کاربرد مقایسه‌ای الگوریتم ژنتیک در بهینه‌سازی بهره‌برداری از سیستم‌های چندمخزنی

شروین ممتحن [۱] علیرضا برهانی داریان [۲]

(دریافت ۸۴/۸/۲۲ پذیرش ۸٤/۱۰/۸)

چکیده

در این مقاله، کاربرد الگوریتم ژنتیک در بهینه‌سازی بهره‌برداری از سیستم‌های چند مخزنی بررسی شده است. بهینه‌سازی پارامترهای سیاست بهره‌برداری در این روش، صرفاً با استفاده از نتایج شبیه‌سازی سیستم انجام می‌شود و بنابراین می‌توان انواع مختلفی از مسائل بهره‌برداری را مستقل از نوع تابع هدف و قیدهای آن و نیز ساختار سیاست بهره‌برداری، بهینه‌سازی نمود. در این مقاله پس از بررسی اجمالی روش الگوریتم ژنتیک پیشنهادی، عملکرد آن در بهینه‌سازی یک سیستم سه مخزنی بررسی و با روشهای برنامه ریزی پویای استوکستیک و برنامه‌ریزی پویا با رگرسیون مقایسه شده است. نتایج حاصل، نشانگر برتری الگوریتم ژنتیک هم به لحاظ سرعت محاسبات و هم مقدار تابع هدف در مقایسه با دو روش دیگر بوده است. با این حال به منظور افزایش کارآیی این روش، اصلاحاتی در آن صورت گرفته است. بهبود کارآیی عملگرهای الگوریتم ژنتیک به ویژه استفاده از قانون بهنگام سازی قدرت جهش و محاسبهٔ برازندگی کروموزوم‌ها به وسیلهٔ شبیه‌سازی سیستم با دوره‌های متغیر، دو نمونه از این اصلاحات را تشکیل داده‌اند. در بررسیهای انجام شده اثر این اصلاحات کاملاً مفید ارزیابی شده است به گونه‌ای که روش اصلاح شده قادر خواهد بود در مدت زمانی کمتر به نتایجی بهتر از روش معمولی دست یابد. ارزیابی مدل نهایی الگوریتم ژنتیک نشان می‌دهد که روش پیشنهادی روشی بسیار کارآمد در حل مسائل سیستم‌های بزرگ است که حل آنها با روشهای رایج غالباً غیرممکن است. به عبارتی، ارزش و کارآمدی عملگرهای پیشنهادی از نقطه‌ای شروع می‌شود که عملگرهای رایج الگوریتم ژنتیک در آن نقطه متوقف شده و قادر به پیشروی نیستند.

واژه‌های کلیدی: *سیستم‌های چند مخزنی، بهینه‌سازی، سیاست بهره‌برداری، الگوریتم ژنتیک.*

۱- دانشجوی دکترای مدیریت منابع آب، دانشکده عمران دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی momtahen@alborz.kntu.ac.ir
۲- عضو هیئت علمی دانشکده عمران، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

Genetic Algorithm (GA) Method for Optimization of Multi-Reservoir Systems Operation

Shervin Momtahen[1], Ali Reza Borhani Darian[2]

Abstract

A Genetic Algorithm (GA) method for optimization of multi-reservoir systems operation is proposed in this paper. In this method, the parameters of operating policies are optimized using system simulation results. Hence, any operating problem with any sort of objective function, constraints and structure of operating policy can be optimized by GA. The method is applied to a 3-reservoir system and is compared with two traditional methods of Stochastic Dynamic Programming and Dynamic Programming and Regression. The results show that GA is superior both in objective function value and in computational speed. The proposed method is further improved using a mutation power updating rule and a varying period simulation method. The later is a novel procedure proposed in this paper that is believed to help in solving computational time problem in large systems. These revisions are evaluated and proved to be very useful in converging to better solutions in much less time. The final GA method is eventually evaluated as a very efficient procedure that is able to solve problems of large multi-reservoir system which is usually impossible by traditional methods. In fact, the real performance of the GA method starts where others fail to function.

Keywords: *Multi-Reservoir System, Optimization, Operating Policy, Genetic Algorithm.*

1- Ph.D Student of Water Resources, Dept. of Civil Engineering, Khajeh Nasireddin Toosi University of Technology, momtahen@alborz.kntu.ac.ir
2- Faculty Member of Civil Engineering, Khajeh Nasireddin Toosi University of Technology

۱- مقدمه

بهینه‌سازی بهره‌برداری از سیستم‌های چند مخزنی و تدوین قوانین و سیاستهای کارآمد بهره‌برداری از آنها از چندین دهۀ پیش یکی از موضوعات اصلی در مطالعات منابع آب بوده و تحقیقات گسترده‌ای بر آن انجام شده است. در این راه پیشرفتهای فراوانی چه به لحاظ استراتژی‌های جدید و کارآمد حل مسئله و چه از نظر افزایش توانمندی و سرعت کامپیوترهای شخصی به عنوان ابزارهای محاسباتی به وجود آمده است. اما به رغم این پیشرفتها، بهینه‌سازی بهره‌برداری از یک سیستم چند مخزنی بزرگ به صورت یکپارچه به ویژه هنگامی که عدم قطعیتهای هیدرولوژیکی سیستم به صورت واقع بینانه در نظر گرفته می‌شوند، همچنان کاری چالش‌دار باقی مانده است.

لابادیه[1] در مروری بر استراتژی‌های حل مسئله بهینه‌سازی بهره‌برداری از سیستم مخازن، این استراتژی‌ها را در چهار دستۀ بهینه‌سازی استوکستیک ضمنی(ISO)[2]، بهینه‌سازی استوکستیک صریح (ESO)[3]، کنترل بهینۀ زمان واقعی[4] و روشهای برنامه‌ریزی کاوشی مورد بررسی قرار داده است [۱]. روش الگوریتم ژنتیک (GA)[5] در این بررسی به عنوان یک روش برنامه‌ریزی کاوشی در نظر گرفته شده است و دارای این مزیت ویژه می‌باشد که می‌تواند تمامی جزئیات مدل‌های شبیه‌سازی هیدرولوژیکی و نیز مدل‌های کیفی آب را در مدل بهینه سازی در نظر بگیرد بدون آن که به فرضیاتی برای ساده‌سازی مسئله یا محاسبۀ مشتقات تابع هدف نیاز داشته باشد. از این رو می‌توان روش GA را استراتژی امیدوارکننده‌ای در حل مسئله بهره‌برداری بهینه از سیستم مخازن، به ویژه در سیستم‌های واقعی بزرگ با توابع هدف و قیدهای پیچیدۀ غیرخطی و تفکیک ناپذیر دانست.

