئله‌های نامحدود	الگوریتم‌های ازدحام ذرات، وال، چرخه آب و فاخته	الگوریتم چرخه آب بهترین عملکرد و الگوریتم وال بدترین عملکرد را نسبت دیگر الگوریتم‌های مورد مطالعه دارد.[8]
محمدی و همکاران	۱۳۹۸	بهینه‌سازی مخزن سد سلمان فارسی	الگوریتم وال و ژنتیک و الگوریتم ترکیبی آن	الگوریتم ترکیبی وال–ژنتیک از عملکرد مناسب‌تری برخوردار است و الگوریتم وال از نظر همگرایی و عملکرد نسبت به سایر الگوریتم‌ها ضعیف‌تر عمل کرده است. [15]
Mohammadi et al	2019	بهینه‌سازی بهره برداری از سیستم‌های چهارمخزنی و ده‌مخزنی	الگوریتم ژنتیک، وال و ترکیبی آن‌ها	الگوریتم ترکیبی بهترین عملکرد و الگوریتم وال بدترین عملکرد را دارد. الگوریتم وال دارای ضریب تغییرات بیشتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها است.[16]
میثاقی و همکاران	۱۳۹۹	بهینه سازی تخصیص منابع آب در شبکه آبیاری و زهکشی صوفی چای و سد علویان	الگوریتم‌های گرگ خاکستری و رقابت استعماری	الگوریتم گرگ خاکستری دارای کارایی بسیار بهتری نسبت به الگوریتم رقابت استعماری می‌باشد؛ به طوری که مقدار RMSE آن ۴۴٪ کمتر از الگوریتم رقابت استعماری بوده و مقادیر ضریب نش – ساتکلیف آن نیز ۶۴٪ بالاتر می‌باشد. [14]
امامی و همکاران	۱۳۹۹	بهینه سازی بهره برداری از مخزن سد شهرچای	الگوریتم‌های گرگ خاکستری و رقابت استعماری	الگوریتم گرگ خاکستری دارای کارایی، دقت و راندمان بالاتری در یافتن جواب بهینه و پیش‌بینی ذخیره مخزن سد شهرچای دارد. [9]
دنیایی و همکاران	۱۳۹۹	بهینه سازی بهره‌برداری چندهدفه از سد بوستان	الگوریتم نهنگ (وال) و الگوریتم ژنتیک چندهدفه (NSGA-II)	الگوریتم وال از نظر سرعت همگرایی و دقت نتایج در اهداف بهره برداری از مخزن و کنترل سیلاب دارای کارایی بهتری نسبت به الگوریتم NSGA-II است. [7]
دنیایی و همکاران	۱۳۹۹	بهینه‌سازی بهره‌برداری چندهدفه از مخزن سد گلستان	الگوریتم‌های وال، مگس‌میوه و فاخته	الگوریتم بهینه‌سازی وال با کمترین مقدار برآوردی در توابع هدف و پایین‌ترین انحراف‌معیار، بهترین عملکرد را دارا بوده است. پس از آن، الگوریتم‌های جستجوی فاخته و مگس‌میوه به ترتیب رتبه‌های دوم و سوم را از آن خود می‌کنند. [4]

