

بهره برداری بهینه کمی - کیفی از مخازن سدها با کاربرد مدل های استنتاج تطبیقی عصبی - فازی (ANFIS) و مدل بهینه سازی الگوریتم ژنتیک

فواد سلطانی (کارشناس ارشد)

رضا کراچیان (دانشیار)

محمد کارآموز (استاد)

قطب علمی مهندسی و مدیریت زیرساخت ها، دانشگاه تهران

در این نوشتار با تلفیق مدل های شبیه سازی کیفی مخزن و یک مدل بهینه سازی الگوریتم ژنتیک، سیاست های بهره برداری بهینه از مخزن سدها تدوین می شود. مدل شبیه سازی کیفی مورد استفاده در این تحقیق مدل استنتاج تطبیقی عصبی - فازی (ANFIS) است، که در داخل فرایند بهینه سازی، وضعیت لایه بندی کیفی مخزن و همچنین کیفیت آب خروجی از دریاچه ها را ارائه می دهد. در این تحقیق مدل کمی - کیفی بهینه سازی در افق بلندمدت، به یک مدل بلندمدت کمی و یک مدل سالانه کمی - کیفی شکسته می شود به طوری که حجم های بهینه ی مخزن در انتهای هر سال از مدل کمی بلندمدت به دست می آید و مدل سالانه کمی - کیفی، مقادیر بهینه ی خروجی از دریاچه ها را با توجه به قیود حجم های انتهای سال، به دست می دهد. در این نوشتار تأثیر این فرض ساده کننده که زمان اجرا را به طور قابل ملاحظه ای کاهش می دهد در کاهش دقت جواب ها مورد بررسی قرار می گیرد. شبیه سازی کیفی مخزن با توجه به فرایند برداشت انتخابی از دریاچه های مختلف صورت می گیرد. مدل پیشنهادی برای تدوین قوانین بهره برداری کمی و کیفی از مخزن سد ۱۵ خرداد که دارای مشکلات مربوط به کیفیت آب است، مورد استفاده قرار گرفته است.

foad_soltan@yahoo.com
kerachian@ut.ac.ir
karamouz@ut.ac.ir

واژگان کلیدی: بهره برداری از مخزن سد، الگوریتم ژنتیک، کیفیت آب، ANFIS.

مقدمه

امروزه افزایش جمعیت با رشد روزافزون نیازهای مختلف غذایی و آبی مواجه است. در سال های اخیر عواملی همچون رشد روزافزون مصرف آب، محدودیت منابع آب قابل استحصال، افزایش نقاط مصرف و فعالیت های صنعتی در اطراف شهرهای بزرگ، و نیز ورود آلاینده های مختلف به رودخانه های پایین دست سدهای مخزنی بر پیچیدگی برنامه ریزی برای بهره برداری کمی - کیفی از مخازن افزوده است. اهمیت این مسئله، ضرورت استفاده بهینه و پایدار از منابع محدود موجود را مشخص می سازد. جنبه ی دیگری که در بهره برداری کمی و کیفی از سیستم های منابع آب نمود بیشتری دارد وجود تصمیم گیرندگان و به تبع آن مطلوبیت های متعدد است که اغلب منجر به بروز اختلاف نظرها و تنش های قابل توجه در سطح مدیران، و تصمیم گیری سیستم های منابع آب و محیط زیست می شود. بنابراین برنامه ریزی کمی و کیفی سیستم های منابع آب مسئله ای است متشکل از اهداف متضاد و پیچیده و دارای متغیرهای تصمیم مهم، که تأمین نتایج مطلوب برای آن مستلزم استفاده از امکانات رایانه ای و جدیدترین نوآوری های موجود در زمینه ی تحلیل سیستم ها

است. روش های مورد استفاده در تدوین سیاست های بهره برداری کمی و کیفی از سیستم های منابع آب را می توان به دو دسته ی کلی تقسیم کرد: مدل های بهینه سازی و مدل های شبیه سازی. در مدل های شبیه سازی که کاربرد ویژه ای در برنامه ریزی کیفی منابع آب دارند، هر سیستم با یک مدل ریاضی یا فیزیکی معادل نمایش داده می شود. مدل های شبیه سازی ریاضی (مانند مدل های شبیه سازی سه بعدی کیفیت آب) معمولاً نیاز به محاسبات پیچیده و در نتیجه وقت گیر دارند. در این تحقیق سعی شده است تا با به کارگیری شیوه ی شبیه سازی استنتاج تطبیقی عصبی - فازی (ANFIS) پیچیدگی و زمان شبیه سازی مدل پیشنهادی کاهش داده شود. نیکلسون و همکاران در سال ۱۹۷۰ نشان دادند که سابقه ی اولین مطالعه در زمینه ی برنامه ریزی و مدیریت کمی - کیفی مخازن به دهه ی ۷۰ میلادی هم زمان با رشد مدل های شبیه سازی کیفی مخازن برمی گردد. در سال ۱۹۷۰ محققین نشان دادند که بهره برداری از مخازن را می توان با اهداف کمی و کیفی انجام داد، و در همین راستا با توجه به تغییرات دمای آب در مخزن در ماه های مختلف سال، یک مدل بهینه سازی پویا برای کاهش هزینه های تصفیه ی آلاینده های رودخانه های پایین دست، که متأثر از دبی و دمای آب خروجی از مخزن است، ارائه دادند.^[۱] بعدها یک مدل

تاریخ: دریافت ۲۷/۱۰/۱۳۸۵، داوری ۱۳/۴/۱۳۸۶، پذیرش ۱۶/۸/۱۳۸۶.

$$\bar{S}_m = \frac{\sum_{y=1}^Y S_{m,y}}{Y} \quad m = 1, \dots, 12 \quad (4)$$

$$C_m = \frac{\sum_{y=1}^Y ((\sum_{k=1}^P R_{k,m,y} \times C_{k,m,y}) / R_{m,y})}{Y} \quad m = 1, \dots, 12 \quad (5)$$

$$\begin{cases} S_{m+1,y} = S_{m,y} + I_{m,y} - R_{m,y} - L_{m,y} \\ m = 1, \dots, 11, y = 1, \dots, Y \\ S_{1,y+1} = S_{m,y} + I_{m,y} - R_{m,y} - L_{m,y} \\ m = 12, y = 1, \dots, Y \end{cases} \quad (6)$$

$$S_{\min} \leq S_{m,y} \leq S_{\max} \quad (7)$$

$$0 \leq r_{k,m,y} \leq r_{k,\max} \quad \forall m, y \quad (8)$$

$$C_{k,m,y} = g(\tilde{T}, \tilde{w}, \tilde{C}_{in}, \tilde{T}_{in}, \tilde{I}, \tilde{r}_k) \quad \forall m, y, k \quad (9)$$

در معادلات فوق متغیرها عبارت‌اند از:

$f_{r,m}()$: تابع مطلوبیت مربوط به میزان خروجی از مخزن در ماه m (این تابع مطلوبیت می‌تواند از بخش‌های مصرف‌کننده‌ی آب اخذ شود)؛