الگوریتم‌های ژنتیک از طریق فرآیندی شبیه به «روشهای انتخاب طبیعی و ژنتیک طبیعی» در علوم زیست شناسی به بهینه‌سازی مسائل می پردازند [۲]. این الگوریتم‌ها در طول دهۀ گذشته به طور گسترده به عنوان ابزارهای جستجو و بهینه‌سازی در رشته‌های مختلف از جمله بازرگانی، علوم و مهندسی به کار گرفته شده‌اند [۳].

اگرچه استفاده از GA در مسائل بهره‌برداری از سیستم‌های منابع آب روش نسبتاً جدیدی محسوب می‌شود، اما کاربردهای موفقی از آن گزارش شده است. ایسات[6] و هال[7] کاربرد GA را در یک سیستم چهار مخزنی معروف بررسی کردند. آنها مدل GA را با برنامه‌ریزی پویا، مقایسه و آن را به لحاظ نیازهای محاسباتی کاملاً برتر گزارش نمودند [۴]. واردلا[8] و شریف[9] نیز از GA برای بهینه‌سازی همان سیستم چهار مخزنی استفاده کرده و نشان دادند که این روش می‌تواند جوابهای توانمند و قابل قبولی ارائه دهد [۵]. یک سال بعد این کار توسط شریف و واردلا توسعۀ بیشتری یافت [۶]. اولیویرا[10] و لاکس[11] از GA برای بهینه‌سازی منحنی‌های فرمان در سیستم‌های چند مخزنی استفاده کردند و آن را راهی عملی و توانمند برای تخمین سیاستهای بهره‌برداری از سیستم‌های مخازن پیچیده ارزیابی نمودند [۷]. کای و همکاران[12]، GA را با برنامه‌ریزی خطی ترکیب و برای حل مسائل مدیریت منابع آب بزرگ غیرخطی با موفقیت مورد استفاده قرار دادند [۸]. چن[13] از این الگوریتم در به دست آوردن منحنیهای فرمان یک سیستم تک مخزنی استفاده کرد و آن را برای بهینه‌سازی سیستم‌های کاملاً غیرخطی، بسیار مؤثر ارزیابی نمود [۹]. تونگ و همکاران[14] از GA برای تعیین مقدار بهینۀ پارامترهای نوعی از منحنیهای بهره‌برداری مخازن استفاده کرده و آن را ابزار قدرتمندی برای یافتن استراتژی‌های مدیریت منابع آب بهینه ارزیابی نمودند [۱۰]. ممتحن و همکاران، از GA در بهینه‌سازی ساختارهای مختلفی از سیاستهای بهره‌برداری برای یک سیستم تک مخزنی استفاده کردند و عملکرد آن را با روشهای برنامه‌ریزی پویای استوکستیک (SDP)[15] و برنامه‌ریزی پویا با رگرسیون (DPR)[16] به عنوان دو روش مرسوم بهینه‌سازی مقایسه نمودند. آنها سیاستهای با ساختار سادۀ خطی و خطی قطعه‌ای به دست آمده از روش GA را برتر از سیاستهای حاصل از روشهای بهینه سازی مرسوم گزارش کردند [۱۱].

به طور کلی می‌توان کاربرد GA در بهینه‌سازی بهره‌برداری از منابع آب را در تحقیقات گذشته به دو دستۀ بهینه‌سازی "برداشتهای هر دوره زمانی" و بهینه‌سازی پارامترهای سیاست بهره‌برداری" تقسیم کرد [۱]. در این دسته‌بندی، شریف و واردلا از دستۀ اول و اولیویرا و لاکس ، و ممتحن و همکاران از دستۀ دوم می‌باشند. در دستۀ اول GA به طریقی به کار گرفته می‌شود که نتایجی مشابه مدل‌های برنامه‌ریزی پویا تولید کند و بنابراین به طور خودکار قسمتی از مشکلات محاسباتی این مدل‌ها را نیز به همراه خواهد داشت. اما در دستۀ دوم از GA با یک رویکرد جدید، یعنی

[1] Labadie
[2] Implicit Stochastic
[3] Explicit Stochastic Optimization
[4] Real-Time Optimal Control
[5] Genetic Algorithm
[6] Esat
[7] Hall
[8] Wardlaw
[9] Sharif
[10] Oliveira
[11] Loucks
[12] Cai et al.
[13] Chen
[14] Tung et al.
[15] Stochastic Dynamic Programming
[16] Dynamic Programming and Regression

جستجوی مستقیم پارامترهای سیاست، استفاده شده است به گونه‌ای که روشهای بهینه‌سازی دیگر امکان استفاده در این رویکرد را ندارند. بنابراین، به نظر می‌رسد در این روش استفادهٔ بهتری از پتانسیل GA می‌شود. روش مورد استفاده در این مقاله نیز از دستهٔ دوم می‌باشد.

در مقاله حاضر کار ممتحن و همکاران توسعه داده شده و روش جستجوی مستقیم پارامترهای سیاست، با استفاده از GA در سیستم‌های چند مخزنی بررسی شده است. همچنین، در بخشهای مختلفی از این روش اصلاحاتی پیشنهاد شده تا بتوان سیاستهای بهینه‌سازی بهتری را در زمانی کم‌تر به دست آورد. عملکرد این مدل به لحاظ نیازهای محاسباتی و مقادیر تابع هدف در یک سیستم سه مخزنی با مدل‌های DPR و SDP مقایسه شده است.

۲- روش تحقیق

۲-۱- روش بهینه‌سازی با استفاده از الگوریتم ژنتیک

در بهینه‌سازی سیاستهای بهره‌برداری از سیستم مخازن با استفاده از GA، ابتدا سیاست بهره‌برداری به صورت روابطی پارامتریک با ساختار معین تعریف و سپس مقادیر بهینه پارامترها مستقیماً به وسیلهٔ GA تعیین می‌گردند. معیار اصلی بهینه‌سازی در این روش، مقدار تابع هدف حاصل از شبیه‌سازی سیستم متناظر با هر دسته از پارامترهای سیاست است. بنابراین انواع توابع بهینه‌سازی و ساختارهای سیاست بهره‌برداری را می‌توان بدون نیاز به شرایطی چون خطی یا تفکیک‌پذیر بودن، مورد تحلیل قرار داد. این آزادی عمل در انتخاب نوع سیاست بهره‌برداری، بررسی هر چه بیشتر این سیاستها را از جهات گوناگون طلب می‌کند.