نام نویسندگان	سال تحقیق	هدف از انجام بهینه سازی	الگوریتم‌های بکار برده شده	نتیجه تحقیق
Donyaii et al	2020	بهینه بهره برداری از مخزن سد گلستان	الگوریتم‌های وال، تکامل دیفرانسیل، جستجوی کلاغ و گرگ خاکستری	الگوریتم گرگ خاکستری بهترین جواب نزدیک به جواب مطلق بهینه و کمترین ضریب‌تغییرات را دارد. الگوریتم‌های جستجوی کلاغ، تکامل دیفرانسیل و وال به‌ترتیب از نظر عملکرد در رتبه های بعدی قرار گرفتند. [5]
دنیایی و همکاران	۱۴۰۰	بهینه‌سازی بهره‌برداری از سد مخزنی گلستان	الگوریتم‌های گرگ خاکستری، جستجوی کلاغ و وال (نهنگ)	الگوریتم گرگ خاکستری لز کارایی بالاتری در مقایسه با دو الگوریتم دیگر برخوردار می‌باشد؛ به‌طوریکه میانگین پاسخ‌ها در الگوریتم‌های گرگ خاکستری، جستجوی کلاغ و نهنگ به‌ترتیب ۹۲، ۸۴ و ۶۷ درصد پاسخ بهینه مطلق بوده است. همچنین ضریب تغییرات پاسخ‌های به‌دست آمده توسط الگوریتم گرگ خاکستری نسبت به الگوریتم‌های جستجوی کلاغ و نهنگ به‌ترتیب به میزان ۲ و ۱/۴۳ برابر کوچک‌تر است. [6]
Davani Motlagh et all	2021	بهینه‌سازی بهره برداری از مخزن سد طالقان	الگوریتم‌های گرگ خاکستری و ژنتیک و مدل WEAP	الگوریتم گرگ خاکستری عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم ژنتیک و مدل WEAP دارد. [3]
عطارزاده و همکاران	۱۴۰۰	بهینه سازی ضریب زبری لوله و ضریب تقاضای آب در شبکه‌های توزیع آب	الگوریتم‌های بهینه‌سازی گرگ خاکستری، علف هرز مهاجم، ژنتیک، رقابت استعماری و تبرید شبیه‌سازی شده	نتایج بررسی‌ها نشان داد که الگوریتم گرگ خاکستری عملکرد مناسب‌تری در حل مسئله پیچیده واسنجی شبکه توزیع آب نسبت به سایر الگوریتم‌ها دارد به طوری که در بهینه محلی کمتر گرفتار می شود. [1]

همان‌طور که در جدول بالا مشاهده می‌شود، کارایی الگوریتم‌های گرگ خاکستری و وال در اکثر مطالعات صورت گرفته در زمینه بهینه‌سازی بهره برداری از مخازن سدها مورد ارزیابی و مقایسه با سایر الگوریتم‌ها قرار گرفته اند. شایان ذکر است که در مواردی نظیر ایجاد مدل‌های هیبریدی از الگوریتم‌های موردنظر به تنهایی استفاده شده است [10] و [11] ولی بدلیل آنکه در این نوع از مطالعات، کارایی الگوریتم‌ها به‌طور مقایسه‌ای با سایر الگوریتم‌ها ارزیابی نشده است، در تحقیق حاضر، این مطالعات مدنظر قرار نگرفته‌اند.

همچنین، با توجه به جدول فوق مشاهده می‌شود که در اکثر مطالعات، الگوریتم گرگ خاکستری بر سایر الگوریتم‌ها نظیر علف هرز مهاجم، ژنتیک، رقابت استعماری، تکامل دیفرانسیل، جستجوی کلاغ و نیز الگوریتم وال (نهنگ) از نظر رسیدن به نقطه بهینه مطلق و سرعت همگرایی برتری داشته است. با این وجود، الگوریتم وال (نهنگ) نیز دارای نقاط قوتی نظیر پیاده سازی آسان و اجتناب از نقاط بهینه محلی است. از این‌رو با توجه به دو مورد زیر:

اولا: دامنه مطالعات صورت گرفته بسیار محدود و در اکثر موارد این دو الگوریتم در زمینه بهره‌برداری بهینه از مخازن مورد ارزیابی در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها قرار گرفته‌اند.

ثانیا: مطالعات صورت گرفته داخلی و خارجی توسط نویسندگان مشترک و محدود صورت گرفته است.

