



Reservoir Operation Optimization using Stochastic Adaptive Refinement of Ant Algorithms

M.H. Afshar^{1*}, S. E. Rezaei²
and R. Moayeni³

Abstract

The Algorithm of the Ant Colony Optimisation (ACO) is basically developed and used for discrete optimization problems. However many real engineering problems such as reservoir operation problems are of a continuous nature and using ant based algorithms on such problems requires discretisation of the decision variables. An adaptive refinement mechanism is suggested in this paper to improve the performance of ant algorithms in solving continuous optimization problems. This is an iterative method starting with a uniform discretisation of the search space. A Gaussian distribution is used for discretisation of the decision variables in the subsequent iterations. The average and standard deviation of the Gaussian distribution is computed in each iteration using the optimal solution obtained in the previous iterations. The proposed mechanism was used to solve some benchmark function optimization problems and a reservoir operation problem. The results indicated the efficiency and effectiveness of the proposed method to improve the performance of the ant algorithms for continuous optimization problems.

Keywords: Ant Colony Optimisation, Stochastic Adaptive Refinement, Reservoir Operation.

بهینه سازی بهره برداری از مخازن سدها با استفاده از فرآیند تطریف تطبیقی احتمالاتی در الگوریتم مورچه‌ها

محمدهادی افشار^{۱*}، سید ابراهیم رضائی سنگدهی^۲
و رامتین معینی^۳

چکیده

الگوریتم جامعه مورچه‌ها یک روش تکاملی جدید می‌باشد که برای حل مسائل بهینه‌سازی معرفی گردیده است. ماهیت این الگوریتم که بر اساس جستجوی غذا توسط مورچه‌ها استوار شده است، شرایط محیط جستجوی گسسته را به این روش دیکته می‌نماید. اما بسیاری از مسائل واقعی دنیای اطراف ما پیوسته می‌باشند و به کارگیری این الگوریتم در حل آنها نیازمند گسسته‌سازی فضای جستجوی پیوسته و تبدیل مساله پیوسته به مساله گسسته می‌باشد. معمولاً تقسیم‌بندی بزرگ فضای جستجو موجب اثر منفی بر کیفیت جواب و گسسته‌سازی ریز موجب افزایش تلاش محاسباتی و بعضاً کاهش کیفیت جواب می‌گردد. در این مقاله مکانیزم مناسبی به نام تطریف تطبیقی احتمالاتی (SAR)، جهت ارتقاء عملکرد الگوریتم مورچه‌ها و رسیدن به جواب‌هایی در حد جواب‌های بهینه پیوسته ارایه شده است. در این روش مساله بهینه‌سازی پیوسته با مجموعه‌ای از بهینه‌سازی‌های گسسته جایگزین می‌شود که در آن گسسته‌سازی حوزه متغیرهای تصمیم ابتدا به شکل یکنواخت و سپس در تکرارهای بعدی با استفاده از یک توزیع گوسی صورت می‌گیرد. مقادیر میانگین و انحراف معیار توزیع گوسی در هر تکرار با استفاده از مقادیر جواب بهینه در تکرار قبیل محاسبه می‌شود. در این فرآیند فضاهای مجاور میانگین که احتمال قرار گرفتن جواب بهینه در آن بیشتر است، اهمیت بیشتری دارند و فضاهایی که دورتر از میانگین قرار دارند، سهم کمتری در تعریف فضای جستجوی گسسته ایفا می‌کنند. به این ترتیب در گسسته‌سازی جدید فضای جستجو، فاصله نقاط گسسته سازی (گزینه‌های تصمیم) در اطراف جواب بهینه یافته شده در جستجوی قبلی کمتر و در فاصله‌های دورتر از آن بیشتر خواهد بود. در این مقاله کاربرد سازوکار فوق در نمونه‌هایی از مسائل پیچیده ریاضی و منابع آب مورد آزمون قرار گرفته است و با نتایج نرم افزار LINGO (نسخه ۸) و دیگر روش‌های موجود مقایسه شده است. نتایج نشان می‌دهند که سازوکار به کارگرفته شده اثر مثبتی در بهبود جواب‌های الگوریتم مورچه‌ها دارد و توانایی پیدا کردن نقاط نزدیک بهینه را با هزینه محاسباتی کم دارا است.

کلمات کلیدی: بهینه‌سازی جامعه مورچه‌ها، تطریف تطبیقی احتمالاتی، بهره برداری مخازن سدها.

تاریخ دریافت مقاله: ۱۰ بهمن ۱۳۸۵

تاریخ پذیرش مقاله: ۳۰ آبان ۱۳۸۸

1- Associate Professor, Civil Engineering Department, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran, Email: mhafshar@iust.ac.ir
2- M.Sc Student, Civil Engineering Department, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran, Email: e_rezaee@iust.ac.ir
3- Ph.D. candidate, Civil Engineering Department, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran, Email: rmoeyini@iust.ac.ir
*- Corresponding Author

۱- دانشیار دانشکده عمران دانشگاه علم و صنعت، تهران، ایران
۲- دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده عمران دانشگاه علم و صنعت، تهران، ایران
۳- دانشجوی دکترا، دانشکده عمران دانشگاه علم و صنعت، تهران، ایران
*- نویسنده مسئول

۱- مقدمه

پیوسته نیازمند تبدیل فضای جستجوی پیوسته به فضای جستجوی گسسته از طریق گسسته‌سازی متغیر تصمیم پیوسته می‌باشد. به این ترتیب مسأله پیوسته مورد نظر تبدیل به مسأله‌ای گسسته می‌شود و جستجوی جواب بهینه در فضای گسسته صورت می‌گیرد. کیفیت جواب نهایی و عملکرد فرآیند جستجو تا اندازه زیادی به ابعاد بازه‌های گسسته‌سازی وابسته است. در گسسته‌سازی درشت فضای جستجو ممکن است نقاط گسسته‌سازی (گزینه‌های تصمیم) شامل نقاط بهینه نباشند و گسسته‌سازی ریز نیز موجب افزایش تلاش محاسباتی و بعضاً کاهش کیفیت جواب می‌گردد. در این مقاله فرآیندی موسوم به تطریف تطبیقی احتمالاتی^{۱۳} (SAR) برای ارتقاء عملکرد الگوریتم مورچه‌ها در حل مسائل پیوسته ارائه شده است. فرآیند پیشنهادی جایگزین بسیار مناسبی برای تقسیم بندی‌های زیاد فضای جستجو می‌باشد، زیرا این روش نیاز به هزینه عملیاتی کمتری دارد و به جواب‌های دقیق‌تری نیز دست می‌یابد.

در این مقاله کاربرد فرآیند SAR به همراه الگوریتم سیستم مورچه‌های پیشینه - کمینه (MMAS) برای بهینه‌سازی توابع ریاضی و مسائل بهره‌برداري از مخزن مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج هرکدام از مثالهای فوق با نتایج حاصل از بکارگیری الگوریتم‌های دیگر و نتایج حاصل از نرم افزار LINGO (نسخه ۸) مقایسه شده است. بررسی‌ها نشان داده‌اند که سازوکار به کار گرفته شده قادر به یافتن جواب بهینه یا نزدیک بهینه با تلاش محاسباتی کم است و می‌توان از آن در حل مسائل بهینه‌سازی بزرگ مقیاس و پیوسته استفاده کرد.

۱-۱- الگوریتم بهینه‌سازی جامعه مورچه‌ها

الگوریتم‌های بهینه‌سازی جامعه مورچه‌ها الهام گرفته از عملکرد مورچه‌ها در یافتن کوتاهترین مسیر از بین مسیرهای مختلف بین لانه و غذا می‌باشد. در روش بهینه‌سازی جامعه مورچه‌ها، جواب بهینه مسائل گسسته از طریق همیاری مورچه‌های مصنوعی پیدا می‌شود. برای استفاده از این الگوریتم در مسائل بهینه‌سازی باید مسأله را به صورت یک گراف تعریف کرد (Dorigo & Gambardella, 1997b). بدین منظور گراف $G = (D, L, C)$ را در نظر بگیرید که در آن $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ نمایش مجموعه‌ای از نقاط تصمیم است که در آن باید در مورد گزینه‌های ممکن تصمیم‌گیری کرد. $L = \{l_{i,j}\}$ مجموعه‌ای از گزینه‌های تصمیم $i = 1, 2, \dots, m$ واقع در نقطه تصمیم $j = 1, 2, \dots, n$ است و سرانجام $C = \{c_{i,j}\}$ مجموعه‌ای از هزینه‌هاست که به هر یک از گزینه‌های $L = \{l_{i,j}\}$ منتسب می‌شود. هر مسیر شدنی بر

الگوریتم‌های فراکاوشی^۱ نامی معمول برای روش‌هایی است که عموماً برگرفته از طبیعت هستند و سعی در ترکیب اصول اولیه روش‌های کاوشی برای رسیدن به یک روش جستجوی مؤثر و کارا در محدوده مورد نظر را دارند. الگوریتم نورد شبیه‌سازی شده^۲ (SA)، الگوریتم ژنتیک^۳ (GA)، جستجوی ممنوعه^۴ (TS)، جستجوی موضعی اکتشافی^۵ (ELS) و بهینه‌سازی جامعه مورچه‌ها^۶ (ACO) را می‌توان به عنوان نمونه‌هایی از این روش‌ها نام برد. بهینه‌سازی جامعه مورچه‌ها (ACO) اولین بار از سوی (Dorigo et al. (1991) و الگوریتم سیستم مورچه‌ها^۷ (AS) اولین الگوریتم ACO بود که از سوی (Dorigo et al. (1991) پیشنهاد گردید. Dorigo and (1997a) Gambardella الگوریتم سیستم جامعه مورچه‌ها^۸ (ACS) را معرفی نمودند. (Bullnheimer et al. (1999) با اصلاح الگوریتم AS، الگوریتم سیستم مورچه‌های ترتیبی^۹ (AS_{RANK}) را پیشنهاد نمودند. (Stutzle and Hoos (2000) الگوریتم سیستم مورچه‌های پیشینه - کمینه^{۱۰} (MMAS) را معرفی نمودند. از جمله الگوریتم‌های دیگری که تاکنون معرفی شده می‌توان به سیستم مورچه‌های بهترین - بدترین^{۱۱} که از سوی (Cordon et al. (1999) ارائه شد و الگوریتم سیستم مورچه ترکیبی^{۱۲} (HAS-ACO) که از سوی (Dorigo and Gambardella (2000) ارائه شد، اشاره نمود.