$f_{s,m}()$: تابع مطلوبیت مربوط به میزان حجم مخزن در انتهای ماه m (این تابع مطلوبیت را می‌توان از سازمان‌های تأمین‌کننده‌ی آب اخذ کرد)؛

$f_{c,m}()$: تابع مطلوبیت مربوط به میزان غلظت متوسط متغیر کیفی شاخص در ماه m (این تابع مطلوبیت را می‌توان از سازمان‌های مصرف‌کننده‌ی آب یا سازمان‌های مربوط به حفاظت محیط زیست اخذ کرد)؛

$w_s/w_r/w_c$: به ترتیب وزن یا قدرت نسبی تصمیم‌گیرندگان مرتبط با حجم ذخیره‌ی مخزن، میزان جریان ماهانه‌ی خروجی و کیفیت جریان خروجی؛

$d_{r,m}$: نقطه‌ی عدم توافق متناظر با تابع مطلوبیت مربوط به میزان خروجی از مخزن در ماه m ؛

$d_{s,m}$: نقطه‌ی عدم توافق متناظر با تابع مطلوبیت مربوط به حجم مخزن در ماه m ؛

$d_{c,m}$: نقطه‌ی عدم توافق متناظر با تابع مطلوبیت مربوط به کیفیت جریان خروجی در ماه m ؛

\bar{S}_m : حجم متوسط مخزن در ابتدای ماه m (میلیون متر مکعب)؛

S_{\min} : حداقل حجم مخزن (میلیون متر مکعب)؛

S_{\max} : حداکثر حجم مخزن (میلیون متر مکعب)؛

$S_{m,y}$: حجم مخزن در ابتدای ماه m از سال y (میلیون متر مکعب)؛

$R_{m,y}$: خروجی مخزن در ماه m از سال y (میلیون متر مکعب)؛

\bar{R}_m : خروجی متوسط مخزن در ماه m در دوره‌ی بهره‌برداری (میلیون متر مکعب)؛

$r_{k,m,y}$: خروجی از دریچه‌ی k ام مخزن در ماه m از سال y در دوره بهره‌برداری (میلیون متر مکعب)؛

$r_{k,\max}$: ظرفیت دریچه‌ی k (میلیون متر مکعب در ماه)؛

P : تعداد کل دریچه‌های مخزن؛

Y : تعداد سال‌های برنامه‌ریزی؛

y : شمارنده‌ی سال؛

$I_{m,y}$: ورودی به مخزن در ماه m از سال y (میلیون متر مکعب)؛

$L_{m,y}$: تلفات مخزن در ماه m از سال y (میلیون متر مکعب)؛

\bar{C}_m : غلظت متوسط متغیر کیفی در جریان خروجی (میلی گرم در لیتر)؛

\tilde{C}_m : سری زمانی غلظت متغیر کیفی در جریان ورودی (میلی گرم در لیتر)؛

بهره‌برداری کمی - کیفی برای بهره‌برداری از مخازنی که با مشکلات شوری آب مواجه بودند پیشنهاد شد.^[۲] کارآموز و همکاران (۱۳۷۹) علاوه بر در نظر گرفتن لایه‌بندی حرارتی در مخازن، از غلظت متوسط نمک و دمای خروجی در ماه قبل در تدوین سیاست‌های خروجی هر ماه استفاده شده است و یک مدل بهینه‌سازی بهره‌برداری قطعی، برنامه‌ریزی پویا و رگرسیون برای در نظر گرفتن اهداف کیفی بسط داده شده است. در مطالعه انجام شده در سال ۲۰۰۴، محققین از شیوه‌های بهینه‌سازی و هوش مصنوعی برای شبیه‌سازی و بهره‌برداری از مخزن استفاده کردند.^[۳] آنها یک مدل فازی پویای غیرقطعی را برای محاسبه‌ی فرایند بهینه‌سازی سیاست‌های بهره‌برداری توسعه دادند. در آن مطالعات، مشخصه‌های غیرقطعی جریان رودخانه در نظر گرفته شده است اما مدل شبیه‌سازی لایه‌بندی کیفی و حرارتی مخزن را در نظر نمی‌گیرد و عملاً برداشت انتخابی مورد توجه قرار نمی‌گیرد. محققین داخلی در سال ۲۰۰۶ و ۲۰۰۷ مدل‌هایی را برای بهینه‌سازی قطعی و تصادفی قوانین بهره‌برداری از مخازن به منظور بهبود کیفیت آب ذخیره‌شده و خروجی، با تمرکز بر فرایند طبیعی لایه‌بندی کیفی مخزن توسعه دادند.^[۵] در این مدل پیشنهادی، مدل شبیه‌سازی عددی در داخل حلقه‌های مدل بهینه‌سازی اجرا می‌شود و هدف از آن، جایگزینی مدل شبیه‌سازی با یک مدل ANFIS است. آنها از نظریه‌ی چانه‌زنی Nash برای در نظر گرفتن رفع اختلاف تصمیم‌گیرندگان و ذی‌نفعان سیستم استفاده کردند^[۶] و برای کاهش مشکلات محاسباتی مسئله، از روشی جدید به نام الگوریتم ژنتیک غیرقطعی با طول کروموزوم متغیر (SVLGA)^[۷] استفاده شده است. در این تحقیق سعی شده با اعمال فرضیات ساده‌کننده و با استفاده از یک مدل شبیه‌سازی کیفی بر پایه‌ی سیستم استنتاج تطبیقی عصبی - فازی مشکلات محاسباتی مدل‌های ارائه‌شده‌ی قبلی کاهش داده شود. در ادامه جزئیات مدل‌های توسعه داده‌شده ارائه شده‌اند.

ساختار مدل پیشنهادی

همان‌طور که اشاره شد برای مقایسه‌ی نتایج و زمان اجرا با مدل پیشنهادی قبلی^[۵] در این نوشتار نیز از تابع ضربی Nash با تابع مطلوبیت‌های سه‌گانه‌ی تأمین نیازهای آبی پایین دست در هر ماه m ، حجم مخزن در انتهای ماه m و کیفیت متوسط جریان خروجی از مخزن (بر اساس غلظت متغیر کیفی شاخص) در ماه m ، به‌عنوان تابع هدف استفاده شده است. خروجی بهینه‌ی ماهانه از دریچه‌های مخزن، متغیرهای تصمیم مدل بهینه‌سازی هستند. ورودی‌های مدل بهینه‌سازی شامل مشخصات مخزن، سری زمانی کمیت و کیفیت جریان ورودی، وزن نسبی تصمیم‌گیرندگان و سری زمانی اطلاعات هواشناسی شامل دمای هوا و تشعشع خورشیدی با طول موج کوتاه و بلند هستند. ساختار مدل بهینه‌سازی چنین است:

$$\begin{aligned} \text{Maximize} \quad & \prod_{m=1}^{12} (f_{r,m}(\bar{R}_m) - d_{r,m})^{w_r} (f_{s,m}(\bar{S}_{m+1}) - d_{s,m})^{w_s} \\ & (f_{c,m}(\bar{C}_m) - d_{c,m})^{w_c} \end{aligned} \quad (1)$$