یک سیاست بهره‌برداری، مشتمل بر مجموعه‌ای از قوانین است که در حالتهای مختلف بهره‌برداری، مقدار آبی را که باید ذخیره یا رهاسازی شود تعیین می‌نماید [۱۲]. بنابراین به منظور مشخص نمودن ساختار سیاست بهره‌برداری از یک سیستم چند مخزنی باید نوع متغیرهای حالت و تصمیم (یا همان متغیرهای ورودی و خروجی قوانین بهره‌برداری) و رابطهٔ بین آنها را برای قوانین متناظر با هر یک از مخازن سیستم انتخاب نمود. اگرچه نوع متغیرهای ورودی و خروجی سیاست نیز به ویژه در سیستم‌های چند مخزنی می‌تواند بر نتایج مدل اثرگذار باشد اما به دلیل گسترهٔ انتخاب ساختار قوانین سیاست، این انتخاب در این روش از اهمیت بیشتری برخوردار است.

برای تعریف قانون بهره‌برداری به ویژه در روش الگورتیم ژنتیک از ساختارهای مختلفی می‌توان استفاده کرد. رابطهٔ خطی ساده‌ترین نوع این قوانین است که شکلهایی از آن در برخی روشهای بهینه‌سازی مرسوم همچون برنامه‌ریزی خطی با نبود احتمالی[1] [۱۳ و ۱۴] و برنامه‌ریزی پویا با رگرسیون [۱۵] نیز استفاده شده است. به عنوان مثال در صورتی که متغیرهای ورودی رابطه خطی برای هر مخزن تنها به صورت متغیرهای حالت همان مخزن در نظر گرفته شود، قانون بهره‌برداری خطی مخزن را می‌توان به صورت رابطه زیر نوشت:

$$R_{i,t}= f_{LR}(S_{i,t} , I_{i,t})= a_{i,t}S_{i,t}+b_{i,t}I_{i,t}+ c_{i,t} \qquad (۱)$$

که در آن، f_{LR} : بیانگر رابطه‌ای از نوع خطی، t : شمارهٔ دورهٔ بهره‌برداری در سال، i شمارهٔ مخزن در سیستم، R مقدار برداشت از مخزن، S : حجم ذخیرهٔ مخزن و I : مقدار ورودی به مخزن می‌باشند. همچنین، متغیرهای a، b و c پارامترهای قانون بهره‌برداری هستند که سیاست بهره‌برداری با تعیین مقدار بهینهٔ آنها تعیین می‌شود.

رابطهٔ خطی قطعه‌ای، نوع دیگری از قوانین بهره‌برداری بوده و توسعه یافتهٔ رابطهٔ خطی می‌باشد، که در شکل ۱ نمونه‌ای از آن نشان داده شده است. در این شکل متغیرهای x و y به صورت زیر تعریف می‌شوند

$$y=f_{PL}(x) \qquad (۲)$$

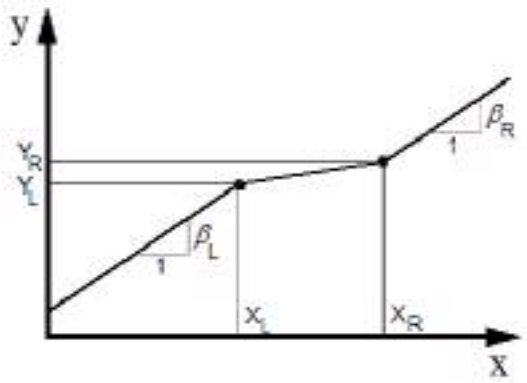
که در آن

$$y=R_{i,t} \text{ و } x= (S_{i,t}+b_{i,t}I_{i,t}+ c_{i,t})$$

در این رابطه، f_{PL} بیانگر خطی قطعه‌ای بودن ساختار سیاست است و برای تعیین آن علاوه بر متغیرهای b و c، پارامترهای تعریف کنندهٔ موقعیت خطوط یعنی مختصات نقاط انتهایی قطعه خطها و یا شیب آنها نیز باید به وسیلهٔ الگوریتم ژنتیک تعیین شوند. علاوه بر روابط خطی و خطی قطعه‌ای، ساختارهای پیچیده و غیرخطی دیگری از جمله شبکه‌های عصبی مصنوعی یا پایگاههای قوانین فازی نیز برای روابط بهره‌برداری قابل استفاده است. این روابط اگر چه دارای درجه آزادی و انعطاف‌پذیری بالایی می‌باشند اما با توجه به تعداد بسیار زیاد پارامترهای آنها، حجم بسیار زیادی از محاسبات برای بهینه‌سازی آنها لازم است. از طرف دیگر در استفاده از این روابط، امکان فوق برازش یافتن بر داده‌های کالیبراسیون وجود دارد که در آن صورت به رغم عملکرد بسیار خوب در دورهٔ کالیبراسیون، عملکرد آنها در شرایط ناشناختهٔ آینده بسیار ضعیف خواهد بود و استفاده از آنها توصیه نمی‌شود [۱۱].