کاربرد الگوریتم‌های ACO در مهندسی آب از زمان پیدایش این الگوریتم بسیار اندک بوده است. اولین کار گزارش شده در این زمینه مربوط به (Abbaspuor et al. (2001) می‌باشد که از الگوریتم‌های ACO برای تخمین پارامترهای هیدرولیکی خاک‌های غیر اشباع استفاده نموده‌اند. پس از آن (Simpson et al. (2001) با استفاده از این الگوریتم مسأله طراحی شبکه آب را مدل نموده و پارامترهای آن را تنظیم نمودند. (Maier et al. (2003) از این الگوریتم جهت یافتن جواب‌های نزدیک بهینه در یک سیستم شبکه توزیع آب استفاده کردند. آنها به این نتیجه رسیدند که این الگوریتم گزینه قابل رقابتی با الگوریتم ژنتیک در مسأله طراحی شبکه توزیع آب می‌باشد. (Zecchin et al. (2003) عملکرد الگوریتم سیستم مورچه‌ها AS را با الگوریتم مورچه‌های کمینه - پیشینه در مسأله طراحی شبکه آب مقایسه نمودند. (Afshar (2005) از الگوریتم مورچه‌های کمینه - پیشینه در مسأله طراحی شبکه آب استفاده نمود.

الگوریتم مورچه‌ها اساساً برای حل مسائل گسسته که در آن متغیرهای تصمیم فقط می‌توانند مقادیری گسسته را بپذیرند، طراحی شده است. به کارگیری این الگوریتم برای حل مسائل بهینه‌سازی

$\eta_{i,j}$: اطلاعات کاوشی که تابعی از هزینه انتخاب گزینه تصمیم j واقع در نقطه تصمیم i می‌باشد:

$$\eta_{i,j} = 1/C_{i,j} \quad (2)$$

اطلاعات کاوشی در بعضی مواقع "میدان دید" مورچه‌ها نیز نامیده می‌شود. اطلاعات کاوشی یک بار در ابتدای جستجو محاسبه می‌شود و در طی جستجو بدون تغییر باقی می‌ماند. α و β پارامترهایی هستند که نسبت وزنی بین فرمون و مقدار کاوشی را کنترل می‌نمایند. در الگوریتم ACO دنباله‌های فرمون کانال ارتباطی بین مورچه‌ها است که نقش مهمی در استفاده از هوش جمعی^{۱۵} جامعه مورچگان ایفا می‌کند. هر کدام از مورچه‌ها با در نظر گرفتن قانون تصمیم‌گیری فوق، از هر نقطه تصمیم یک گزینه تصمیم را به طور تصادفی انتخاب می‌کند.

۳- بعد از تولید جواب کامل توسط هر مورچه، هزینه ناشی از جواب تولید شده (ρ) محاسبه می‌گردد. این هزینه با $f(\rho)$ نشان داده می‌شود.

۴- گام‌های ۲ و ۳ برای تمامی مورچه‌ها تکرار می‌شود و فرمون‌ها قبل از شروع تکرار بعدی روزآمد می‌شوند. شکل کلی روزآمد کردن فرمون به صورت زیر است (Manielzo and Colorni, 1996):

$$\tau_{i,j}(t+1) = \rho\tau_{i,j}(t) + \Delta\tau_{i,j} \quad (3)$$

روی گراف یک جواب (ρ) و مسیر با حداقل هزینه روی گراف، جواب بهینه (ρ^*) نامیده می‌شود. اجزای مجموعه D و L در صورت نیاز می‌تواند مقید شوند. شکل شماره ۱ نمونه‌ای از این گراف را نشان می‌دهد.

گامهای اساسی در الگوریتم‌های مورچه‌ها را می‌توان به صورت زیر تعریف کرد (Manielzo and Colorni, 1996):

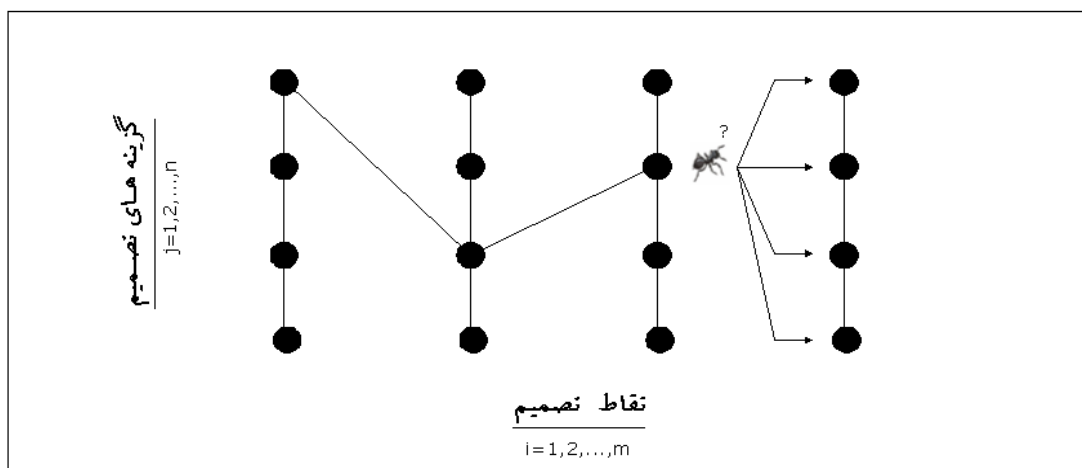
۱- در ابتدای محاسبات مقدراری فرمون^{۱۴} به طور مساوی بر روی تمام گزینه‌ها $L = \{i,j\}$ ریخته می‌شود، سپس هر کدام از مورچه‌ها بر روی یک نقطه تصمیم قرار داده می‌شود.

۲- هر مورچه برای حرکت از یک نقطه تصمیم به نقطه تصمیم بعدی باید از قانون تصمیم‌گیری استفاده نماید تا اینکه یک جواب کامل توسط هر مورچه تولید گردد. مثلاً برای اینکه مورچه مصنوعی k ام تصمیم بگیرد که کدام گزینه تصمیم واقع در نقطه تصمیم i ام را انتخاب کند، باید از قانون تصمیم‌گیری استفاده کند. قانون تصمیم‌گیری استفاده شده در الگوریتم سیستم مورچه‌ها به شکل زیر تعریف شده است (Manielzo and Colorni, 1996):

$$P_{ij}(k,t) = \frac{[\tau_{i,j}(k,t)]^\alpha [\eta_{i,j}(k,t)]^\beta}{\sum_{j=1}^J [\tau_{i,j}(k,t)]^\alpha [\eta_{i,j}(k,t)]^\beta} \quad (4)$$

$p_{ij}(t)$: احتمال اینکه مورچه‌ای در تکرار t ، گزینه تصمیم (i,j) را انتخاب نماید.

$\tau_{i,j}(t)$: مقدار فرمون موجود بر روی گزینه تصمیم (i,j) در تکرار t



شکل ۱- گراف الگوریتم بهینه سازی جامعه مورچه‌ها

مقدار $\tau_{max}(t)$ تجاوز نکند. مقدار فرمون حداقل در تکرار t توسط فرمول زیر بدست می‌آید:

$$\tau_{min}(t) = \frac{\tau_{max}(t)(I - \sqrt[n]{P_{best}})}{(NO_{avg} - I)\sqrt[n]{P_{best}}} \quad (6)$$

P_{best} ضریبی است که هر چه کوچکتر باشد، مرزهای فرمون ریزی و به تبع آن احتمال انتخاب گزینه‌های تصمیم به هم نزدیکتر می‌گردد، NO_{avg} میانگین تعداد گزینه‌های تصمیم در نقاط تصمیم است. MMAS از رابطه زیر برای روزآمد کردن فرمون مسیره‌ها استفاده می‌کند:

$$\tau_{i,j}(t+I) = \rho\tau_{i,j}(t) + \Delta\tau_{i,j}^{ib}(t) \quad (7)$$

که در آن $\Delta\tau_{i,j}^{ib}(t)$ فرمون اضافه شده به بهترین مسیر در تکرار t است که از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$\Delta\tau_{i,j}^{ib}(t) = \frac{R}{f(s_l(t))} I_{S(t)}(t)\{(i, j)\} \quad (8)$$

همانگونه که مرزهای بیشینه-کمینه مورچه‌ها را ترغیب می‌کند تا به جستجوی فضای گسترده‌تری برای یافتن جواب بهینه بپردازند، نحوه روزآمد کردن فرمون در الگوریتم MMAS موجب افزایش تمایل مورچه‌ها به همگرایی در مسیره‌های بهتر می‌گردد.