Subject to :

$$R_{m,y} = r_{1,m,y} + r_{2,m,y} + \dots + r_{P,m,y} \quad m = 1, \dots, 12 \quad (2)$$

$$\bar{R}_m = \frac{\sum_{y=1}^Y R_{m,y}}{Y} \quad m = 1, \dots, 12 \quad (3)$$

مانند الگوریتم ژنتیک با طول کروموزوم متغیر - ارائه شده است. [۱۵] به منظور تدوین مدل بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک، لازم است متغیرهای تصمیم مسئله (شامل جریان خروجی ماهانه از دریاچه‌های مختلف مخزن) در قالب ژن‌های کروموزوم ارائه شوند. تعداد ژن‌های هر کروموزوم در این مسئله‌ی بهینه‌سازی از رابطه‌ی ۱۰ محاسبه می‌شود:

$$NG = Y \times 12 \times n \quad (10)$$

که در آن NG تعداد ژن‌های هر کروموزوم، Y تعداد سال‌های دوره‌ی برنامه‌ریزی، و n تعداد دریاچه‌های مخزن است. مثلاً برای یک افق زمانی ۳۰ ساله و ۲ دریاچه برداشت آب، تعداد ژن‌ها برابر ۷۲۰ خواهد بود. در نتیجه اجرای این مدل بسیار زمان‌بر و وقت‌گیر خواهد بود؛ به عنوان مثال حل این مدل با روش $VZGA$ نیاز به حداقل ۵ روز زمان اجرا خواهد داشت. برای رفع این مشکل مدل کمی - کیفی به دو مدل شکسته می‌شود که ابتدا یک مدل کمی در افق ۳۰ ساله احجام بهینه‌ی مخزن در انتهای هر سال را برای پاسخ‌گویی به نیاز پایین دست و ذخیره‌سازی آب محاسبه می‌کند؛ سپس نتایج این مدل (حجم‌های انتهای هر سال) به عنوان محدودیت‌های مدل‌های کمی - کیفی در افق یک ساله در نظر گرفته می‌شود. حسن این کار در کاهش طول کروموزوم‌ها از ۷۲۰ ژن به ۲۴ ژن است و با وجود این که این مدل ۳۰ مرتبه و به دنبال هم اجرا خواهد شد در کاهش زمان اجرا به‌طور چشم‌گیری تأثیرگذار است. در این نوشتار تأثیر این فرض بر دقت جواب‌ها ارزیابی می‌شود. در مدل کمی-کیفی سالانه، ۹ ماه (اسفند تا آذر) برای بهینه‌سازی کیفیت آب و ۳ ماه (آذر، دی، بهمن) برای تخلیه‌ی نمک و آب شویی مخزن در نظر گرفته شده است. همان‌طور که در رابطه‌ی ۱۲ دیده می‌شود، بخش مربوط به بهینه‌سازی کیفیت تنها برای ۹ ماه از سال تعریف شده است که مدل به‌طور هوشمند ۳ ماه باقی‌مانده را به آب‌شویی مخزن می‌پردازد تا در ۹ ماه مورد نظر کیفیت بهتری برای خروجی ارائه کند. بنابراین تابع هدف ۱ به ترتیب در مدل‌های کمی و کیفی - کیفی چنین در نظر گرفته می‌شود:

$$\text{Maximize} \prod_{m=1}^{360} (f_{r,m}(\bar{R}_m) - d_{r,m})^{(w_r)} \times (f_{s,m}(\bar{S}_{m+1}) - d_{s,m})^{w_s} \quad (11)$$

$$\text{Maximize} \prod_{m=1}^{12} (f_{r,m}(\bar{R}_m) - d_{r,m})^{(w_r/12)} \times \prod_{m=1}^9 (f_{c,m}(\bar{C}_m) - d_{c,m})^{(w_c/9)} \quad (12)$$

متغیرهای این دو تابع همان متغیرهای تابع هدف ۱ است. مقادیر غلظت پارامتر کیفیت خروجی که دربرگیرنده‌ی جزء دوم معادله‌ی ۱۲ است، توسط مدل شبیه‌سازی $ANFIS$ که با استفاده از نتایج یک مدل شبیه‌سازی عددی تدوین شده [۸] شبیه‌سازی می‌شوند.

$C_{k,m,y}$: غلظت متغیر کیفی در جریان خروجی از دریاچه‌ی k ، در ماه m از سال y که با استفاده از مدل شبیه‌سازی کیفی مخزن محاسبه می‌شود (میلی‌گرم در لیتر)؛ (g) : تابعی که براساس آن کیفیت جریان خروجی را براساس سری زمانی کمیت و کیفیت جریان ورودی، سری زمانی مشخصات اقلیمی و هواشناسی منطقه، و سری زمانی جریان خروجی از دریاچه‌ها به دست می‌دهد. این تابع به صورت تحلیلی موجود نیست ولی مقادیر خروجی آن به‌ازای مقادیر مختلف ورودی را می‌توان با استفاده از مدل شبیه‌سازی کمی و کیفی مخزن محاسبه کرد؛

\tilde{T} : سری زمانی دمای محیط (درجه سلسیوس)؛

\tilde{T}_{in} : سری زمانی دمای جریان ورودی (درجه سلسیوس)؛

\tilde{w} : سری زمانی متغیرهای اقلیمی و هواشناسی مانند تشعشع خورشیدی با طول موج کوتاه، سرعت باد، نقطه‌ی شبنم (این متغیرها اطلاعات ورودی به مدل شبیه‌سازی کیفی مخزن هستند)؛

\tilde{I} : سری زمانی ماهانه‌ی جریان ورودی به مخزن (میلیون متر مکعب)؛

\tilde{r}_k : سری زمانی جریان خروجی از دریاچه‌ی k (میلیون متر مکعب).

