

پیش‌بینی جریان ورودی به سد علویان با استفاده از سیستم تطبیقی فازی-عصبی بهینه‌شده

فرهاد میثاقی

استادیار و عضو هیئت‌علمی گروه مهندسی آب، دانشگاه زنجان

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۳/۸/۱۸ - تاریخ تصویب: ۱۳۹۴/۱۰/۲۰)

چکیده

در این تحقیق با استفاده از اطلاعات روزانه، هفتگی، ۱۰ روزه و ماهانه آب ورودی به سد علویان در شمال غرب ایران، جریان بهنگام آب ورودی به مخزن با استفاده از سیستم تطبیقی فازی-عصبی بهینه‌شده (OANFIS) پیش‌بینی شده است. به‌منظور تعیین تعداد و فواصل زمانی ورودی‌های مدل، از دو الگوریتم جستجوی ترتیبی (Sequential Search) و جستجوی جامع (Exhaustive Search) جهت حداقل نمودن خطای پیش‌بینی استفاده شده است. در جستجوی ترتیبی ۱۷ مدل در مقیاس زمانی روزانه، هفتگی، ۱۰ روزه و ماهانه با ورودی جریان آب به مخزن سد در گام‌های زمانی مختلف، به‌عنوان ورودی و جریان در زمان $V_{(t)}$ به‌عنوان خروجی، توسعه و مقایسه شده است. در جستجوی جامع نیز ترکیب ۲ از ۱۰ و ۳ از ۱۰ که شامل ۴۵ و ۱۲۰ مدل در گام زمانی $V_{(t-1)}$ تا $V_{(t-10)}$ به‌عنوان ورودی و خروجی در گام زمانی $V_{(t)}$ توسعه و مقایسه شده است. به‌منظور ارزیابی کارایی مدل‌های توسعه‌یافته، از شاخص‌های آماری و آزمون نکویی برازش استفاده شده است. در الگوریتم ترتیبی و مقیاس روزانه در اولین گام ورودی $V_{(t-1)}$ با RMSE صحت یابی برابر ۰/۲۱۱ میلیون مترمکعب، در گام دوم ترکیب ورودی $V_{(t-1)}$ و $V_{(t-8)}$ با RMSE صحت یابی برابر ۰/۱۸۷ میلیون مترمکعب و در گام سوم $V_{(t-1)}$ ، $V_{(t-3)}$ ، $V_{(t-4)}$ با RMSE صحت یابی برابر ۱/۵۲۴۷ میلیون مترمکعب انتخاب شده است. در مقیاس هفتگی در اولین گام ورودی $V_{(t-1)}$ با RMSE صحت یابی برابر ۰/۱۷۵ میلیون مترمکعب، در گام دوم ترکیب ورودی $V_{(t-1)}$ و $V_{(t-3)}$ با RMSE صحت یابی برابر ۰/۱۹۲ میلیون مترمکعب و در گام سوم $V_{(t-1)}$ ، $V_{(t-8)}$ ، $V_{(t-9)}$ با RMSE صحت یابی برابر ۰/۳۹۱۲ میلیون مترمکعب انتخاب شده است. در کلیه مدل‌های بهینه در مقیاس‌های زمانی مورد بررسی، ورودی $V_{(t-1)}$ به‌عنوان یک متغیر تأثیرگذار حضور داشته و خروجی مدل از حساسیت بالایی نسبت به تغییرات آن که دارای کمترین فاصله زمانی با خروجی نیز می‌باشد، برخوردار است.

واژه‌های کلیدی: سیستم تطبیقی فازی-عصبی بهینه‌شده (OANFIS)، جستجوی ترتیبی و جامع.