قابل ذکر است الگوریتم MMAS از همان روش تصمیم‌گیری (قانون جابجایی) الگوریتم AS (فرمول شماره ۱) استفاده می‌کند.

۲- فرآیند نظریف تطبیقی احتمالی

همانگونه که قبلاً اشاره شد، الگوریتم جامعه مورچه‌ها اساساً برای حل مسایل گسسته ابداع شده است. اما بسیاری از مسائل واقعی دنیای اطراف ما پیوسته می‌باشند. در تقسیم‌بندی درشت فضای جستجو ممکن است نقاط گسسته‌سازی شامل نقاط بهینه نباشند و گسسته‌سازی ریز موجب بزرگ شدن ابعاد مساله و افزایش تلاش محاسباتی و بعضاً کاهش کیفیت جواب می‌گردد. لذا فراهم آوردن امکان حل مسائل پیوسته توسط الگوریتم جامعه مورچه‌ها یکی از چالش‌های این الگوریتم محسوب می‌شود. (Afshar (2006) با بکارگیری فرآیند نظریف تطبیقی قطعی (DAR) در الگوریتم مورچه‌ها عملکرد این الگوریتم را بهبود بخشید و اثر این فرآیند را در طراحی شبکه کنترل سیلاب مورد بررسی قرار داد. این فرآیند در رساله دکتری جلالی (جلالی، م. ر. ۱۳۸۴)) نیز با عنوان دسته‌بندی مجدد^{۱۶} (DR) ارائه گردیده است. DAR فرآیندی تکراری است که در آن فضای جستجو در هر تکرار به اطراف جواب بهینه ایجاد شده در جستجوی قبلی محدود می‌شود. به این ترتیب با محدود کردن

در رابطه فوق $\tau_{i,j}(t+I)$ مقدار فرمون ریخته شده در گزینه تصمیم i در نقطه تصمیم i در تکرار $t+1$ و $\tau_{i,j}(t)$ مقدار فرمون موجودی در گزینه i در تکرار t می‌باشد. ρ ضریب تبخیر فرمون و $\Delta\tau_{i,j}$ تغییرات فرمون در گزینه i است. به این ترتیب مقدار فرمون در طی حل مساله تغییر می‌کند و مورچه‌ها از این طریق اطلاعات خود را مبادله می‌نمایند. مقدار تغییرات فرمون $\Delta\tau_{i,j}$ در حداقل‌سازی توابع هدف اغلب به صورت زیر تعریف می‌شود (Maniello&Colomi, 1996):

اگر گزینه (j) در نقطه تصمیم (i) توسط مورچه k ام انتخاب گردد.

$$\Delta\tau_{i,j}^k = \begin{cases} R/f(\varphi)^k \\ 0 \end{cases} \quad (4)$$

در غیر این صورت $f(\varphi)^k$ هزینه جواب تولید شده به وسیله مورچه k ام و R مقدار ثابتی است که ضریب بازگشت فرمون نامیده می‌شود. فرمول ۳ نشان می‌دهد مسیره‌هایی که موجب کاهش تابع هدف می‌شود با فرمون بیشتر و مسیره‌هایی که موجب افزایش تابع هدف می‌گردند با فرمون‌های کمتری علامت گذاری می‌شوند. در نتیجه بر اساس معادله ۱ مسیره‌های مناسب‌تر در تکرارهای بعدی احتمال انتخاب بیشتری می‌یابند و این روند به یافتن جواب بهینه در تکرارهای بعدی کمک می‌کند. در مسائلی که حداکثر سازی هزینه (تابع هدف) مد نظر می‌باشد، فرمول شماره ۳ معکوس می‌گردد.

۲-۱- الگوریتم MMAS

الگوریتم سیستم مورچه‌های بیشینه - کمینه (MMAS) توسط (Stutzle and Hoos (2000) ارائه گردید. این الگوریتم بر پایه AS استوار شده اما تفاوت‌های مهمی با آن دارد. در این الگوریتم با محدود کردن مقادیر فرمون به یک دامنه از پیش تعیین شده $[\tau_{min}, \tau_{max}]$ از همگرایی سریع آن اجتناب می‌شود. محدود کردن مقادیر فرمون باعث محدود کردن حداقل و حداکثر احتمال انتخاب گزینه‌های تصمیم شده و به این ترتیب تمامی گزینه‌های تصمیم احتمال انتخاب شدن می‌یابند و لذا فضای جستجوی مورچه‌ها گسترش می‌یابد. مقدار فرمون حداکثر در تکرار t توسط فرمول زیر بدست می‌آید:

$$\tau_{max}(t) = \frac{I}{I - \rho} \frac{R}{f(s^{gb}(t))} \quad (5)$$

در معادله فوق $f(s^{gb}(t))$ اندازه تابع هدف در بهترین مسیر تا آن تکرار، ρ ضریب تبخیر و R ضریب بازگشت فرمون است. به این ترتیب در انتهای هر تکرار مقدار فرمون مسیره‌ها کنترل می‌گردد تا از

$$\sigma_i^2 = \frac{\sum_{j=2}^J [(x_{i,j} - x_i^*)^2 / (f(\varphi_j) - f(\varphi^*))]}{\sum_{j=2}^J 1 / (f(\varphi_j) - f(\varphi^*))} \quad (11)$$

σ_i^2 : واریانس توزیع نرمال متغیر تصمیم i ام

$x_{i,j}$: مقدار متغیر تصمیم i ام در جواب j ام

x_i^* : بهینه متغیر تصمیم i ام

بر اساس معادله ۱۱ هر چه فاصله متغیرهای تصمیم در جواب‌های برتر $x_{i,j}$ از بهینه متغیر تصمیم i ام یعنی x_i^* کمتر باشد، مقدار واریانس توزیع نرمال مربوط به متغیر تصمیم i ام کمتر خواهد شد. این خود به معنی اهمیت بیشتر فضای نزدیکتر به جواب بهینه بهنگام تولید نقاط گسسته جدید شده و لذا گسسته‌سازی از تراکم بیشتری حول میانگین که همان جواب بهینه است، برخوردار خواهد بود. از طرف دیگر با افزایش فاصله متغیرهای تصمیم در جواب‌های برتر $x_{i,j}$ از بهینه متغیر تصمیم i ام یعنی x_i^* ، مقدار واریانس توزیع نرمال مربوطه بزرگتر شده و در نتیجه توزیع نرمال مربوطه به توزیع یکنواخت نزدیکتر می‌شود و لذا گسسته‌سازی از تراکم کم و بیش یکسانی در کل محدوده برخوردار خواهد شد.

از مخرج معادله ۱۱ برای نرمال‌سازی واریانس استفاده شده است. معادله ۱۱ نشان می‌دهد که هر چه پراکندگی $J - 1$ جواب برتر غیر بهینه نسبت به جواب بهینه بیشتر باشد، مقدار واریانس توزیع نرمال مربوطه بزرگتر خواهد بود. لازم به تذکر است که در فرآیند SAR هر چه واریانس توزیع بزرگتر باشد، اندازه بازه‌های گسسته‌سازی یکنواخت‌تر و هر چه واریانس کوچکتر باشد، اندازه بازه‌های گسسته‌سازی در اطراف میانگین کوچکتر و در نقاط دورتر از میانگین بزرگتر خواهد بود.

۳. با فرض توزیع یکنواخت برای احتمال انتخاب نقاط مورد استفاده برای گسسته‌سازی بازه هر متغیر تصمیم، احتمال انتخاب نقاط از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$P_{(i,j)} = P_{(i,1)} + (P_{(i,2)} - P_{(i,1)}) \times \frac{1}{n-1} \times (j-1) \quad (12)$$

i ، شماره متغیر تصمیم و j ، شماره گزینه تصمیم مورد نظر و n ، تعداد گزینه‌های تصمیم (نقاط گسسته‌سازی) است.