معادله ۱ نشان‌گر تابع هدف بهره‌برداری است که تابع ضربی $Nash$ است. این تابع مطلوبیت‌های تصمیم‌گیرندگان مختلف مربوط به تأمین نیاز، حجم آب ذخیره‌شده در مخزن و کیفیت آب خروجی را در نظر می‌گیرد. به جای تابع فوق می‌توان با استفاده از اصول روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره، از یک تابع شامل مقادیر وزنی اهداف مختلف نیز استفاده کرد ولی همان‌طور که اشاره شد، برای مقایسه‌ی نتایج روش پیشنهادی با دستاوردهای تحقیقات قبلی، در این نوشتار نیز از تابع ضربی $Nash$ استفاده می‌شود. معادله‌ی ۲ نشان می‌دهد که جریان خروجی کل برابر با مجموع جریان خروجی از دریاچه‌هاست. معادلات ۳ تا ۵ نیز متوسط جریان خروجی، حجم مخزن و کیفیت جریان خروجی در هر ماه در طول دوره بهره‌برداری را نشان می‌دهند. پیوستگی جرم آب در مخزن با معادله‌ی ۶ نشان داده شده است. معادلات ۷ و ۸ محدودیت‌های مربوط به حجم مخزن و ظرفیت‌آبگیرهای سد را نشان می‌دهند. معادله‌ی ۹ نیز که توسط یک مدل شبیه‌سازی بیان می‌شود، کیفیت جریان خروجی از هر دریاچه را در گام زمانی ماهانه ارائه می‌دهد. از آنجا که مدل فوق غیرخطی و دارای مقدار قابل توجهی متغیر تصمیم است در این نوشتار از روش الگوریتم ژنتیک برای حل آن استفاده می‌شود. بر پایه‌ی سیاست‌های بهینه (خروجی‌های بهینه‌ی ماهانه از دریاچه‌های مخزن)، می‌توان با استفاده از روش‌های رگرسیون یا شبکه‌ی عصبی، قوانین بهره‌برداری در زمان واقعی را نیز تدوین کرد. در تدوین قوانین بهره‌برداری، متغیرهای حالت سیستم عبارت است از: حجم مخزن در ابتدای ماه، شماره ماه، تغییرات قائم دما و متغیر کیفی شاخص در مخزن و کمیت و کیفیت جریان ورودی.

ساختار مدل بهینه‌سازی پیشنهادی

الگوریتم ژنتیک یکی از روش‌های جدید بهینه‌سازی است که در سال ۱۹۷۵ برای به‌کارگیری در بهینه‌سازی مسائل بسیار پیچیده و غیرخطی معرفی شد. [۷] در ابتدا به دلیل نبود رایانه‌های پیشرفته این نظریه با استقبال چندانی مواجه نشد اما رفته رفته با پیشرفت‌های رایانه‌ی حاصله در بخش نرم‌افزاری و سخت‌افزاری، در چند سال اخیر کاربرد این روش افزایش چشم‌گیری داشته است. الگوریتم ژنتیک نیازمند صرف زمان نسبتاً زیادی برای جست‌وجو در فضای تصمیم برای رسیدن به جواب بهینه است. در سال‌های اخیر برای حل این مشکل و برپایش‌های جدیدی از الگوریتم ژنتیک

ساختار مدل استنتاج تطبیقی عصبی - فازی (ANFIS)

از آن زمان که برای اولین بار نظریه‌ی منطق فازی برای در نظر گرفتن عدم صراحت‌ها ارائه شد، [۱۹] این نظریه در مسائل مختلف مهندسی به‌طور گسترده و با موفقیت به کار برده شده است. در سال‌های اخیر این نظریه برای مدل‌سازی مسئله‌ی بهره‌برداری بهینه از مخازن نیز مورد استفاده قرار گرفته است. در سال ۱۹۹۳ برای اولین بار با مدنظر قرار دادن توانایی‌های نظریه‌ی فازی و شبکه‌ی عصبی، مدل سیستم

همان‌طور که ذکر شد، در ساختار مدل *ANFIS*، مجموعه پارامترهای تطبیقی S_1 و مجموعه پارامترهای متعاقب S_2 وجود دارند. در واقع زمانی عمل شبیه‌سازی به‌درستی انجام می‌شود که هر دو دسته‌ی این پارامترها طوری تخمین زده شوند که مقدار تابع خطای مدل در بخش آموزش و آزمایش کمینه شود. به‌دست آوردن مقدار این پارامترها معمولاً در دو گام صورت می‌گیرد. در گام اول، که گام رو به جلو^۵ نامیده می‌شود، مجموعه پارامترهای S_1 ثابت فرض می‌شوند و مجموعه پارامترهای S_2 با استفاده از الگوریتم حداقل مجذور خطاها^۶ (*LSE*) محاسبه می‌شوند. در گام دوم که گام رو به عقب^۷ نامیده می‌شود با فرض ثابت بودن مجموعه پارامترهای S_2 ، مجموعه پارامترهای S_1 با استفاده از الگوریتم شیب کاهشی^۸ به‌دست می‌آیند. این مجموعه عملیات در هر مرحله از آموزش که *epoch* نامیده می‌شود، تکرار می‌شوند.

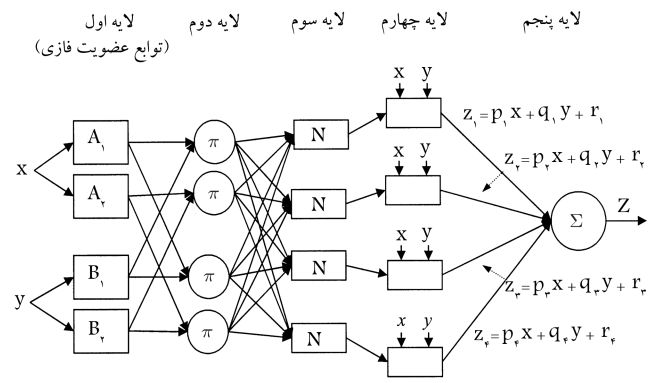
با محاسبه‌ی مجموعه پارامترهای مدل، مقادیر خروجی مدل به‌ازای زوج مرتب‌هایی که تحت عنوان داده‌های آموزش به مدل داده شده‌اند، به‌دست می‌آیند. این مقادیر پیش‌بینی‌شده توسط مدل با مقادیر واقعی مقایسه شده و در نتیجه تابع خطای آموزش مدل *ANFIS* محاسبه می‌شود. در هر مرحله از دوره‌ی آموزش، مقادیر پارامترهای مدل تغییر یافته و متعاقب آن میزان خطای آموزش و خطای آزمایش مدل نیز تغییر می‌کند. هرچه به تعداد مراحل آموزش مدل افزوده شود، از میزان کاهش خطای آموزش مدل کاسته می‌شود، تا جایی که منحنی خطای آزمایش شروع به نوسان می‌کند یا افزایش می‌یابد. در چنین شرایطی اصطلاحاً گفته می‌شود که مدل در وضعیت بیش‌آموزش قرار گرفته است. بنابراین مقدار تکرار بهینه به‌صورتی انتخاب می‌شود که مدل در حالت بیش‌آموزش قرار نگیرد. در آموزش مدل‌های *ANFIS* دور از این وضعیت ضروری است. نکاتی که در مورد آموزش مدل *ANFIS* باید به آنها توجه کرد عبارت‌اند از:^[۱۱]

- اطلاعاتی که برای آزمایش مدل انتخاب می‌شوند باید به‌صورت تصادفی انتخاب شوند؛
- مدل توانایی شبیه‌سازی اطلاعاتی که خارج از دامنه‌ی اطلاعات آموزش باشد را ندارد؛
- اطلاعات ورودی به مدل برای حصول نتایج بهتر باید استاندارد شوند؛
- هرچه داده‌های آموزش مدل بیشتر باشد مدل بهتر آموزش می‌بیند؛
- در انتخاب تعداد توابع عضویت می‌بایست به بازه تغییرات اطلاعات ورودی توجه کرد.