پس از تعریف ساختار سیاست بهره‌برداری و مشخص شدن پارامترهای آن، وظیفه تعیین مقدار بهینه آنها را الگوریتم ژنتیک بر عهده می‌گیرد. در این الگوریتم، پارامترهای سیاست به عنوان متغیرهای بهینه‌سازی در قالب یک رشته یا کروموزوم ارائه و به اصطلاح کدبندی می‌شوند. به منظور شروع فرآیند محاسبات،

[1] Chance Constrained Linear Programming (CCLP)



شکل ۱- نمونه‌ای از یک رابطهٔ خطی قطعه‌ای

تعدادی کروموزوم به روش تصادفی مقداردهی می‌شوند تا اولین نسل کروموزوم‌ها را تشکیل دهند. اپراتورهای انتخاب[1]، همبُری[2] و جهش[3] به ترتیب بر این نسل (والدین) اعمال می‌شود تا نسل بعدی (فرزندان) را به وجود آورند. اپراتور انتخاب عامل بقای کروموزوم‌های قوی‌تر و انتقال آنها به نسلهای بعدی است که بر مبنای مقدار برازندگی هر کروموزوم عمل می‌کند. برازندگی، معیاری برای سنجش میزان قدرتمند بودن یک کروموزوم است که در مسئله بهره‌برداری از مخزن، بر مبنای مقدار تابع هدف حاصل از سیاست متناظر با کروموزوم و به وسیلهٔ شبیه‌سازی سیستم به دست می‌آید. اپراتورهای همبری و جهش نیز بر کروموزوم‌های منتخب از نسل والدین اعمال می‌شوند تا با ترکیب و تغییر بعضی قسمتهای آنها به تولید کروموزوم‌های جدید و کاوش در فضای جستجوی مسئله کمک نمایند [۳].

در این مقاله با توجه به ماهیت کار از روش کدبندی حقیقی[4] برای ارائه کروموزوم‌ها استفاده شده است. این روش در تحقیقات گذشته نیز به عنوان روش کدبندی مناسبی، در مسئله بهره‌برداری از سیستم مخازن گزارش شده است [۶]. همچنین، در بخش اول استفاده از الگوریتم ژنتیک در این مقاله، اپراتور انتخاب از نوع رقابتی[5] و اپراتورهای همبری و جهش از نوع حسابی[6] به عنوان اپراتورهای مرسوم در کدبندی مقدار حقیقی در نظر گرفته شده‌اند.

۲-۲-کاربرد در یک سیستم سه مخزنی

عملکرد روش الگوریتم ژنتیک در مقایسه با روشهای بهینه‌سازی مرسوم در یک سیستم سه مخزنی ارزیابی شده است. از آنجایی که در این ارزیابی به مدت زمان محاسبات مدل‌ها نیز اشاره شده است، لازم به ذکر می‌باشد که کلیهٔ محاسبات در این مقاله با استفاده از یک دستگاه کامپیوتر شخصی پنتیوم ۴ دارای سرعت CPU برابر با ۲۸۰۰ مگاهرتز و ظرفیت RAM برابر با ۲۵۶ مگابایت انجام شده و مدت زمان محاسبات بر مبنای این دستگاه ارائه شده است.

سیستم سه مخزنی مورد نظر که به صورت شماتیک در شکل ۲ نشان داده شده یک سیستم غیر واقعی است که بر مبنای سیستم واقعی کرج- لتیان تعریف گردیده است. ظرفیت مخازن شمارهٔ ۱، ۲ و ۳ در این سیستم به ترتیب برابر با نصف ظرفیت مخزن کرج (۹۴ MCM)، نصف ظرفیت مخزن لتیان (۳۵ MCM) و مجموع ظرفیت این دو (۱۲۹ MCM) در نظر گرفته شده است. جریان ورودی رودخانه‌های کرج و لتیان به ترتیب به مخازن شماره ۱ و ۲ وارد می‌شوند که مقدار آنها برابر آمار تاریخی موجود فرض شده است. در پایین دست مخزن شماره ۳، محل نیازهای شرب و کشاورزی فرض گردیده است.

تابع هدف در مسئله بهینه‌سازی بهره‌برداری از این سیستم به صورت حداکثرسازی سود سیستم می‌باشد که در رابطه ۳ تعریف شده است

$$\text{Max } Z = \sum_{n=1}^{N} (-W_1.Pd_n + W_2.Be_n + W_3.Bi_n - W_4.Pe_n) \qquad (۳)$$

که در آن

(۴)

$$Pd_n = (DD_n - R_{n,3})^2, Bi_n = 0, Pe_n = 0 \quad \text{اگر} \quad : \quad R_{n,3} < DD_n$$

$$Pd_n = 0, Bi_n = (R_{n,3} - DD_n), Pe_n = 0 \quad \text{اگر} :$$

$$DD_n \le R_{n,3} < DD_n + DA_n$$

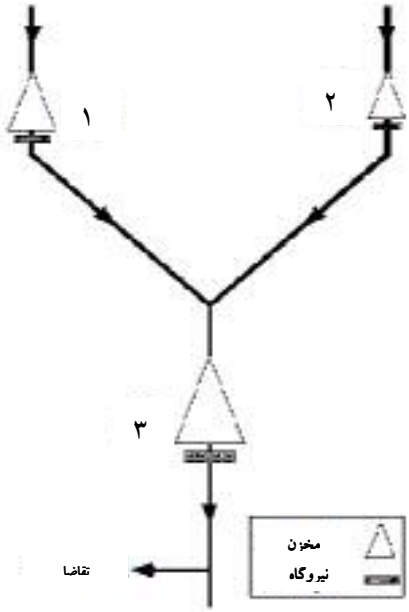
$$Pd_n = 0, Bi_n = (DA_n), Pe_n = (R_{n,3} - DD_n - DA_n)^2 \quad \text{اگر} :$$

$$R_{n,3} \ge DD_n + DA_n$$

$$Be_n = \sum_{i=1}^{3} h_{n,i} \ , \ R_{n,i} \qquad (۵)$$

در روابط فوق، n: شمارهٔ دورهٔ بهره‌برداری، N: طول کل دورهٔ

[1] Selection
[2] Crossover
[3] Mutation
[4] Real coded
[5] Tournament
[6] Arithmetic



شکل ۲ – نمای سیستم سه مخزنی

شبیه‌سازی، Pd : جریمهٔ عدم تأمین آب شرب، Be : سود حاصل از تولید انرژی برق آبی، Bi : سود حاصل از تأمین آب کشاورزی مازاد بر آب شرب و Pe : جریمهٔ متناظر با سرریز آب می‌باشد. اندیس i شمارهٔ مخزن را مشخص می‌کند و متغیرهای $R_{n,i}$ و $h_{n,i}$ به ترتیب برابر مقدار آب برداشت شده از مخزن و مقدار ارتفاع آب پشت توربین مخزن می‌باشند. همچنین DA و DD به ترتیب برابر مقدار تقاضای آب کشاورزی و آب شرب هستند و W_1، W_2، W_3 و W_4 ضرایب وزنی ثابت می‌باشند که اهمیت نسبی هر یک از بخشهای تابع هدف را نشان می‌دهند. در این مسئله مقدار این وزنها به گونه‌ای در نظر گرفته شده که چهار بخش تابع هدف تقریباً دارای اهمیت یکسانی باشند.