فضای جستجو، فاصله گزینه‌های تصمیم از یکدیگر کمتر می‌گردد و لذا پس از چند بار اعمال این سازوکار، جواب‌های حاصله به جواب‌های واقعی نزدیکتر می‌گردند. مشکل اصلی این فرآیند، امکان از دست دادن محدوده جواب بهینه مطلق در گام‌های زمانی اعمال شده می‌باشد. به این ترتیب نیاز به یک سیستم گسسته‌سازی ناهمگن و پویا جهت جلوگیری از دست دادن محدوده جواب بهینه مطلق احساس می‌گردد. در این مقاله ساز و کار مناسبی به نام تظریف تطبیقی احتمالاتی (SAR) برای بهبود عملکرد الگوریتم مورچه‌ها برای دستیابی به جواب‌هایی در حد جواب‌های بهینه پیوسته ارایه شده است. در این روش گسسته‌سازی حوزه متغیرهای تصمیم ابتدا به شکل یکنواخت و سپس در تکرارهای بعدی با استفاده از یک توزیع گوسی صورت می‌گیرد. مقادیر میانگین و انحراف معیار توزیع گوسی در هر تکرار با استفاده از مقادیر جواب بهینه در تکرار قبل محاسبه می‌شود. یکی از ویژگی‌های مهم در توزیع نرمال (گوسی) این است که درصد زیادی از سطح زیر منحنی نرمال در اطراف میانگین قرار دارد و سهم کمتری از این سطح به نقاط دورتر از میانگین اختصاص می‌یابد. از همین ویژگی منحنی نرمال نیز در فرآیند پیشنهادی (SAR) استفاده شده است. در این فرآیند، فضاهای مجاور میانگین که احتمال قرارگرفتن جواب بهینه در آن بیشتر است، اهمیت بیشتری دارند و فضاهایی که دورتر از میانگین قرار دارند، سهم کمتری در فرآیند گسسته‌سازی ایفا می‌کنند. به این ترتیب در گسسته‌سازی جدید فضای جستجو، فاصله نقاط گسسته‌سازی (گزینه‌های تصمیم) در اطراف جواب بهینه جستجوی قبلی کمتر و در فاصله‌های دورتر از آن بیشتر خواهد بود. گام‌های اساسی در فرآیند SAR را می‌توان به صورت زیر تعریف کرد:

۱. از بین جواب‌های شدنی (φ) یافته شده در جستجوهای قبلی، J جواب که هزینه‌های کمتری دارند را به عنوان جواب‌های برتر استخراج می‌نماییم و به ترتیب مرغوبیت آنها شماره‌گذاری می‌کنیم. در این صورت جواب شماره ۱، جوابی است که منجر به تولید بهترین جواب گشته است:

$$\varphi_1 = \varphi^* \quad (9)$$

$$f(\varphi_1) = f(\varphi^*) \quad (10)$$

۲. به ازای هر متغیر، تصمیم توزیع نرمالی با استفاده از اطلاعات مربوط به جواب‌های برتر تکرار قبل تعریف می‌شود. مقدار متغیر تصمیم مربوط به جواب بهینه به عنوان میانگین توزیع نرمال منظور شده و مقدار واریانس آن از رابطه زیر بدست می‌آید:

مقادیر کاوشی وجود نداشته و لذا مقدار $\beta = 0$ منظور می‌گردد. روش‌های فراکاوشی، به دلیل ماهیت تصادفی آنها دارای پارامترهای آزادی هستند که با تغییر مقدار این پارامترها، عملکرد مدل، همگرایی و مرغوبیت جواب‌های آنها تغییر خواهد کرد. بر این اساس می‌بایست قبل از کاربرد اصل مدل مقدار این پارامترها را برای عملکرد بهینه تنظیم کرد. در اینجا با روش سعی و خطا مقادیر بهینه پارامترهای الگوریتم MMAS به صورت جدول شماره ۱ انتخاب شده‌اند:

جدول ۱- پارامترهای مدل برای بررسی الگوریتم MMAS

تعداد مورچه‌ها	ضریب α	ضریب β	ضریب تبخیر ρ	P_{best}
۲۰	۱	۰	۰/۹۵	۰/۶

این مسأله با استفاده از الگوریتم MMAS با و بدون فرآیند SAR حل شده و نتایج با یکدیگر مقایسه شده‌اند. گسسته‌سازی متغیرهای تصمیم مسأله در بازه $[-5,5]$ در شرایط استفاده نکردن از SAR با ۲۰، ۱۰ و ۱۰۰ تقسیم‌بندی و در شرایط استفاده از SAR با ۲۰ تقسیم‌بندی صورت گرفته است. لازم به تذکر است که این جواب‌ها با ۱۰۰۰ تکرار در هر اجرا به دست آمده‌اند. نتایج حاصل از ۱۰ اجرای مدل در جدول شماره ۲ نشان داده شده است.

همانگونه که از جدول فوق مشاهده می‌شود، در تقسیم‌بندی درشت فضای جستجو دقت جواب‌های یافته شده بسیار کم می‌باشد و تقسیم‌بندی ریز فضای جستجو نیز نتوانسته است به اندازه اعمال فرآیند SAR در یافتن جواب مناسب مؤثر واقع شود. به نظر می‌رسد الگوریتم MMAS در حالت بدون اعمال فرآیند SAR الگوریتم دچار همگرایی زودرس شده است و لذا افزایش تلاش محاسباتی (افزایش تکرارها و یا مورچه‌ها) نیز نمی‌تواند منجر به یافتن جواب‌های مناسب‌تر گردد. کاربرد SAR با ایجاد شک در فرآیند جستجو موجب فرار از نقطه بهینه محلی به سمت جواب‌های بهتر گشته است.

۳-۲- تابع XOR

در این مثال تابع XOR که تابعی غیر خطی نمایی مدنظر قرار می‌گیرد. شکل کلی تابع به صورت زیر می‌باشد:

$$p = 1 + \exp(-1 \times x_{(7)}) / (1 + \exp(-1 \times x_{(1)} - x_{(2)} - x_{(5)})) - x_{(8)} / (1 + \exp(-1 \times x_{(3)} - x_{(4)} - x_{(6)})) - x_{(9)} \quad (14)$$

$$q = 1 + \exp(-1 \times x_{(7)}) / (1 + \exp(-1 \times x_{(5)})) - x_{(8)} / (1 + \exp(-1 \times x_{(6)})) - x_{(9)} \quad (15)$$

۴. با در اختیار داشتن احتمال انتخاب هر یک از گزینه‌های تصمیم، موقعیت گزینه‌های تصمیم (نقاط گسسته‌سازی) با استفاده از توزیع گوس مربوطه بدست می‌آید.

بدین ترتیب اکثر گزینه‌های تصمیم (نقاط گسسته‌سازی) تولید شده به روش SAR در مجاورت میانگین (جواب بهینه جستجوی قبلی) خواهد بود. هر چه از نقطه میانگین دورتر شویم، فاصله گزینه‌های تصمیم از یکدیگر افزایش می‌یابد. به این ترتیب گسسته‌سازی فضای اطراف میانگین که به احتمال بیشتری جواب بهینه در آن فضا قرار دارد، ریزتر خواهد بود. در عین حال فضاهایی که دورتر از میانگین قرار دارند و احتمال قرارگیری جواب بهینه در آن فضا کم می‌باشد، از فرآیند جستجو حذف نمی‌گردند و به نسبت اهمیت خود در فرآیند جستجو سهم خواهند داشت. در این صورت احتمال گم کردن فضای بهینه مطلق کاهش می‌یابد. لازم به تذکر است که با توجه به فرمول ۱۱، مقدار واریانس توزیع گوس با افزایش تکرارهای SAR کاهش می‌یابد و فضای جستجوی مؤثر محدودتر می‌شود. فرآیند فوق را می‌توان تا زمانی که واریانس به مقدار مشخصی که کاربر تعیین می‌کند، ادامه داد.

۳- مثال‌های عددی

۳-۱- تابع Ackley

در این مثال، یافتن نقطه حداقل تابع Ackley مورد نظر می‌باشد. تابع Ackley یک تابع پیوسته با توابع غیرخطی نمایی و کسینوسی است. شکل کلی تابع مذکور به صورت زیر می‌باشد (Gen and Cheng, 1997):

(۱۳)

$$f(x) = 20 + e - 20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) \quad (i=1,2,3,\dots,n) \quad -5 \leq x_i \leq 5$$

این تابع دارای چندین حداقل موضعی است که از هر طرف به سمت یک حداقل مطلق در حرکت می‌باشند. به دلیل وجود این حداقل‌های موضعی، روش‌های بهینه‌سازی‌ای که مبتنی بر صعود قله^{۱۷} می‌باشند، در یکی از این حداقل‌های موضعی گرفتار خواهند شد. مقدار بهینه مطلق این تابع به ازای مقدار صفر برای متغیرهای تصمیم رخ داده و معادل صفر است. در اینجا نسخه ۱۰ بعدی این تابع مدنظر قرار گرفته است. با توجه به نوع تابع، امکان تعریف مناسبی برای

$$r = 1 + \exp(-1 \times x_{(7)}) / (1 + \exp(-1 \times x_{(1)} - x_{(5)})) - x_{(8)} / (1 + \exp(-1 \times x_{(3)} - x_{(6)})) - x_{(9)} \quad (16)$$

$$s = 1 + \exp(-1 \times x_{(7)}) / (1 + \exp(-1 \times x_{(2)} - x_{(5)})) - x_{(8)} / (1 + \exp(-1 \times x_{(4)} - x_{(6)})) - x_{(9)} \quad (17)$$

$$f_{(x)} = p^{-2} + q^{-2} + (1 - r^{-1})^{-2} + (1 - s^{-1})^{-2} \quad -1 \leq x_i \leq 1 \quad i=1,2,3,\dots,9 \quad (18)$$