یکی از مشخصه‌های هر مدل *ANFIS* نوع تابع عضویت در نظر گرفته شده برای ورودی‌های مدل است. توابع عضویت انواع متفاوتی دارند، از جمله توابع عضویت دوزنقه‌بی، مثلثی، زیگموتیدی، *S*، شکل و تابع زنگوله‌بی گوس اشاره کرد. انتخاب تابع عضویت براساس آزمایش انواع مختلف توابع عضویت صورت می‌گیرد. به‌این معنی که توابع عضویت هرکدام جداگانه مورد بررسی قرار می‌گیرند و مدل *ANFIS* برای هر یک از این توابع عضویت به‌صورت جداگانه آموزش می‌بیند. در پایان میزان خطای مدل‌های حاصله با هم مقایسه می‌شود و تابعی که کم‌ترین میزان خطا را در کم‌ترین زمان آموزش حاصل کند، به‌عنوان تابع عضویت برگزیده خواهد شد. برای ارزیابی خطای مدل معیارهای متفاوتی وجود دارند. در این نوشتار برای ارزیابی مدل‌ها از معیارهای زیر استفاده شده است:

- میانگین خطای مطلق^۹:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i^a - y_i^c| \quad (18)$$



شکل ۱. ساختار شماتیک مدل *ANFIS*.

استنتاج تطبیقی عصبی فازی ارائه شد.^[۱۰] مدل استنتاج تطبیقی عصبی - فازی (*ANFIS*) شبکه‌ی چندلایه، متشکل از گره‌ها و کمان‌های اتصال‌دهنده‌ی گره‌ها است. ساختار مدل *ANFIS* به‌صورت شماتیک در شکل ۱ نشان داده شده است. همان‌طور که در این شکل پیداست، ساختار شبکه‌ی *ANFIS* از ۵ لایه تشکیل شده است:

لایه ۱: لایه‌ی ورودی‌های است که بیان‌گر توابع عضویت فازی است. به‌عنوان مثال در شکل ۱ برای متغیر ورودی x دو تابع عضویت فازی A_1 و A_2 و برای متغیر ورودی y دو تابع عضویت فازی B_1 و B_2 در نظر گرفته شده است. شکل تابع عضویت و میزان هم‌پوشانی آنها دلخواه است و می‌توان آن را توسط شکل کلی تابع عضویت مشخص کرد:

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \quad (13)$$

که در آن x برابر با مقدار ورودی، و a, b, c ضرایب این معادله‌اند. خروجی از این لایه مقادیر توابع عضویت فازی است.

لایه ۲: در این لایه از ضرب مقادیر سیگنال‌های ورودی به هر گره، وزن^۳ قانون‌ها به دست می‌آید. در شکل ۱ این عملگر ضرب با علامت π نشان داده شده است:

$$w_i = \mu_{A_j}(x_1) \mu_{B_j}(x_2) \quad (14)$$

لایه ۳: گره‌های این لایه عمل محاسبه‌ی وزن نسبی قوانین را انجام می‌دهد. در شکل ۱ این عملگر محاسبه‌ی وزن نسبی با علامت N نشان داده شده است:

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^n w_i}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (15)$$

لایه ۴: در این لایه که لایه‌ی قوانین نامیده می‌شود، مقادیر خروجی براساس مقادیر ورودی *ANFIS* و وزن‌ها مطابق رابطه‌ی ۱۶ محاسبه می‌شوند:

$$z_i = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i^1 x_1 + q_i^1 x_2 + r_i^1) \quad (16)$$

که در آن p_i, q_i, r_i پارامترهای متعاقب^۴ نامیده می‌شوند. لایه ۵: این لایه، آخرین لایه‌ی شبکه است و از یک گره تشکیل شده است. این گره عهده‌دار وظیفه‌ی جمع‌بندی تمامی ورودی‌های این لایه است.

$$\sum_i \bar{w}_i f_i \quad (17)$$

مطالعه‌ی موردی

برای بررسی کارایی این مدل در تدوین قوانین بهره‌برداری کمی و کیفی از مخازن سدها، از اطلاعات مربوط به سد ۱۵ خرداد که یکی از مهم‌ترین سدهای دارای مشکلات قابل توجه کیفی در کشور است، بهره‌گرفته شده است. این سد یکی از ۱۰ سد مهم کشور است که با مشکل شوری آب مواجه است. سد ۱۵ خرداد با ۵۴ متر ارتفاع از بستر رودخانه در مجاورت شهرهای دلیجان و محلات بر روی رودخانه‌ی قم‌رود احداث شده است. حجم مخزن سد ۲۰۰ میلیون مترمکعب و دارای دو آبگیر و یک دریچه‌ی خروجی زیرینی است. ظرفیت آبگیرهای سد، ۸ مترمکعب در ثانیه و ظرفیت دریچه‌ی خروجی زیرین نیز ۹۴ مترمکعب در ثانیه است.

هدف از احداث و بهره‌برداری از این سد، تأمین آب کشاورزی بیش از ۸۰۰۰ هکتار اراضی پایین‌دست، ذخیره‌ی سیلاب‌ها و آب‌رسانی به شهر قم است. سد مزبور در سال ۱۳۷۳ به بهره‌برداری رسید، و پس از گذشت حدود ۲ سال از آغاز بهره‌برداری، مشکلات مربوط به کیفیت آب مخزن آشکار شد. مهم‌ترین مشکل کیفی سد ۱۵ خرداد افزایش شوری آب مخزن است به طوری که هدایت الکتریکی (EC) آب مخزن از مقدار ۱۰۰۰ میکروموس بر سانتی‌متر (معادل ۶۴ میلی‌گرم بر لیتر) در سال ۱۳۷۳ به مقدار ۴۰۰۰ میکروموس بر سانتی‌متر (معادل ۲۴۵ میلی‌گرم بر لیتر) در سال ۱۳۷۸ رسیده است. براساس اندازه‌گیری‌های موجود و مطالعات انجام‌شده‌ی قبلی، یکی از مشکلات عمده‌ی سد ۱۵ خرداد تجمع نمک در مخزن است و همواره تخلیه‌ی نمک یا به اصطلاح شست‌وشوی مخزن به عنوان یکی از روش‌های مؤثر برای این امر پیشنهاد شده است. به همین منظور در تدوین توابع مطلوبیت فرض شده است که ماه‌های آذر، دی و بهمن که نیاز آبی محدودی دارند به این امر اختصاص یابد و در این ماه‌ها آب شور از مخزن آزاد شود. در نتیجه بهبود کیفیت در ۹ ماه باقی‌مانده انجام می‌گیرد.