۲-۲-۱- مدل‌های بهینه‌سازی

۲-۲-۱-۱- برنامه‌ریزی پویا با رگرسیون

این روش که از استراتژی بهینه‌سازی استوکاستیک ضمنی (ISO) برای بهینه‌سازی سیاست بهره‌برداری استفاده می‌کند، برای اولین بار توسط یانگ[1] معرفی شد [۱۶]. سپس باسکار[2] و وایتلاش[3] آنرا بسط داده و سیاستهای خطی و غیرخطی مختلفی را بررسی نمودند [۱۵]. در این روش، ابتدا یک مدل برنامه‌ریزی پویای معین بهره‌برداری از سیستم را در طول سری جریانهای ورودی بهینه‌سازی می‌کند تا مقدار متغیر تصمیم بهره‌برداری بهینه در هر دوره بهره‌برداری و متغیرهای حالت متناظر با آن تعیین گردد. سپس پارامترهای سیاست بهره‌برداری با برازش یافتن بر این نتایج تعیین می‌گردند.

در بهره‌برداری بهینه از مخازن ۱، ۲ و ۳ از روش برنامه‌ریزی پویای معین از نوع پسرو به ترتیب با ۱۵، ۶ و ۲۰ فاصله گسسته‌سازی استفاده شده است. تعداد فواصل گسسته‌سازی به گونه‌ای انتخاب شده است که حجم متناظر با هر فاصله گسسته‌سازی در هر سه مخزن تقریباً یکسان بوده و در عین حال محاسبات در مدت زمان مناسبی به پایان برسد. سیاست بهره‌برداری با رابطهٔ خطی روابط ۶ و ۷ برای برازش یافتن بر نتایج مدل برنامه‌ریزی پویای معین (DP) معین در نظر گرفته شده است

$$R_{3,t} = f_{LR}(S_{i,t}, Q_{i,t}) = a_{i,t}S_{i,t} + b_{i,t}Q_{i,t} + d_{i,t} \quad i = i,2 \qquad (۶)$$

$$R_{3,t} = f_{LR}(S_{3,t}, R_{1,t}, R_{2,t}) = a_{3,t}S_{3,t} + b_{3,t}R_{1,t} + c_{3,t}R_{2,t} + d_{3,t} \quad i = 3 \qquad (۷)$$

در جدول ۱، مقادیر نمونهٔ به دست آمده برای پارامترهای این روابط در ماه اول بهره‌برداری آمده است.

۲-۲-۱-۲- برنامه ریزی پویای استوکستیک

از این مدل به عنوان مرسوم‌ترین نمایندهٔ مبحث بهینه‌سازی استوکستیک صریح استفاده شده است. استفاده از این مدل به طور مکرر برای بهینه‌سازی بهره‌برداری از سیستم مخازن گزارش شده است [۱۷ و ۱۸]. مدل SDP مورد استفاده به ترتیب با ۹، ۶ و ۱۳ فاصله گسسته‌سازی برای مخازن ۱، ۲ و ۳ و نیز ۴ فاصلهٔ گسسته سازی برای هر یک از دو جریان ورودی اجرا شده است.

[1] Young
[2] Bhaskar
[3] Whitlatch

۲-۲-۱-۳- الگوریتم ژنتیک

همان طور که پیشتر گفته شد این روش را می‌توان نماینده شایسته‌ای از دسته روشهای جستجوی مستقیم و بهینه‌سازی کاوشی دانست. با استفاده از این روش، سیاستهای بهره‌برداری با ساختارهای خطی و خطی قطعه‌ای بهینه‌سازی شده‌اند. ساختار سیاست خطی (LR) در الگوریتم ژنتیک مشابه مدل DPR است. همچنین، در سیاست خطی قطعه‌ای (PL) مورد استفاده نیز که به وسیلهٔ سه قطعه خط مشابه شکل ۱ تعریف شده است، متغیرهای ورودی و خروجی مشابه سیاست خطی می‌باشند. از آنجایی که فرآیند تصادفی نیز بخشی از الگوریتم ژنتیک را تشکیل می‌دهد، برای ارزیابی عملکرد این روش از میانگین نتایج ۱۰ اجرا استفاده شده است. معیار خاتمهٔ محاسبات مدل در هر اجرا، همگرایی و تثبیت مقدار تابع هدف در نظر گرفته شده است. به طوری که اگر تغییرات تابع هدف در ۵ نسل متوالی کمتر از ۵۰ واحد باشد تثبیت و پایداری آن پذیرفته می‌شود. نمونه‌ای از مقادیر پارامترهای رابطه بهره‌برداری خطی حاصل از مدل GA در جدول ۱ نشان داده شده است.

۲-۲-۲- مقایسهٔ مدل‌ها

در جدول ۲ نتایج اجرای مدل‌های بهینه‌سازی آمده است. به طوری که در این جدول ملاحظه می‌شود مدل‌های الگوریتم ژنتیک در مقایسه با دو مدل دیگر در مدت زمان بسیار کمتری به نتایج مناسبی دست یافته‌اند. سیاست خطی به دست آمده از الگوریتم ژنتیک در مقایسه با سیاست با ساختار مشابه حاصل از مدل DPR، در زمان کمتر از یک بیستم به تابع هدفی رسیده که بیش از ۳۸۰۰۰ واحد از آن بهتر است. همچنین در ساختار خطی قطعه‌ای، مقدار تابع هدف حاصل از الگوریتم ژنتیک که در زمانی حدود یک پنجم مدل SDP به دست آمده تنها ۶۱۵ واحد از سیاست SDP ضعیف‌تر است. این نتایج نشان دهندهٔ کارآیی قابل توجه مدل‌های الگوریتم ژنتیک در بهینه‌سازی سیاستهای بهره‌برداری می‌باشد.