جدول ۲- مقادیر تابع ریاضی اول با فرآیند SAR و بدون آن

اجراها	بدون استفاده از SAR			با استفاده از SAR
	۱۰ تقسیم بندی	۲۰ تقسیم بندی	۱۰۰ تقسیم بندی	۲۰ تقسیم بندی
۱	۴/۴۳۰۷۵	۲/۸۲۲۹۵	-/۳۳۳۳	-/۰۱۰۰۱۸
۲	۴/۴۳۰۷۵	۲/۸۲۲۹۵	-/۳۳۳۳	-/۰۹۰۲۶۱
۳	۴/۴۳۰۷۵	۲/۸۲۲۹۵	-/۳۳۳۳	-/۴۳۶۶۶۳
۴	۴/۴۳۰۷۵	۲/۸۲۲۹۵	-/۳۳۳۳	-/۰۱۰۰۱۸
۵	۴/۴۳۰۷۵	۲/۸۲۲۹۵	-/۳۳۳۳	-/۴۹۶۲۷۷
۶	۴/۴۳۰۷۵	۲/۸۲۲۹۵	-/۳۳۳۳	-/۰۸۳۳۰۳
۷	۴/۴۳۰۷۵	۲/۸۲۲۹۵	-/۳۳۳۳	-/۱۵۶۶۳۷
۸	۴/۴۳۰۷۵	۲/۸۲۲۹۵	-/۳۳۳۳	-/۲۹۳۳۸۳
۹	۴/۴۳۰۷۵	۲/۸۲۲۹۵	-/۳۳۳۳	-/۰۸۱۳۴۱
۱۰	۴/۴۳۰۷۵	۲/۸۲۲۹۵	-/۳۳۳۳	-/۰۸۷۳۰۷
میانگین	۴/۴۳۰۷۵	۲/۸۲۲۹۵	-/۳۳۳۳	-/۱۷۴۵۲۱
بهترین جواب	۴/۴۳۰۷۵	۲/۸۲۲۹۵	-/۳۳۳۳	-/۰۱۰۰۱۸
بدترین جواب	۴/۴۳۰۷۵	۲/۸۲۲۹۵	-/۳۳۳۳	-/۴۹۶۲۷۷
انحراف معیار	.	.	.	-/۱۷۴۰۱۳
ضریب تغییرات	.	.	.	-/۹۹۷۰۹۱

۴- مطالعات موردی

۴-۱- بهره برداری از مخزن ساده

تابع هدف مسأله بهره برداری از مخزن می تواند به انحای مختلف تعریف گردد. تابع هدف می تواند حداکثرسازی درآمد، حداقل سازی هزینه، حداکثرسازی سطح زیر کشت، حداکثرسازی انرژی تولیدی، حداقل سازی میزان کمبود اعمال شده به یک نیاز مشخص و... باشد. در این مسأله تابع هدف به صورت حداقل سازی میزان کمبود اعمال شده نسبت به یک نیاز مشخص تعریف شده است (جلالی، م. ر. ۱۳۸۴):

$$obj = \sum_{i=1}^n [(d_i - r_{ij}) / d_{\max}]^2 \quad (19)$$

d_i : مقدار نیاز در دوره زمانی i (ماهانه)

$r_{i,j}$: مقدار رهاسازی انتخاب شده در دوره زمانی i

d_{\max} : حداکثر نیاز در تمام دوره های زمانی

در این مسأله، رهاسازی از مخزن به عنوان متغیر تصمیم منظور شده است. جهت استفاده از الگوریتم ACO در مسأله بهره برداری بهینه از مخزن، باید این مسأله را به صورت گراف تعریف نمود. در این گراف دوره های زمانی به منزله نقاط تصمیم (D) و خروجی از مخزن در

مسأله مورد نظر از نوع کمینه سازی و دارای ۹ متغیر تصمیم است. توجه به نوع تابع، امکان تعریف مناسبی برای مقادیر کاوشی وجود نداشته و لذا مقدار $\beta = 0$ منظور می گردد. متغیرهای تصمیم مسأله در بازه $[20-]$ در دو حالت گسسته سازی درشت فضای جستجو با تعداد تقسیم بندی و گسسته سازی ریز با تعداد ۱۰۰ تقسیم بندی گسسته سازی شده است. نتایج این دو حالت با نتایج حاصل از اعمال فرآیند SAR در جدول ۳ مقایسه شده است. لازم به تذکر است که این جوابها با ۲۰۰ تکرار در هر اجرا بدست آمده اند.

همانگونه که از جدول ۳ مشاهده می شود، در شرایط اعمال فرآیند SAR جوابهای مطلوب تری نسبت به تقسیم بندی درشت و ریز فضای جستجو به دست آمده است. نکته قابل توجه این است که جوابهای حاصل از گسسته سازی ریز به دلیل بزرگی بیش از حد فضای جستجو، بدتر از جوابهای حاصل از گسسته سازی درشت می باشند. این امر ناشی از این واقعیت است که مورچه ها مسیر بهینه را به دلیل بزرگ بودن فضای جستجو گم می کنند.

جدول ۳- مشخصات آماری نتایج مسأله حداقل سازی تابع ریاضی XOR با فرآیند SAR و بدون آن

اجراها	بدون استفاده از SAR		با استفاده از SAR
	۵ تقسیم بندی	۱۰۰ تقسیم بندی	۱۰ تقسیم بندی
۱	۰/۸۰۸۵۹	۰/۷۷۶۶۹	۰/۷۳۳۴۲۳
۲	۰/۸۳۷۳۱۸	۰/۷۷۰۸۸۲	۰/۷۴۲۱۴۹
۳	۰/۸۰۸۵۹	۰/۸۸۱۶۷	۰/۷۳۲۹۹۶
۴	۰/۷۵۹۱۰۵	۰/۸۴۱۵۱۳	۰/۷۴۵۴۳۴
۵	۰/۸۵۴۱۸	۰/۸۴۲۵۳	۰/۷۳۳۰۳۶
۶	۰/۷۵۹۱۰۵	۰/۸۵۵۹۱۵	۰/۷۴۳۹۲۱
۷	۰/۸۰۸۵۹	۰/۸۲۷۷۲۱	۰/۷۳۸۸۲۶
۸	۰/۸۰۸۵۹	۰/۸۶۵۹۳۹	۰/۸۱۹۶۵۹
۹	۰/۸۰۸۵۹	۰/۸۲۴۷۹۴	۰/۸۳۰۱۹۵
۱۰	۰/۸۰۸۵۹	۰/۷۸۱۱۲۶	۰/۷۶۷۰۸۹
میانگین	۰/۸۰۶۱۲۶	۰/۸۲۶۸۷۸	۰/۷۵۸۶۷۳
بهترین جواب	۰/۷۵۹۱۰۵	۰/۷۷۰۸۸۲	۰/۷۳۲۹۹۶
بدترین جواب	۰/۸۵۴۱۸	۰/۸۸۱۶۷	۰/۸۳۰۱۹۵
انحراف معیار	۰/۰۳۹۳۲۷	۰/۰۳۸۸۴۹	۰/۰۳۶۳۹۲
ضریب تغییرات	۰/۰۳۶۳۸	۰/۰۴۶۹۸۲	۰/۰۴۷۹۶۸

در مسائل بهینه‌سازی اعمال قیود به عنوان ارکان اصلی حل مسأله به حساب می‌آیند. قیود موجب می‌گردند تا تمایل مورچه‌ها به جستجو در فضای شدنی بیشتر گردد. قیود مسأله بهره‌برداری از مخزن به صورت رابطه پیوستگی، حداکثر و حداقل رهاسازی از مخزن و حجم مخزن تعریف می‌گردند:

رابطه پیوستگی:

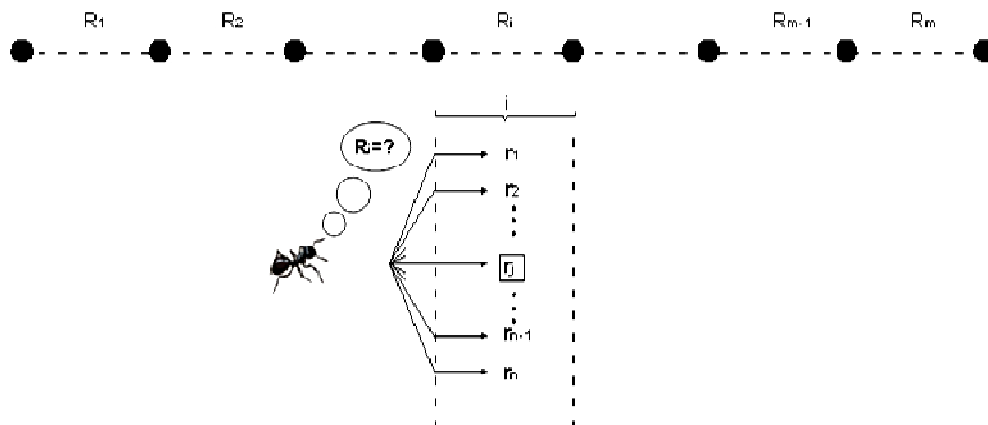
$$S_{t+1} = S_t + q_t - r_t \quad (21)$$

S_t : حجم مخزن در دوره t

S_{t+1} : حجم مخزن در دوره $t+1$

q_t : ورودی به مخزن در دوره t

r_t : رهاسازی از مخزن در دوره t



شکل ۲- گراف مسأله بهره‌برداری از مخزن در حالت متغیر تصمیم خروجی از مخزن

دوره‌های زمانی مختلف به منزله گزینه‌های تصمیم (L) می‌باشند و سرانجام C با مجموعه‌ای از هزینه‌ها که به هر کدام از خروجی‌ها (گزینه‌های تصمیم) در هر دوره زمانی منتسب شده، نشان داده می‌شود. این هزینه‌ها به صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$C_{i,j} = [(d_i - r_{ij}) / d_{\max}]^Z \quad (20)$$

در شکل شماره ۲، نمونه‌ای از گراف مسأله بهره‌برداری از مخزن در حالتی که خروجی از مخزن به عنوان متغیر تصمیم منظور شده باشد، نشان داده شده است (جلالی، ۱۳۸۴).