در این تحقیق ۲۸۰ سری داده‌ی پایه حاصل از ۲۸۰ مرتبه اجرای مکرر مدل عددی توسعه داده شده در سال ۱۳۸۳، [۸] برای آموزش و آزمایش مدل ANFIS استفاده شده است، که از این تعداد ۸۰٪ برای آموزش و ۲۰٪ برای آزمایش مدل ANFIS انتخاب شدند. مدل عددی با استفاده از داده‌های واقعی سد ۱۵ خرداد کالیبره و صحت‌سنجی شده است و نتایج صحت‌سنجی دلالت بر صحت مدل عددی داشته است.

داده‌های آموزش و آزمایش ورودی به مدل ANFIS به منظور شبیه‌سازی غلظت TDS خروجی در این تحقیق عبارت‌اند از:

۱. دبی ورودی به مخزن؛
۲. حجم مخزن در ابتدای ماه؛
۳. میزان برداشت از دریچه‌ی پایینی؛
۴. میزان برداشت از دریچه‌ی بالایی؛
۵. شوری مخزن در ابتدای ماه در سطح آب؛
۶. شوری مخزن در ابتدای ماه در میانگین عمق مخزن؛
۷. شوری مخزن در ابتدای ماه در کف مخزن.

از آنجا که کیفیت آب خروجی به لایه‌بندی حرارتی مخزن نیز وابسته است برای ماه‌های مهر تا بهمن که لایه‌بندی حرارتی مشابه دارند یک دسته مدل ANFIS، و برای ماه‌های اسفند تا شهریور نیز که لایه‌بندی مشابهی دارند یک دسته مدل ANFIS دیگر تدوین شده است. از آنجا که مدل ANFIS تنها با یک خروجی

- میانگین مجذورات خطا^۱:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i^a - y_i^c)^2 \quad (19)$$

- جذر میانگین مجذورات خطا^{۱۱}:

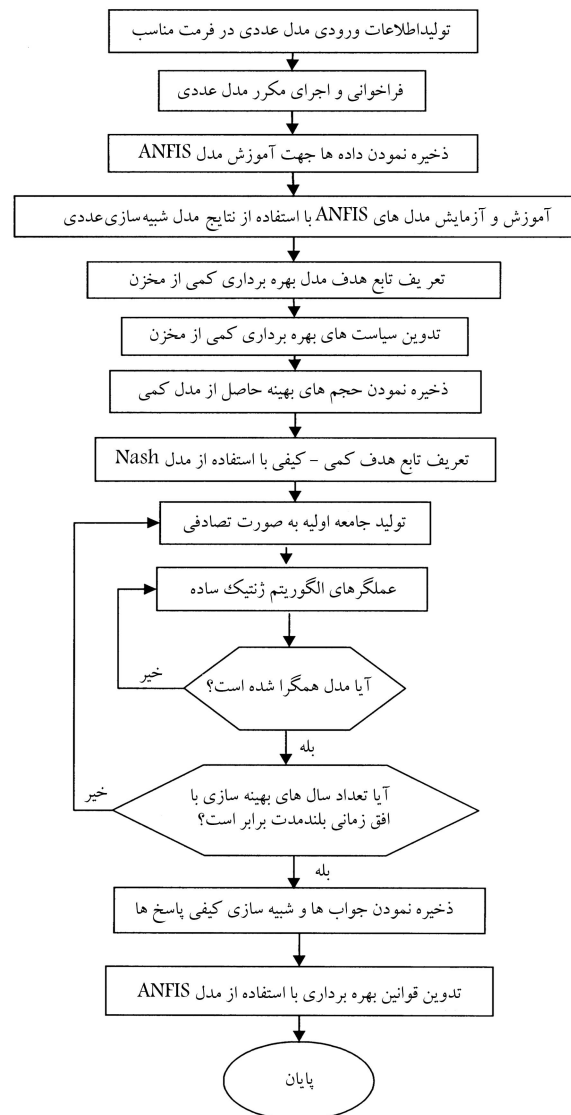
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i^a - y_i^c)^2} \quad (20)$$

y_i^a : مقدار مشاهده‌شده‌ی متغیر مورد نظر برای ورودی i ام؛

y_i^c : مقدار محاسبه‌شده‌ی متغیر مورد نظر ورودی i ام؛

n : تعداد داده‌ها.

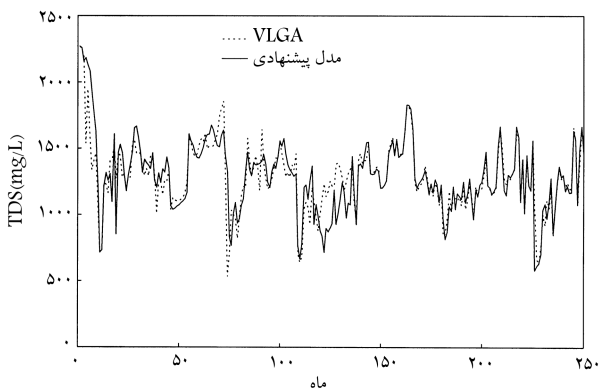
با توجه به مطالب ذکرشده در مورد ساختار مدل پیشنهادی و مدل شبیه‌سازی ANFIS فلوچارت مدل به صورت شکل ۲ است.



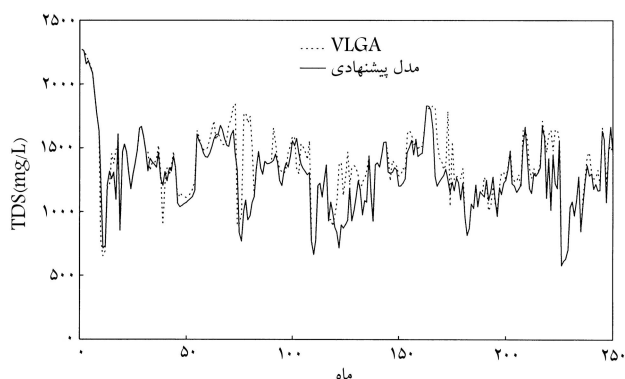
شکل ۲. فلوچارت کلی مدل پیشنهادی.

جدول ۲. نتایج محاسبات معیارهای ارزیابی خطاها.

معیار ارزیابی	مرحله آموزش	مرحله آزمایش
MAE (mg)	۲۵	۲۹
MSE (mg ^۲)	۱۳۳۴	۱۵۵۰
RMSE (mg)	۳۶	۴۱



شکل ۵. مقایسه نتایج مقادیر غلظت بهینه متوسط TDS خروجی از سد پانزده خرداد (مدل پیشنهادی) با نتایج مدل VLGAQ.



شکل ۶. مقایسه نتایج مقادیر غلظت بهینه متوسط TDS خروجی از سد ۱۵ خرداد (مدل پیشنهادی) با نتایج مدل کمی VLGA.

شبیه‌سازی شده توسط ANFIS و مدل عددی وجود دارد. میزان خطای مراحل آموزش و آزمایش مدل ANFIS با توجه به معیارهای مختلف در مورد مطالعاتی سد ۱۵ خرداد در جدول ۲ ارائه شده که نشان‌دهنده کیفیت مناسب مدل‌های ANFIS در شبیه‌سازی کیفیت آب مخزن هستند. با توجه به بازه تغییرات غلظت شوری آب خروجی که مقادیر آن بین ۷۰۰ تا ۲۸۰۰ میلی‌گرم بر لیتر است مقادیر معیارها نشان‌دهنده دقت بسیار خوب مدل است.