با این حال، روش الگوریتم ژنتیک دارای ضعفهایی است که می‌تواند کارآیی بسیار خوب آن را تحت الشعاع قرار دهند. به عنوان مثال، این الگوریتم دارای پارامترهایی مانند اندازه جمعیت نسلها و احتمال عملکرد عملگرهاست که مقدار آنها برای اجرای مناسب باید به درستی انتخاب شود. در نتیجه، برای کاهش اثرات این نقطه ضعف باید تا حد امکان حساسیت نتایج اجرای الگوریتم را به این پارامترها کاهش داد. این موضوع، انگیزه‌ای برای اصلاح در بخشهایی از مدل الگوریتم ژنتیک مورد استفاده در این مقاله بوده است.

۲-۳- اصلاح عملگرهای الگوریتم ژنتیک

به منظور اصلاح مدل بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک با هدف کاهش برخی نقاط ضعف و افزایش کارآیی آن، تحقیقی دربارهٔ

جدول ۱- مقادیر پارامترهای سیاست بهره‌برداری خطی در ماه اول حاصل از روشهای مختلف

روش	شماره مخزن	a	b	c	d
برنامه ریزی پویا با رگرسیون	۱	۰/۸۹۶	۱/۳۳۸	-	-۶۶/۷۷۷
	۲	۰/۹۹۷	۰/۹۸۱	-	-۲۸/۸۸۲
	۳	۰/۳۷۲	۰/۹۰۱	۰/۵۲۹	-۱۵/۸۵۳
الگوریتم ژنتیک	۱	-۰/۲۳۲	۰/۶۶۶	-	-۱۸/۳۱۰
	۲	۰/۹۲۷	۰/۹۰۹	-	-۲۹/۰۸۱
	۳	۰/۲۶۸	۰/۲۰۷	۰/۴۹۰	-۲۸۶/۱۱۵

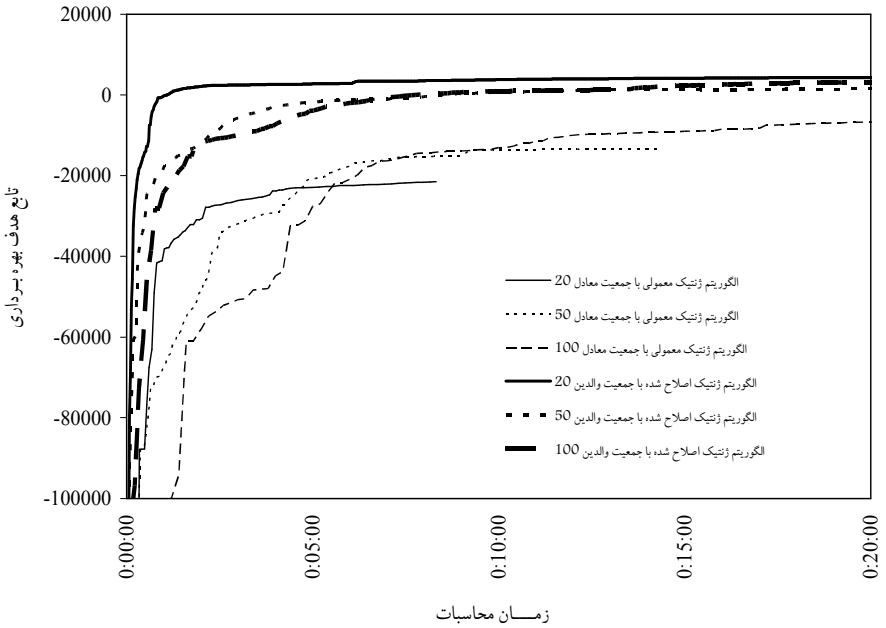
جدول ۲- مقایسهٔ نتایج مدل‌های بهینه سازی مختلف

ساختار بهینه‌سازی	مدل - ساختار سیاست	تعداد پارامترهای سیاست	مقدار تابع هدف	مدت زمان محاسبات (h:mm:ss)
استوکستیک ضمنی	برنامه ریزی پویا با رگرسیون - خطی	۱۲۰	-۴۴۸۳۰	۶:۳۵:۰۰
استوکستیک صریح	برنامه ریزی پویای استوکستیک	-	+۳۱۳۵	۴:۵۲:۱۰
روش کاوشی	الگوریتم ژنتیک – خطی	۱۲۰	-۶۶۶۵	۰:۱۸:۱۰
	الگوریتم ژنتیک – خطی قطعه‌ای	۲۶۴	+۲۵۲۰	۰:۴۹:۲۰

عملگرهای این الگوریتم صورت گرفته است. در نتیجه عملگرهای انتخاب از نوع رقابتی نخبه سالار[1]، همبری ترکیب[2] با ضریب ۰/۵، و جهش از نوع جهش توزیع نرمال[3] به عنوان بهترین عملگرها انتخاب گردیده و در مدل بهینه‌سازی استفاده شده‌اند [۱۹]. همچنین، در این الگوریتم از یک قانون بهنگام‌سازی برای تنظیم خودکار قدرت جهش استفاده گردیده که از قانون پیروزی یک پنجم در روش استراتژی‌های تکامل[4] الهام گرفته شده است.

در شکل ۳ نمونه‌ای از چند اجرای مدل الگوریتم ژنتیک با استفاده از روشهای معمولی و اصلاح شده برای سیاست خطی آمده است. همان گونه که در این شکل ملاحظه می‌گردد، مدل اصلاح شده علاوه بر این که دارای ثبات بیشتر و حساسیت کمتری نسبت به اندازه جمعیت می‌باشد، مقدار تابع هدف و زمان محاسبات را نیز تا حد قابل توجهی بهبود داده است. مقدار تابع هدف متناظر با اندازه جمعیتی برابر با ۵۰ کروموزوم در روش اصلاح شده که در مدت شانزده و نیم دقیقه به دست آمده است به طور متوسط برابر ۲۳۹۰+ واحد یعنی بیش از ۹۰۰۰ واحد بیشتر از الگوریتم ژنتیک معمولی می‌باشد. همچنین مدت زمان بهینه‌سازی سیاست خطی قطعه‌ای به حدود یک سوم کاهش یافته است. مقادیر مدت زمان محاسبات و مقدار تابع هدف نهایی حاصل از الگوریتم ژنتیک اصلاح شده در مقایسه با الگوریتم معمولی در جدول ۳ آمده است.