حداکثر و حداقل رهاسازی و حجم مخزن

$$r_{\min} \leq r_t \leq r_{\max} \quad (22)$$

$$s_{\min} \leq s_t \leq s_{\max} \quad (23)$$

در این مسأله از روش تابع جریمه برای اعمال قیود استفاده شده است. بدین منظور ابتدا پس از تولید جواب کامل توسط مورچه‌ام، مقدار حجم مخزن در زمان‌های مختلف به وسیله رابطه پیوستگی بدست می‌آید. سپس اگر حجم مخزن از محدوده‌های مجاز تخطی کرده باشد، تابع هدف مسأله به صورت زیر اصلاح می‌شود:

$$obj = \sum_{i=1}^n [(d_i - r_{ij})/d_{\max}]^2 + \sum_{i=1}^n (pen_i^{\min} + pen_i^{\max}) \quad (24)$$

که در آن

$$\text{if } s_i < s_{\min} \quad Pen_i^{\min} = c \times (s_{\min} - s_i) / s_{\min} \quad (25)$$

$$\text{if } s_i > s_{\max} \quad Pen_i^{\max} = c \times (s_i - s_{\max}) / s_{\max} \quad (26)$$

اینجا Pen_i^{\min} و Pen_i^{\max} به ترتیب مقدار جریمه در دوره i برای قید حجم حداقل و حجم حداکثر و c ضریب ثابتی است که در این مثال برابر با $1/7$ در نظر گرفته شده است. اعمال جریمه موجب می‌گردد تا جواب‌های ناشدنی هزینه بیشتری داشته باشند. به این ترتیب مقدار فرمون ریخته شده در مسیری که جواب‌های آن ناشدنی است، کمتر می‌گردد و احتمال انتخاب این مسیر در مراحل بعد کاهش می‌یابد.

تعریف اطلاعات کاوشی بر اساس معادله ۲ نیازمند تعریف هزینه جزء مسیرها است که با استفاده از تابع هدف مسأله بصورت زیر تعریف می‌شود.

$$C_{ij} = (D_i - r_{ij})^2 \quad (27)$$

در فرمول فوق، C_{ij} مقدار هزینه انتخاب گزینه j ام برای دوره زمانی i ام؛ D_i میزان نیاز در دوره زمانی i ام؛ و r_{ij} برابر با مقدار آب رها شده از مخزن در دوره زمانی i ام و گزینه j ام می‌باشد.

جهت بررسی نحوه عملکرد روش ACO و فرآیند SAR پیشنهادی در مسأله بهره‌برداری مخزن از اطلاعات سد دز استفاده شده است. حجم حداقل و حداکثر مخزن به ترتیب معادل ۸۳۰ و ۳۳۴۰ میلیون متر مکعب می‌باشد. از بین ۴۰ سال آمار، ۵ سال ابتدایی (۶۰ دوره ماهیانه) جهت مدل‌سازی ACO انتخاب گردید. مقادیر نیاز ماهیانه به همراه آبدی در شکل شماره ۳ آورده شده است. جمع ورودی ماهیانه در این ۶۰ ماه معادل ۲۶۵۱۵ میلیون مترمکعب و جمع نیاز

ماهیانه معادل ۲۹۵۰۲ میلیون مترمکعب می‌باشد. بدین ترتیب مقدار مجموع نیاز از مجموع آورد در این ۵ ساله به اندازه ۲۹۸۶ میلیون متر مکعب بیشتر می‌باشد. استفاده بهینه از الگوریتم MMAS مستلزم یافتن مقادیر مناسب پارامترهای این روش است. مقادیر مناسب پارامترهای الگوریتم MMAS که از طریق آزمون و خطا بدست آمده، در جدول ۴ نشان داده شده است.

جدول ۴- پارامترهای بهینه مدل در الگوریتم MMAS

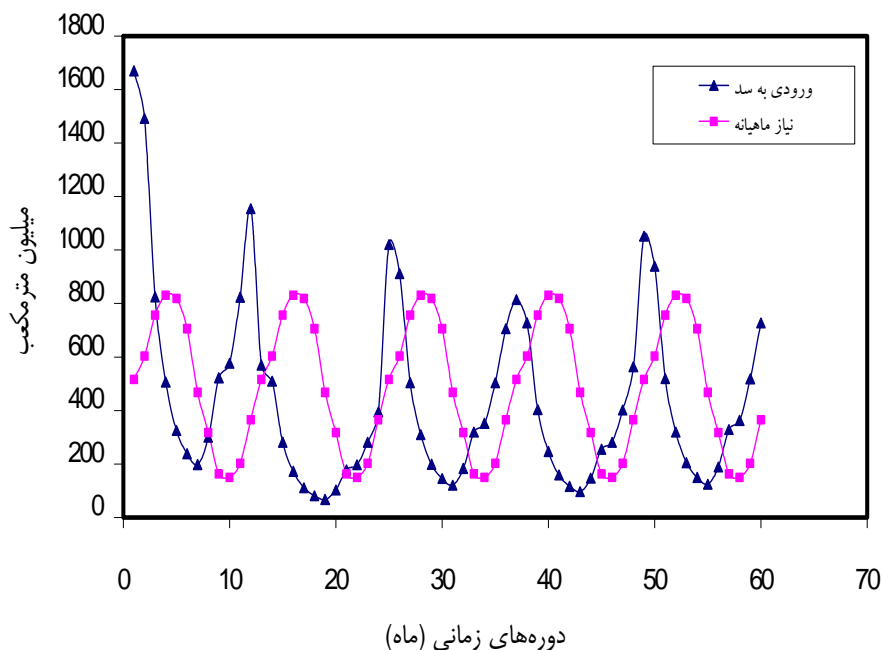
p_{best}	ضریب تخیر ρ	ضریب β	ضریب α	تعداد مورچه‌ها
۰.۶	۰.۹۲	۰.۲	۱	۱۰۰

جواب‌های حاصل از فرآیند SAR در جدول ۵ با جواب‌های حاصل از کاربرد ساده الگوریتم MMAS مقایسه شده است. حداکثر تعداد تکرارها در همه اجراها برابر ۱۰۰۰ در نظر گرفته شده است. نتایج نشان می‌دهند که استفاده از فرآیند SAR تأثیر قابل ملاحظه‌ای در بهبود جواب‌ها داشته است.

جواب حاصل از حل این مسأله با استفاده از الگوریتم ACS_{gb} ۱۵۰ مورچه و ۵۰۰ تکرار برابر ۰/۹۴۹ (جلالی، ۱۳۸۴) و با استفاده از نرم‌افزار LINGO (نسخه ۸) برابر ۰/۷۹۶ می‌باشد. جواب‌های حاصل از به کارگیری MMAS (با و بدون اعمال فرآیند SAR) به ترتیب برابر ۰/۷۸۳۰۵۱ و ۰/۹۲۶۰۲ بدست آمده است که نشان دهنده میزان بهبود حاصل از بکارگیری فرآیند SAR است. لازم به تذکر است که همه این جواب‌ها با استفاده از گسسته‌سازی متغیرهای تصمیم به ۲۰ دسته مساوی بدست آمده است.

۲-۴- بهره‌برداری از مخزن برقابی

در این مثال، مسأله بهره‌برداری بهینه از مخزن برقابی مد نظر قرار می‌گیرد. جهت تعریف مسأله تک مورد نظر از اطلاعات سد دز استفاده شده است. اطلاعات آبدی ورودی و احجام مخزن پیش از این ارائه شده است. مسأله بهره‌برداری مخازن برقابی دارای قیود غیرخطی بوده و فضای جستجوی متغیر تصمیم آن به صورت غیرمحدب^{۱۸} می‌باشد. در روابط تولید انرژی، علاوه بر آبدی بار آب مؤثر بر توربین‌ها نیز می‌بایست تعریف گردد. جهت استفاده از اطلاعات حجم- ارتفاع مخزن یک تابع چند جمله‌ای درجه سوم به صورت معادله ۲۷ بر آنها برازش داده شده است (جلالی، م.ر. ۱۳۸۴):