می‌توان گفت که نتایج بدست آمده مبنی بر کارایی کمتر الگوریتم وال در مقایسه با الگوریتم گرگ خاکستری، قطعیت نداشته و لازم است که کارایی این دو الگوریتم در مطالعات وسیع‌تری توسط سایر محققین و در زمینه‌های دیگر نظیر بهینه‌سازی مدل‌سازی‌های هیدرولوژیکی نظیر مدل‌سازی بارش- رواناب و پیش‌بینی جریان و نیز مدل‌سازی‌های هیدرولیکی نظیر مدل‌سازی شبکه آبیاری تحت فشار، شبکه آبرسانی شهری و روستایی و نیز ایجاد مدل‌های هیبریدی مورد ارزیابی و مقایسه قرار گیرد.

نتیجه گیری

در تحقیق حاضر، کارایی دو الگوریتم بهینه سازی گرگ خاکستری و وال (نهنگ) که دارای ساختار مشابه می‌باشند و تنها تفاوت آنها در نوع نزدیک شدن به نقطه بهینه می‌باشد، بر اساس مطالعات صورت گرفته، مورد ارزیابی و مقایسه قرار گرفته است. نتایج بدست آمده از

مطالعات صورت گرفته نشان می‌دهد که الگوریتم گرگ خاکستری از قدرت همگرایی و کارایی بالاتری در مقایسه با الگـوریتم وال برخـوردار است. با این وجود، بررسی نتایج نشان می‌دهد که مطالعات صورت گرفته در زمینه مقایسه کـارایی ایـن دو الگـوریتم بـا یکـدیگر و بـا سـایر الگوریتم‌ها از نظر نوع مسئله بهینه سازی مشابه می‌باشند؛ از این‌رو، نتایج بدست آمده قطعیت نداشته و لازم است در مسـائل متنـوع‌تـری در زمینه منابع آب نظیر مسائل بهینه سازی هیدرولیکی و هیدرولوژیکی و نیز ایجاد مدل‌های هیبریدی کارایی این دو الگوریتم با هم و بـا سـایر الگوریتم‌های بهینه سازی از نظر قدرت و سرعت همگرایی به نقطه بهینه مطلق مورد ارزیابی و مقایسه قرار گیرند.

منابع

[1] Attarzadeh, F., Ziaei, A.N., Davari, K., & Fallah Choulabi, E. (2021). Comparison of Five Evolutionary Algorithms for Calibration of Water Distribution Networks. Journal of Hydraulics, doi:10.30482/jhyd.2021.295023.1539.

[2] Bozorg Haddad, O. (2018). Optimization of water resources systems. Tehran University Publisher. Third Edition, Tehran, Iran. (In Persian)

[3] Davani Motlagh, A., Sadeghian, M.S., Javid, A.H., & Asgari, M. (2021). Optimization of Dam Reservoir Operation Using Grey Wolf Optimization and Genetic Algorithms (A Case Study of Taleghan Dam). International Journal of Engineering TRANSACTIONS, 34(7), 1644-1652.

[4] Donyaii. A., Sarraf. A., & Ahmadi H. (2020). Evaluation of Whale, Fruit Fly and Cuckoo Search Algorithms in Optimizing Multi-Objective Operation of Golestan Dam Reservoir Based on Multi-Criteria Decision-Making Method. Water Resources Engineering, 13 (47), 85-100. (In Persian)

[5] Donyaii, A., Sarraf, A., & Ahmadi, H. (2020). Using composite ranking to select the most appropriate Multi-Criteria Decision-Making (MCDM) method in the optimal operation of the Dam reservoir. Journal of Hydraulic Structures, 6(2), 1-22.

[6] Donyaii, A., Sarraf, A., & Ahmadi, H. (2021). Optimization of Reservoir Dam Operation Using Gray Wolf, Crow Search and Whale Algorithms Based on the Solution of the Nonlinear Programming Model. JWSS, 24(4), 159-175. (In Persian)

[7] Donyaii, A., Ahmadi, H., & Sarraf, A. (2020). Multi-Objective Optimal Operation Policy of Boostan Dam Reservoir Using Whale and NSGA-II Algorithms Based on Game Theory and Shannon Entropy Method. Iranian Water Research, 14 (4), 99-111. (In Persian)

[8] Dizangian, B. & Hooshyari, A. (2017). Comparing the particle swarm, whale, water cycle, and cuckoo search algorithm in optimization of unconstrained problems. 13th International Conference on Industrial Engineering, Babolsar, Iran.