[1] Elitist Tournament Selection
[2] Blend Crossover (BLX)
[3] Normal Distribution Mutation
[4] Evolutionary Strategies



شکل ۳- مقایسه الگوریتم ژنتیک معمولی و اصلاح شده در اجرا با جمعیتهای مختلف

جدول ۳ - مقایسهٔ نتایج الگوریتم ژنتیک معمولی و اصلاح شده

روش بهینه سازی	سیاست	مقدار تابع هدف	زمان محاسبات (h:mm:ss)
الگوریتم ژنتیک معمولی	خطی	-۶۶۶۵	۰:۱۸:۱۰
	خطی قطعه‌ای	+۲۵۲۰	۰:۴۹:۲۰
الگوریتم ژنتیک اصلاح شده	خطی	+۲۳۸۹	۰:۱۶:۳۰
	خطی قطعه‌ای	+۴۵۵۰	۰:۱۸:۴۰

لازم به یادآوری است که این مقادیر بر مبنای میانگین ۱۰ اجرای الگوریتم می‌باشند که با معیار خاتمهٔ تغییرات تابع هدف به مقدار کمتر از ۵۰ واحد در ۵ نسل انتهایی به دست آمده‌اند و در صورتی که امکان ادامه محاسبات به الگوریتم داده شود، مقدار تابع هدف نیز به تدریج افزایش خواهد یافت (شکل ۴). بنابراین در روش اصلاح شده، حتی سیاست خطی ساده نیز می‌تواند به تابع هدفی برابر با تابع هدف مدل SDP برسد. بدین منظور کافی است مدت زمان محاسبات تا حدود ۲۵ دقیقه یعنی کمتر از یک دهم مدل SDP ادامه یابد. همچنین به طوری که در جدول ۳ ملاحظه می‌گردد، مقدار تابع هدف متناظر با سیاست خطی قطعه‌ای حاصل از الگوریتم ژنتیک اصلاح شده بیش از ۱۴۰۰ واحد از تابع هدف مدل SDP بیشتر است. بدین ترتیب، اصلاحات انجام شده در الگوریتم ژنتیک کاملاً مفید و مؤثر ارزیابی می‌گردد.

۲-۴- شبیه‌سازی با دوره‌های متغیر

کارآیی روش GA را با استفاده از خصوصیات مسئلهٔ بهره‌برداری نیز می‌توان افزایش داد. استفاده از دوره‌های متغیر در شبیه‌سازی به منظور تعیین برازندگی کروموزوم‌های نسلهای مختلف الگوریتم از این دست محسوب می‌شود. از آنجایی که الگوریتم ژنتیک در نسلهای اولیهٔ خود در حال کاوش فضای جستجوی مسئله است و هنوز به جواب دقیقی همگرا نشده، در این نسلها محاسبهٔ برازندگی کروموزوم‌ها به دقت بسیار بالا نیاز ندارد. در روش شبیه‌سازی با دوره‌های متغیر، مقدار برازندگی در نسلهای اولیه براساس دوره‌های کوتاهتری از کل سری زمانی محاسبه می‌شود و با پیشرفت محاسبات الگوریتم طول این دوره افزایش می‌یابد تا برابر با طول کل سری گردد. بدین ترتیب، بدون از دست دادن دقت در جواب نهایی، سرعت محاسبات الگوریتم افزایش قابل ملاحظه‌ای خواهد یافت. گامهای اجرای این روش عبارتند از:

۱- برای محاسبهٔ برازندگی نسل اول (k=1)، یک طول دورهٔ شبیه‌سازی اولیه (N_0^k) انتخاب کنید. این طول بین ۱۰ تا ۲۰ درصد طول کل دورهٔ شبیه‌سازی پیشنهاد می‌شود.

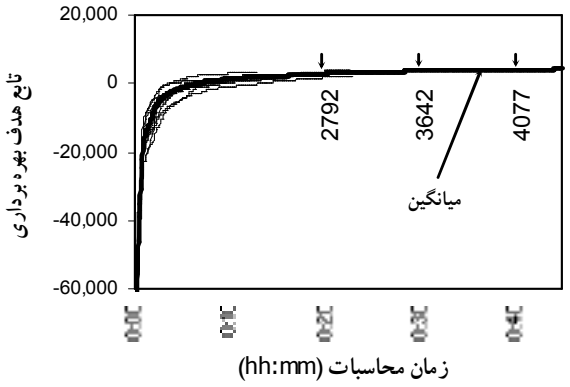
۲- برازندگی کروموزوم‌ها متناظر با دوره شبیه‌سازی به طول N_0^k را محاسبه و نسل فرزندان را بر مبنای آن تشکیل دهید. مقدار تابع هدف متناظر با برترین کروموزوم نسل والدین را برای کل دورهٔ شبیه‌سازی محاسبه کنید.

۳- به نسل بعد رفته (k=k+1) و گامهای ۲ و ۳ را برای آن انجام دهید.

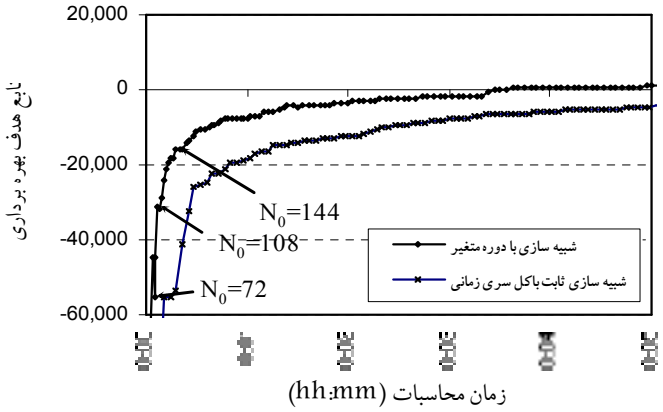
۴- در صورتی که مقدار تابع هدف به دست آمده در گام ۳ از مقدار مشابه در نسل قبل بهتر شده باشد به گام بعدی بروید. در غیر این صورت مقدار N_0^k را به اندازهٔ ΔN افزایش دهید (مقدار ΔN را می‌توان در حدود ۱۰٪ طول کل سری در نظر گرفت).

۵- اگر $N > N_0^k$ آنگاه به گام ۴ بروید. در غیر این صورت $N = N_0^k$ و محاسبات GA را با کل سری زمانی مطابق معمول ادامه بدهید.