شکل ۳- نیازها و ورودی ماهیانه مخزن دز در دوره ۶۰ ماهه

جدول ۵- مشخصات آماری نتایج مسأله بهره برداری مخزن ساده با فرآیند SAR و بدون آن

اجراها	بدون استفاده از SAR	با استفاده از SAR
۱	۰/۹۲۶۰۲۵	۰/۹۱۵۴۶۲
۲	۰/۹۲۶۰۲۵	۰/۸۴۹۰۱۹
۳	۱/۲۰۹۸۶	۰/۸۱۴۶۱۲
۴	۱/۰۵۱۷	۰/۷۹۰۷۰۷
۵	۱/۱۱۴۱۶	۰/۷۸۳۰۵۱
۶	۱/۰۳۳۶۱	۰/۸۰۳۷۹۵
۷	۱/۰۴۸۵	۰/۷۸۹۳۴۱
۸	۱/۰۳۳۹۱	۰/۷۸۶۰۸۱
۹	۱/۱۰۷۱۹	۰/۷۸۷۱
۱۰	۱/۰۳۴۰۷	۱/۰۳۴۰۷
میانگین	۱/۰۶۳۱۱	۰/۸۳۴۳۲۴
بهترین جواب	۰/۹۲۶۰۲۵	۰/۷۸۳۰۵۱
بدترین جواب	۱/۲۰۹۸۶	۱/۰۳۴۰۷
انحراف معیار	۰/۰۸۴۶۴۱	۰/۰۸۱۳۹۴
ضریب تغییرات	۰/۰۷۹۶۱۶	۰/۰۹۷۵۵۷

مؤثر، تراز پایاب نیروگاه سد دز معادل ۱۷۲ متر از سطح دریا منظور شده است. نیروگاه از ۸ واحد ۸۰/۸ مگاواتی تشکیل شده است که زمان کارکرد آن در طول روز حدود ۱۰ ساعت می‌باشد. به این ترتیب در محاسبات ضریب کارکرد (PF) معادل ۰/۴۱۷ می‌گردد. ظرفیت نصب نیروگاه معادل ۶۵۰ مگاوات و بازده آن معادل ۹۰٪ منظور

$$H = a + b.S + c.S^2 + d.S^3$$

$$a = 249.83364$$

$$b = 0.0587205$$

$$c = -1.37 \times 10^{-5}$$

$$d = 1.526 \times 10^{-9}$$

(۲۸)

که در آن S حجم مخزن بر حسب میلیون متر مکعب و H تراز مخزن بر حسب متر از سطح دریا می‌باشد. جهت تعیین مقدار بار آب

گردیده است. مدل بهینه‌سازی مسأله برقابی مورد نظر را می‌توان به صورت خلاصه زیر ارائه نمود:

$$\text{Minimize } O.F. = \sum_{i=1}^{NT} \left(1 - \frac{P_i}{Power} \right) \quad (29)$$

S.T.

$$S'_{i+1} = S_i + (Q_i - R_i) \times Co_i \quad (30)$$

(31)

$$P_i = \min \left((9810 \times 0.9 \times R_i \times h_i) / (PF \times 30 \times 24 \times 3600), Power \right)$$

$$H_i = a + b \times S_i + c \times S_i^2 + d \times S_i^3 \quad (32)$$

$$h_i = (H_i + H_{i+1}) / 2 - TWL \quad (33)$$

$$S_{min} \leq S_i \leq S_{max} \quad (34)$$

$i = 1 \dots NT$

که در آنها P_i توان تولیدی (مگاوات)، Power ظرفیت نصب نیروگاه (۵۰ مگاوات)، h_i بار آب مؤثر بر نیروگاه (متر) و TWL تراز پایاب نیروگاه (متر از سطح دریا) می‌باشد.

روال کلی محاسبات مربوط به مخزن برقابی را می‌توان به صورت زیر خلاصه کرد:

با در دسترس داشتن جواب تولید شده توسط مورچه فرضی، ابتدا مقدار حجم مخزن در تمامی ماهها با استفاده از رابطه پیوستگی بدست می‌آید. سپس با استفاده از رابطه حجم - ارتفاع مقدار ارتفاع آب مخزن سد در ابتدا و انتهای هر ماه و سپس بار آبی مؤثر بر نیروگاه محاسبه می‌گردد. حال توان تولیدی هر ماه که پارامترهای مجهول آن خروجی از سد و بار آبی مؤثر بر نیروگاه می‌باشد، قابل محاسبه و ارزیابی است. برای این مسأله نیز از روش تابع جریمه‌ای که در بهره‌برداری ساده شرح داده شد، استفاده گشته است. ضریب جریمه این مسأله برابر ۱۳۰ در نظر گرفته شده است.

در این مسأله به دلیل عدم امکان جداسازی متغیرهای خروجی و تراز مخزن در تابع هدف امکان تعریف اطلاعات کاوشی برای جزء مسیرها وجود ندارد. به همین دلیل مقدار اطلاعات کاوشی برای همه جزء مسیرها برابر یک و مقدار ضریب β در مسأله برقابی برابر صفر در نظر گرفته شده تا تأثیر اطلاعات کاوشی برای جزء مسیرها از بین برود. در این تحقیق محدوده مجاز خروجی از مخزن برابر [0,1000] میلیون متر مکعب برماه در نظر گرفته و به ۱۱ دسته مساوی تقسیم شده است. مقدار بهینه پارامترهای الگوریتم MMAS که از طریق آزمون و خطا بدست آمده، در جدول ۶ نشان داده شده است. جدول ۷، نتایج حاصل از حل این مسأله (با و بدون فرآیند SAR) را به ازای ۱۰ اجرای مختلف نشان می‌دهد. حداکثر تعداد تکرارها در همه اجراها برابر ۲۰۰۰ در نظر گرفته شده است. نتایج نشان می‌دهند که استفاده از فرآیند SAR تأثیر قابل ملاحظه‌ای در بهبود جوابها داشته است.

جدول ۶- پارامترهای بهینه مدل در الگوریتم MMAS در

مسأله برقابی

تعداد مورچه‌ها	ضریب α	ضریب β	ضریب تبخیر ρ	p_{best}
۱۰۰	۱	۰	۰/۹۵	۰/۶

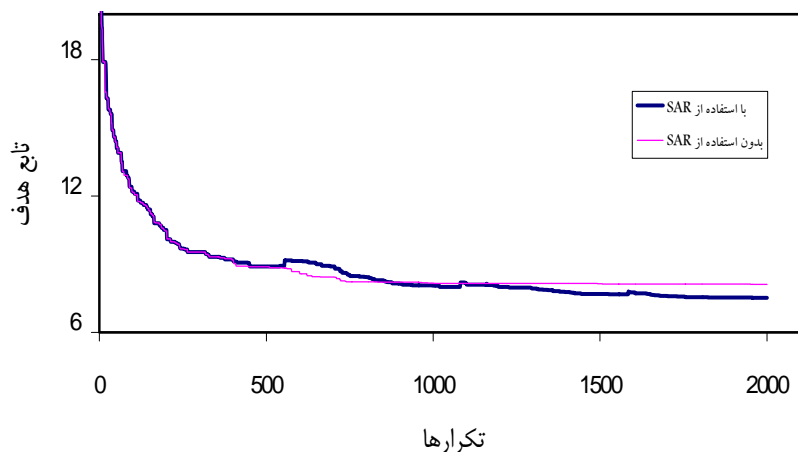
جدول ۷- مشخصات آماری نتایج مسأله بهره برداری مخزن-

برقابی با فرآیند SAR و بدون آن

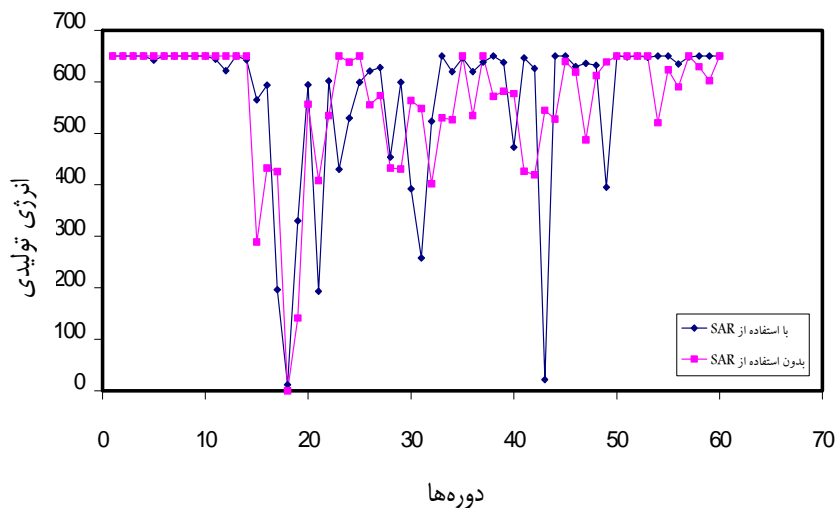
اجراها	با استفاده از SAR	بدون استفاده از SAR
۱	۷/۹۹۹۸۹	۸/۲۷۱۲۹
۲	۹/۲۴۰۷۸۱	۸/۲۵۴۶۱
۳	۸/۴۳۹۶۹	۸/۱۳۲۳۲
۴	۸/۰۳۸۶۶۳	۸/۱۸۰۱۵
۵	۷/۵۲۷۵۳۹	۸/۲۰۷۷۹
۶	۷/۵۰۷۵۰۱	۸/۴۳۰۶
۷	۸/۶	۸/۱۴۸۹۹
۸	۷/۸۲	۸/۳۸۵۸۶
۹	۷/۷۷	۸/۵۳۷۸۳
۱۰	۸/۸۱	۸/۱۰۴۵۴
میانگین	۸/۱۷۵۴۰۶	۸/۲۶۵۳
بهترین جواب	۷/۵۰۷۵۰۱	۸/۱۰۴۵۴
بدترین جواب	۹/۲۴۰۷۸۱	۸/۵۳۷۸۳
انحراف معیار	۰/۵۷۶۷۵۹	۰/۱۴۲۹۵۲
ضریب تغییرات	۰/۰۷۰۵۴۸	۰/۰۱۷۳۹۵

نحوه همگرایی جوابها در بهترین اجرا، (در حالت با و بدون فرآیند SAR)، در شکل شماره ۴ آورده شده است. تغییرات انرژی تولیدی و حجم مخزن در ماههای مختلف، در دو حالت (با و بدون فرآیند SAR) به ترتیب در شکل‌های ۵ و ۶ نشان داده شده‌اند.