شکل ۵ مقایسه بین کیفیت آب خروجی براساس سیاست‌های مدل پیشنهادی، و سیاست‌های حاصل از مدل VLGAQ که توسط محققین پیشنهاد شده^[۵] را نشان می‌دهد. ساختار تابع هدف مدل VLGAQ همانند تابع هدف مدل پیشنهادی است ولی در آن از فرض ساده‌کننده تبدیل مدل بلندمدت به مدل‌های سالانه استفاده نشده است و مدل شبیه‌سازی کیفی مخزن نیز مدل شبیه‌سازی عددی است در حالی که در مدل پیشنهادی، از مدل‌های ANFIS برای شبیه‌سازی کیفی مخزن استفاده می‌شود. همان‌طور که در شکل ۵ نشان داده شده است تطابق خوبی بین نتایج

آموزش می‌بیند برای شبیه‌سازی پروفیل شوری در انتهای ماه و کیفیت متوسط خروجی در هر ماه ۴ مدل ANFIS لازم است؛ بنابراین کلاً هشت مدل ANFIS تدوین شده است.

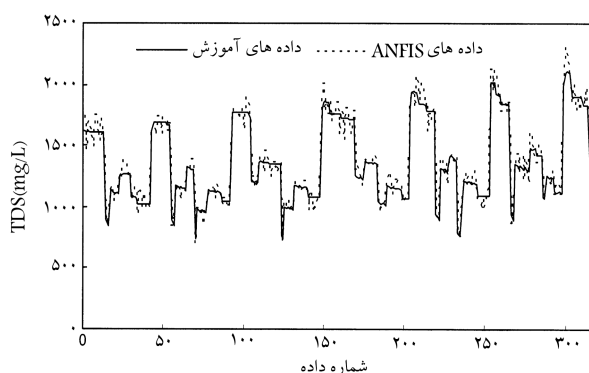
نتایج

برای انتخاب تابع عضویت فازی مناسب مدل شبیه‌سازی با توابع عضویت گوناگون آموزش داده شد و در نهایت پس از بررسی‌های مختلف و مقایسه نتایج و زمان آموزش مدل‌ها بهترین تابع عضویت که تابع زنگوله‌ی گوس (با شکلی شبیه تابع توزیع نرمال) است انتخاب شد. متغیرهای ورودی نیز به سه دسته کم، متوسط و زیاد طبقه‌بندی شده‌اند. جدول ۱ نشان‌دهنده میزان خطای متوسط توابع عضویت مختلف در مرحله آزمایش است. نتیجه آموزش و آزمایش مدل شبیه‌سازی ANFIS در شکل‌های ۳ و ۴ ارائه شده است.

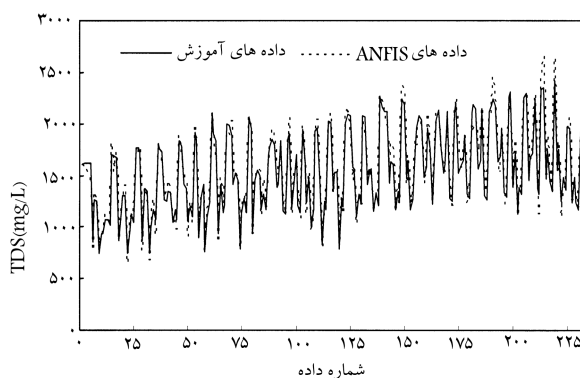
همان‌طور که از این دو شکل پیداست هم‌بستگی قابل قبولی بین اطلاعات

جدول ۱. مقایسه میزان خطای توابع عضویت مختلف برای شبیه‌سازی شوری آب خروجی.

نوع تابع عضویت	RMSE (mg)
زنگوله‌ی گوس	۴۱
دورنقه‌ی	۴۶
مستطیلی	۴۹
مثالی	۴۲



شکل ۳. نتایج آموزش مدل ANFIS برای متغیر TDS متوسط خروجی.



شکل ۴. نتایج آزمایش مدل ANFIS برای متغیر TDS متوسط خروجی.

جدول ۳. میانگین TDS متوسط خروجی از دریچه‌ها در مدل‌های مختلف.

نام مدل	میانگین TDS متوسط خروجی از دریچه‌ها
مدل کمی VLGA	۱۴۰۱
مدل VLGAQ	۱۲۹۵
مدل پیشنهادی	۱۲۹۲

جدول ۴. زمان اجرای اجزای مدل پیشنهادی.

اجزای مدل	زمان اجرا (ساعت)
آماده‌سازی و تولید اطلاعات برای آموزش مدل‌های ANFIS	۰٫۲۵
آموزش مدل‌های ANFIS	۲۴
اجرای مدل کمی VLGA	۲
اجرای مدل کیفی در ۳۰ افق یک‌ساله	۱۰
اجرای کامل	۳۶٫۲۵

اصلی مقایسه‌ی زمان اجرای این دو مدل زمانی بیشتر مشخص می‌شود که بخواهیم مدل را چندمرتبه اجرا کنیم؛ در مورد مدل پیشنهادی تنها نیاز است مرحله‌ی آخر را که اجرای مدل کیفی است و مدت زمان اجرای یک دوره‌ی ۳۰ ساله‌ی آن با استفاده از یک رایانه (۲/۸ GHz) پنتیوم ۴، ۱۰ ساعت است، تکرار کرد. در صورتی که اگر بخواهیم مدل VLGAQ را اجرا کنیم، مدت زمان اجرای آن در حدود ۷ روز است.^[۱۲]

به‌طور مثال اگر بخواهیم هر دو مدل را ۵ مرتبه اجرا کنیم، اجرای مدل VLGAQ به‌طور متوسط مستلزم صرف زمان 5×7 روز (معادل ۳۵ روز) است، در صورتی که ۵ مرتبه اجرای مدل پیشنهادی تنها ۲۵/۷۶ ساعت (معادل ۳ روز) به‌طول خواهد انجامید. قابل ذکر است که برای مقایسه‌ی هر دو زمان اجرا از یک رایانه‌ی پنتیوم ۴ با پردازنده‌ی با سرعت پردازش ۲/۸ GHz استفاده شده است. در صورتی که مقدار متغیرهای کیفی مورد نظر افزایش یابد تعداد مدل‌های ANFIS و زمان اجرای مدل پیشنهادی نیز افزایش خواهد یافت، بنابراین ساختار مدل پیشنهادی در مواقعی قابل استفاده است که مقدار متغیرهای کیفی مورد نظر محدود باشند.

مدل تدوین شده برای تعیین سیاست‌های بهره‌برداری کمی و کیفی، به‌راحتی می‌تواند مقادیر بهینه‌ی خروجی از دریچه‌های مخزن را در ماه‌های مختلف دوره‌ی برنامه‌ریزی به دست بدهد. با توجه به تعداد زیاد متغیرهای حالت سیستم، تدوین قوانین بهره‌برداری سیستم ساده نیست.