در شکل ۵ نمودار تکامل تابع هدف با زمان محاسبات در الگوریتم ژنتیک با استفاده از شبیه‌سازی متغیر در مقایسه با روش معمول نشان داده شده است. به طوری که در این شکل ملاحظه می‌شود، روش شبیه‌سازی متغیر به ویژه در ابتدای محاسبات به مقادیر بهتری از تابع هدف دست یافته است که نشان دهندهٔ اثر بخش بودن این روش است. با این وجود اثر بهبودی این روش در مشخصات نقطه انتهایی محاسبات چه به لحاظ مدت زمان خاتمهٔ و چه به لحاظ مقدار تابع هدف کمتر از قسمت ابتدایی محاسبات می‌باشد. به عبارت دیگر، هرچه معیار خاتمه محاسبات سهل‌گیرانه‌تر باشد، اثر بخشی این روش قابل ملاحظه‌تر است. پیش‌بینی می‌شود این روش در سیستم‌های بزرگتر با سیاستهای پیچیده‌تر، بیشتر بتواند ارزشمندی خود را به اثبات رساند.



شکل ۴ – نمودار بهبود تابع هدف با زمان در اجراهای مختلف مدل و میانگین آنها برای سیاست خطی با جمعیت ۵۰ نفری والدین



شکل ۵ - مقایسهٔ روش شبیه سازی با دوره متغیر با روش معمولی

۳- نتیجه گیری

در ایـن مقالـه روش بهینـه‌سـازی مـستقیم پارامترهـای سیاسـت بهره‌برداری از سیستم مخازن، با استفاده از الگوریتم ژنتیـک ارائـه و بررسـی شـده اسـت. ایـن روش در یـک سیـستم سـه مخزنـی بـرای بهینه‌سـازی سیاستهایـی با ساختار خطی و خطی قطعه‌ای استفاده و نتایج آن با دو مدل بهینه‌سازی مرسوم یعنـی برنامـه‌ریـزی پویـای استوکستیک و برنامه‌ریزی پویـا بـا رگرسـیون مقایـسه شـده اسـت. نتایج حاصله نشان دهندهٔ کارآیی بالای روش الگـوریتم ژنتیـک، از نظـر سـرعت محاسـبات بهینـه‌سـازی و مقـدار تـابع هـدف حاصـله می‌باشد. با این وجـود، روش الگـوریتم ژنتیـک دارای برخـی نقـاط ضعف همچون حساسیت عملکرد مدل نسبت به پارامترهای اجرایـی آن، مانند اندازه جمعیت نسلها و احتمـال عملگرهـا مـی‌باشـد کـه بـه منظور کاهش این نقاط ضعف و افزایش هر چـه بیـشتر کـارآیی آن، اصلاحاتی در این روش پیشنهاد شده است.

۴- مراجع

1- Labadie, J. W. (2004). "Optimal Operation of Multireservoir Systems: State-of-the-Art Review." *J. Water Resources Planning and Management, ASCE,* 130(2), 93-111.

2- Goldberg, D.E. (1989). *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*. Addison-Wesley, Reading, Mass.

3- Deb, K. (2001). *Multi-objective optimization using evolutionary algorithms*, John Wiley and Sons. New York.

4- Esat, V., and Hall, M.J. (1994)."Water resources system optimization using genetic algorithms", Balkema, Rotterdaum the Netherlands., 225-231.

5- Sharif, M., and Wardlaw, R. (2000). "Multireservoir Systems Optimization Using Genetic Algorithms: Case Study." *J. of Computing in Civil Engineering, ASCE,*14(4), 255-263.

6- Wardlaw, R., and Sharif, M. (1999). "Evaluation of Genetic Algorithms for Optimal Reservoir System Operation." *J. Water Resources Planning and Management, ASCE,* 125(1), 25-33.

7- Oliveira, R., and Loucks, D. P. (1997) "Operating Rules for Multireservoir Systems." *J. Water Resour. Res.*, 33(4), 839-852.

8- Cai, X. , McKinney, D.C., and Lasdon, L. S. (2001). "Solving Nonlinear Water Management Models Using a Combined Genetic Algorithm and Linear Programming Approach." *J. Advanced in Water Resources*, 24, 667-676.

9- Chen, L. (2003). "Real Coded Genetic Algorithm Optimization of Long Term Reservoir Operation." *J. American Water Resources Association (JAWRA)*, 39(5), 1157-1165.

10- Tung, C., Hsu, S. Liu. C. M., and Li. Jr. Sh. (2003). "Application of the Genetic Algorithm for Optimizing Operation Rules of the LiYuTan Reservoir in Taiwan." *J. of American Water Resources Association (JAWRA)*, 39(3), 649-657.

11- Momtahen, S., Dariane, A. B., and McKey, M. (2005). “Direct Search Approach Using Genetic Algorithm for Optimization of Water Reservoir Operating Policies.” *J. Water Resources Planning and Management.* in press.
12- Wurbs, R. A. (1993). “Reservoir-system Simulation and Optimization Models.” *J. Water Resources Planning and Management , ASCE,* 119(4), 455-472.
13- ReVelle, C., Joeres, E., and Kirby, W. (1969). “The Linear Decision Rule in Reservoir Management and Design, 1, Development of the Stochastic Model.” *J. Water Reours. Res*., 5(4), 767-777.
14- Loucks, D.P. (1970). “Some Comments on Linear Decision Rules and Chance Constraints.” *J. Water Resour. Res.*, 6(2), 668-671.
15- Bhaskar, N. R., and Whitlatch, E. E. (1980). “Derivation of Monthly Reservoir Release Policies.” *J. Water Resour. Res*., 16(6),987-993.
16- Young, G. K. (1967). “Finding Reservoir Operating Rules.” *J. of Hydraulic Division, ASCE,* HY6, 297-321.
17- Butcher, W. S. (1971). “Stochastic Dynamic Programming for Optimum Reservoir Operation.” *Water Resource Bulletin*, 7(1), 115-123.
18- Torabi, M., and Mobasheri, F. (1973). “A Stochastic Dynamic Programming Model for the Optimum Operation of a Multi-Purpose Reservoir.” *Water Resource Bulletin*, 9(6), 1089-1099.
19- Eshelman, L. J., and Shaffer, J. D. (1993). *Real-coded genetic algorithms and interval schemata*, In : *Foundation of genetic algorithms 2 (FOGA-2)*, Morgan Kaman Publishers, San Mateo, CA, 187-202.