[9] Emami, S., Choopan, Y., & Salmasi, F. (2020). Presentation of a Method Based on Gray Wolf Optimizer and Imperialist Competitive Algorithms in Optimal Operation of Dam Reservoir. Amirkabir Journal of Civil Engineering, 52(5), 1027-1046. (In Persian)

[10] Guo, W., Liu, T., Dai, F., & Xu, P. (2020). An improved whale optimization algorithm for forecasting water resources demand. Applied Soft Computing Journal, 86. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105925

[11] Konstantinov, S.V., Khamidova, U.K., & Sofronova, E.A. (2019). A Novel Hybrid Method of Global Optimization Based on the Grey Wolf Optimizer and the Bees Algorithm. International Symposium Intelligent Systems, 150, 471-477.

[12] Mirjalili, A., Mirjalili, M., & Lewis, A. (2014). Grey Wolf Optimizer. Advances in Engineering Software, 69, 46–61.

[13] Mirjalili, A., & Lewis, A. (2016). The Whale Optimization Algorithm. Advances in Engineering Software, 95, 51-67.

[14] Misaghi, F., Amani, A.H., & Seddigh, A.R. (2020). Comparison of the efficiency of gray wolf optimizer and imperialist competitive algorithms in an optimal allocation of water in irrigation and drainage networks (case study: Sofi-Chay network). Environmental Sciences, 18 (2), 203-218. (In Persian)

[15] Mohammadi, M., Mousavi, F., Farzin, S., & Karami, H. (2019). Optimal Operation of Dam Reservoir Using Whale Optimization Algorithm and Its Hybrid with Genetic Algorithm Based on Multi-Criteria Decision Making. Eco-hydrology, 6 (2), 281-293. (In Persian)

[16] Mohammadi, M., Farzin, S., Mousavi, F., & Karami, H. (2019). Investigation of a New Hybrid Optimization Algorithm Performance in the Optimal Operation of Multi-Reservoir Benchmark Systems. Water Resources Management, 33(14), 4767-4782.

Assessment of the Performance of Gray Wolf Optimization (GWO) and Whale Optimization Algorithm (WOA) in Water Resources Studies

Fereshteh Modaresi[1], Atiyeh Bahreini*

1- Assistant Professor, Department of Water Science and Engineering, Ferdowsi University of Mashhad,*
fmodaresi@um.ac.ir
2- MSC Student, Department of Water Science and Engineering, Ferdowsi University of Mashhad,
Atiyeh.bahreini@gmail.com

Abstract
As water resource allocation problems become more complex, algorithms for solving them have gradually improved, and the use of intelligent meta-exploration algorithms in optimizing water resource allocation has surpassed traditional mathematical programming. However, the effectiveness of conventional optimization algorithms is not ideal from different perspectives, and issues such as convergence, computational speed, initial sensitivity, etc., due to the complexity and multi-objective optimization of water resource allocation, require further studies to improve the efficiency of the algorithm, and achieve the optimal solution in general. In this study, two optimization algorithms, Gray Wolf Optimization (GWO) and Whale Optimization Algorithm (WOA) were examined in terms of efficiency in water resources studies. The basis of both algorithms for finding the optimal point is approaching the hunt, but how they approach the hunt is different. The results show that according to the studies, the Gray Wolf Optimization Algorithm (GWO) has performed better than the Whale Optimization Algorithm (WOA), but more studies are needed in different fields to compare the performance of these two algorithms.

Keywords:
Exploration Algorithm, Optimization, Water Resources Management, Gray Wolf, Whale