نتیجه‌گیری

در این نوشتار با تلفیق مدل‌های بلندمدت کمی و میان‌مدت کمی - کیفی، روشی جدید برای تدوین سیاست‌های بهره‌برداری کمی - کیفی از مخازن سدها تدوین شد. در این روش حجم‌های مخزن در ابتدا و انتهای هر سال آبی از مدل کمی بهره‌برداری از مخزن به دست آمده و به‌عنوان محدودیت در مدل سالانه‌ی بهره‌برداری کمی - کیفی در نظر گرفته می‌شود. این مدل سالانه مقادیر ماهانه‌ی برداشت از دریچه را با توجه به اهداف مربوط به تأمین نیاز، کیفیت آب تخصیص‌یافته و ذخیره‌ی آب در مخزن به دست می‌دهد. برای کاهش زمان اجرای مدل شبیه‌سازی کیفی مخزن نیز از چندین مدل آموزش داده شده استنتاج تطبیقی عصبی - فازی استفاده شده است. برای ارزیابی کارایی مدل از اطلاعات مربوط به مخزن سد ۱۵ خرداد که با مشکلات ناشی از شوری آب مواجه است استفاده شده است. نتایج نشان‌دهنده‌ی کارایی مناسب مدل در کاهش زمان اجرا، دقت مناسب جواب‌ها و بهبود کیفیت آب تخصیص‌یافته به نیازها است. سیاست‌های پیشنهادی در این تحقیق، شوری متوسط و حداکثر آب تخصیص‌یافته به نیازها در ماه‌های اسفند تا آذر به ترتیب ۱۰۰ و ۶۰۰ میلی‌گرم در لیتر کاهش می‌دهد و از شورشدن آب مخزن نیز جلوگیری می‌کند.

پانویس

1. adaptive neuro-fuzzy inference systems (ANFIS)
2. stochastic varying chromosome length genetic algorithm (SVLGA)
3. firing strength
4. consequent parameters
5. forward pass
6. least square error
7. backward pass

مدل‌ها وجود دارد. این موضوع نشان‌دهنده‌ی این مطلب است که فرضیات در نظر گرفته شده در این نوشتار تأثیر چندانی در کاهش دقت جواب‌ها ندارند ولی می‌توان زمان اجرای مدل را به‌طور قابل ملاحظه‌ی کاهش داد. شکل ۶ نتایج مقادیر غلظت بهینه میانگین خروجی از سد ۱۵ خرداد در مدل پیشنهادی را در مقایسه با نتایج حاصل از مدل بهره‌برداری بهینه کمی VLGA نشان می‌دهد. مدل VLGA در سال ۲۰۰۶ توسعه داده شده است،^[۱۵] دارای ساختار تابع هدف و روش بهینه‌سازی مشابهی با الگوریتم پیشنهادی در این نوشتار است. تابع هدف مدل VLGA نیز تابع ضربی Nash است ولی در آن عبارت مربوط به کیفیت آب خروجی حذف شده است. درصد تأمین نیاز در سه مدل VLGA، VLGAQ و مدل پیشنهادی، بیش از ۹۸ درصد است. به‌عبارت دیگر تقریباً هر سه مدل نیازهای آبی را به‌طور کامل تأمین می‌کنند. همان‌طور که از این شکل پیداست نتایج مدل پیشنهادی در تمام بازه‌های زمانی نسبت به نتایج مدل کمی از کیفیت بالاتری برخوردار است. جدول ۳ نشان‌دهنده‌ی مقایسه‌ی نتایج میانگین متوسط TDS خروجی از سد ۱۵ خرداد مربوط به مدل VLGAQ، مدل کمی و مدل ارائه شده در این تحقیق است.

همان‌طور که پیش‌تر اشاره شد، با اجرای مدل پیشنهادی زمان اجرای مدل کاهش خواهد یافت. اجزای این مدل شامل آماده‌سازی و تولید اطلاعات توسط مدل رایانه‌ی برای آموزش مدل‌های ANFIS، آموزش، آزمایش و صحت‌سنجی مدل‌های ANFIS، اجرای مدل کمی در افق زمانی ۳۰ ساله و اجرای مدل کیفی در ۳۰ دوره‌ی زمانی یک‌ساله است. جدول ۴ نشان‌دهنده‌ی زمان اجرای اجزای مدل پیشنهادی است. این اطلاعات مربوط به یک مرتبه اجرای مدل است. ابعاد

8. gradient descent
9. mean absolute error
10. mean squared error
11. root mean squared error

منابع

1. Nicholson, G.S.; Pyatt, E.E., and Moreau, D.H. "A methodology for selecting among water quality alterna-

- tives", *Water Resources Bulletin*, **6**, pp. 23-33, (1970).
2. Karamouz, M., Araghinejad, S., Kerachian, R. and Jahandineh, F. "Reservoir operation for water quantity and quality management", *Proceedings of Forth Conference on Dam* (Construction, Design, Operation, and Maintenance), Tehran, Iran, (In Persian) (2001).
 3. Chaves, P.; Tsukatani, T., and Kojiri, T. "Operation of storage reservoir for water quality by using optimization and artificial intelligence techniques", *Mathematics and Computers in Simulation*, **67**(4), pp. 419-432 (2004).
 4. Kerachian, R., and Karamouz, M., "Optimal reservoir operation considering the water quality issues: A stochastic conflict resolution approach", *Water Resources Research*, **42**, W 12401, doi: 10.1029/2005WR004575, pp.1-17 (2006).
 5. Kerachian, R., and Karamouz, M., "A stochastic conflict resolution model for water quality management in reservoir-river systems", *Advances in Water Resources*, *Elsevier*, **30**, pp.866-882 (2007).
 6. Nash, J.F. "Two-person cooperative game", *Econometrica*, **21**, pp. 128-140 (1953).
 7. Holland, J.H. "Adaptation in natural and artificial systems", University of Michigan, Ann Arbor, Mich (1975).
 8. Kerachian, R., "Water quantity and quality management in river-reservoir systems," Ph.D. Dissertation, Amirkabir University of Technology (Tehran Polytechnic), Tehran, Iran (In Persian) (2004).
 9. Zadeh, L.A. "Fuzzy sets", *Information and Control*, **8**, pp.175-182 (1965).
 10. Jang, J.S.R. "ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference systems", *IEEE Trans Sys Man Cybern*, **23**(3), pp. 665-685 (1993).
 11. Zimmermann, H.; Tselentis, G.; van Someren, M., and Dounias, G. (Editors), "Advances in computational intelligence and learning: methods and applications", Springer, 536 pages, (2002).
 12. Soltani, F., "Reservoir operation considering the water quality issues: Application of adaptive neuro-fuzzy inference systems and genetic algorithms", M.Sc., Thesis, School of Civil Engineering, University of Tehran (In Persian) (2006).