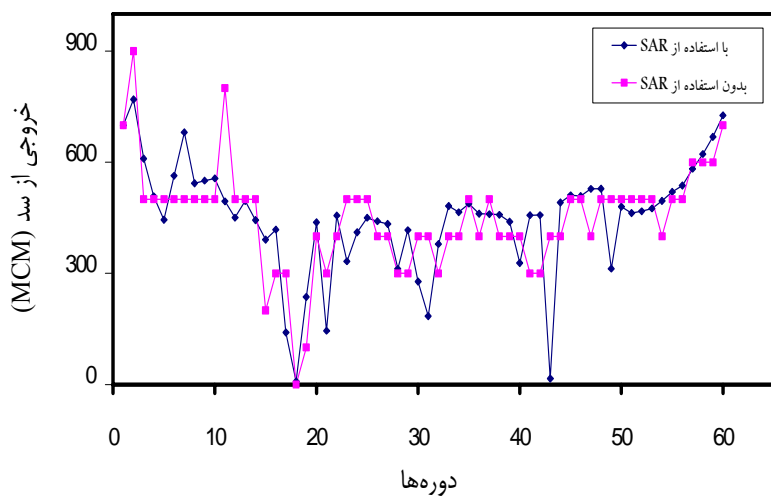
حل این مسأله با استفاده از نرم افزار LINGO (نسخه ۸) به جواب ۷/۳۷۲ و با استفاده از الگوریتم مورچه‌ها ACS_{gb} ، با ۱۰۰ مورچه و ۵۰۰ تکرار به جواب ۳۷/۲ منجر شده که البته جوابی ناشدنی است (جلالی، ۱۳۸۴). الگوریتم MMAS بدون استفاده از فرآیند SAR به جواب شدنی ۸/۱۰۴۵۴ و با استفاده از آن به جواب شدنی ۷/۵۰۷۵ دست یافته است. این مقایسه نشان می‌دهد که الگوریتم MMAS از قابلیت بالاتری نسبت به ACS_{gb} (جلالی، ۱۳۸۴) برای حل مسائل بهره‌برداری از مخزن برخوردار است.



شکل ۴- نحوه همگرایی جواب‌ها در مسئله بهره برداری مخزن برقابی با استفاده از الگوریتم MMAS در حالت بدون فرآیند SAR و با آن



شکل ۵- تغییرات انرژی تولیدی در مسئله بهره برداری مخزن برقابی با استفاده از الگوریتم MMAS در حالت بدون فرآیند SAR و با آن



شکل ۶- تغییرات خروجی از مخزن در مسئله بهره برداری مخزن برقابی با استفاده از الگوریتم MMAS در حالت بدون فرآیند SAR و با آن

۵- نتیجه گیری

در این مقاله سازوکار مناسبی موسوم به نظریه تطبیقی احتمالاتی برای افزایش قابلیت الگوریتم جامعه مورچه‌ها برای حل مسائل پیوسته ارائه شد. در این روش مسأله بهینه‌سازی پیوسته با مجموعه‌ای از بهینه‌سازی‌های گسسته جایگزین می‌شود که در آن گسسته‌سازی حوزه متغیرهای تصمیم با استفاده از یک توزیع گوسی صورت می‌گیرد. مقادیر میانگین و انحراف معیار توزیع گوسی در هر تکرار به ترتیب با استفاده از مقادیر جواب‌های بهینه و جواب‌های برتر تکرار قبل محاسبه می‌شود. استفاده از توزیع گوسی به معنی اهمیت بیشتر به فضاهای مجاور میانگین که احتمال قرار گرفتن جواب بهینه در آن بیشتر است و دادن سهم کمتر به فضاهایی که دورتر از میانگین قرار دارند، می‌باشد. به این ترتیب در گسسته‌سازی جدید فضای جستجو، فاصله نقاط گسسته‌سازی (گزینه‌های تصمیم) در اطراف جواب بهینه یافته شده در جستجوی قبلی کمتر و در فاصله‌های دورتر از آن بیشتر خواهد بود. قابلیت‌های فرآیند پیشنهادی با بکارگیری الگوریتم MMAS در حل چند مسأله ریاضی و در مسأله بهره برداری از مخزن ساده و برقایی مورد آزمون قرار گرفته و نتایج حاصل با روشهای دیگر مقایسه شده است. نتایج نشان داده‌اند که بکارگیری فرآیند نظریه تطبیقی احتمالاتی در الگوریتم جامعه مورچه‌ها در جهت نزدیکتر شدن به جواب‌های بهینه پیوسته که یکی از چالش‌های این الگوریتم محسوب می‌شود، بسیار مؤثر بوده است. تحقیقات برای تعمیم روش مورد نظر به سیستم‌های چند مخزنه ادامه دارد.

پی‌نوشت‌ها

- 1-Meta heuristic
- 2-Simulated Annealing
- 3-Genetic Algorithm
- 4-Tabu Search
- 5-Explorative Local Search
- 6-Ant Colony Optimization
- 7-Ant System
- 8- Ant Colony System
- 9- Ranked Ant System
- 10-Max-Min Ant System
- 11-Best-Worst Ant System
- 12- Hybrid Ant System
- 13- Stochastic Adaptive Refinement
- 14-Pheromone
- 15- Swarm Intelligence
- 16- Discrete Refining
- 17- Hill Climbing
- 18- Non Convex

۶- مراجع

جلالی، م. ر. (۱۳۸۴). "طراحی و بهره‌برداری بهینه از هیدروسستم‌ها با الگوریتم جامعه مورچه‌ها یک رهیافت فراکاوشی جدید." رساله دکتری، دانشگاه علم و صنعت ایران، دانشکده عمران.

Abbaspour, K.C., Schulin, R., Van Genuchten, M.T. (2001). "Estimating unsaturated soil hydraulic parameters using ant colony optimization." *adv water resour*, 24(8), pp. 827-841.

Afshar, M.H.(2005)." Application of Max-Min ant algorithm to joint layout and size optimization of pipe network." *Engineering optimization*, 38(3), pp. 1-19.

Afshar, M.H. (2006)." Improving the efficiency of ant algorithms using adaptive refinement: Application to storm water network design." *Advances in Water Resources*, 29, pp. 1371-1382.

Bullnheimer, B., Hartl, R.F., Strauss, C.(1999). "A new rank-based version of the ant system: A computational study." *Central European Journal for Operations Research and Economics*, 7(1), pp. 25-38.

Colomi, A.,Dorigo, M.,Maniezzo, V.(1991)."Ant System:An autocatalytic optimizing process." *Tech.Report 91-016, Politecnico di Milano,Italy.*

Cordon, O., Fernandez de Viana, I., Herrera, F., Moreno, L.(2000)."A new ACO model integrating evolutionary computation concepts: the best-worst ant system." *In Proceedings of ANTS'2000-From Ant Colonies to Artificial Ants:Second International Workshop on Ant Algorithms, Brussels, Belgium*, pp. 22-29

Dorigo, M., Gambardella, L.M.(1997a)." Ant colony system: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem." *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1(1), pp. 53-66.

Dorigo, M., Gambardella, L.M.(1997b)." Ant colonies for traveling salesman problem." *BioSystem*, 43, pp. 73-81.

Gambardella, L.M, Dorigo, M. (2000)."An ant colony system hybridized with a new local search for the sequential ordering problem." *INFORMS Journal on Computing*, 12(3), pp. 237-255.

Gen, M., Cheng, R.W.(1997). *Genetic Algorithms and Engineering Design*. John Wiley & Sons, Inc.

Maier, H.R., Simpson, A.R., Zecchin, A.C., Foong, W.K., Phang, K.Y., Seah, H.Y., Tan, C.L.(2003). "Ant colony optimization for design of water distribution system." *J. Water Resour. Plng. and Mgmt.*, 129(3), pp. 200-209.

Stutzle, T., Hoos, H.H.(2000). "Max-Min Ant system." *Future Generation Computer System*, 16(8), pp. 889-914.

Zecchin, A.C., Maier, H.R., Simpson, A.R., Roberts, A., Berrisford, M.J., Leonard, M.(2003). "Max-Min ant system applied to water distribution system optimization." *Modsim 2003-International Congress on Modeling and Simulation, Modeling and Simulation Society of Australia and New Zealand Inc., Townsville, Australia*, 2, pp. 795-800.

Manielzo, V., Colomi, A. (1996). "The ant system: optimization by a colony of cooperating ants." *IEEE Trans Syst Man Cybern.*, 26, pp. 29-42.

Simpson, A.R., Maier, H.R., Foong, W.K., Phang, K.Y., Seah, H.Y., Tan, C.L.(2001). "Selection of parameters for ant colony optimization applied to the optimal design of water distribution systems." *Proc., Int. Congress on Modeling and Simulation, Canberra, Australia*, pp. 1934-1936.