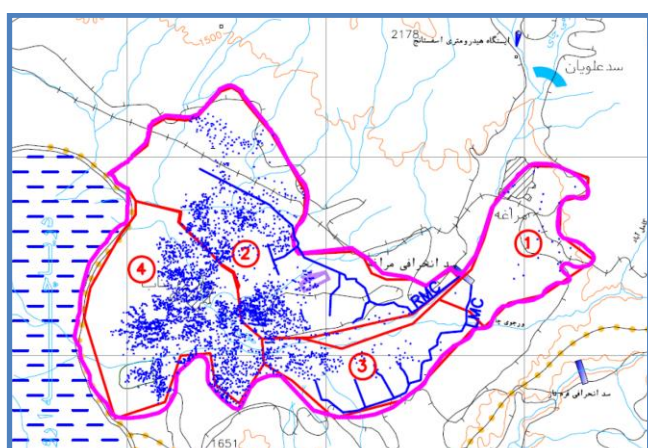
مقدمه

در سرزمینی مانند ایران که بخش بزرگی از آن در مناطق خشک و نیمه‌خشک قرار گرفته است، از دیرباز تأمین آب یکی از مهم‌ترین دغدغه‌های ساکنان آن بوده است. آب به‌عنوان محور و رکن اصلی در بخش تولیدات کشاورزی، نظر و دیدگاه تمامی جوامع بشری را در اعمال دقیق و سنجیده مدیریت بهینه مصرف آب به خود معطوف داشته است. در طی نیم‌قرن اخیر سیستم‌ها و الگوهای ریاضی و منطقی متنوعی در این جهت توسعه و بسط یافته است. یکی از این مدل‌ها سیستم تطبیقی فازی-عصبی ANFIS می‌باشد که مبتنی بر قواعد منطقی شرط-نتیجه است و با استفاده از مفهوم متغیرهای زبانی و روند تصمیم‌گیری فازی (منطق فازی)، فضای متغیرهای ورودی را به فضای متغیرهای خروجی نگاشت می‌نماید (Guan and Shang,)

(2008). تحقیقی در مناطق نیمه‌خشک ایران بر روی پیش‌بینی میزان تبخیر و تعرق مرجع محاسباتی با معادلات پنمن-مانتیش اصلاح‌شده فائو ۵۶، با روش ماشین بردار پشتیبان^۱، سیستم تطبیقی فازی-عصبی، رگرسیون خطی^۲ و غیرخطی^۳ انجام شده است. بر اساس نتایج حاصله مدل‌های ماشین بردار پشتیبان و سیستم تطبیقی فازی-عصبی با چهار ورودی میانگین دما، رطوبت نسبی، سرعت باد و میزان تشعشع بهترین نتایج با کمترین خطا را در مقایسه با مدل‌های رگرسیون خطی و غیرخطی و روش‌های برآوردی تبخیر و تعرق مرجع با اطلاعات محدودتر اقلیمی را داشته است (Tabari et al., 2012). در مطالعه دیگری در منطقه بودان^۴ هندوستان، نوسان سطح آب زیرزمینی با استفاده از دو مدل فازی و دو مدل سیستم تطبیقی

1. Support Vector Machines (SVM)
2. Multiple Linear Regression (MLR)
3. Multiple Non-Linear Regression (MNL)
4. Budaun District

در زمان پرآبی از آب رودخانه برای آبیاری اراضی کشاورزی و باغات منطقه استفاده می‌شود. در ماه‌های گرم سال که جریان رودخانه کاهش پیدا می‌نماید، عمده جریان رودخانه توسط زارعین مناطق بالادست برداشت‌شده و مناطق پائین‌دست با کمبود آب مواجه شده و برای تأمین آب موردنیاز کشاورزی از آب زیرزمینی استفاده می‌نمایند. به‌منظور حل مشکل فوق و همچنین جلوگیری از وارد آمدن خسارت به آبخوان دشت مراغه، سد مخزنی علویان با ظرفیت مفید ۵۷ میلیون مترمکعب بر روی رودخانه صوفی‌چای در نزدیکی روستای علویان واقع در ۳/۵ کیلومتری شمال مراغه در سال ۱۳۷۵ ساخته شده است. در شکل (۱) موقعیت سد علویان در دشت مراغه نشان داده شده است.



شکل ۱- موقعیت سد علویان در دشت مراغه

سیستم تطبیقی فازی-عصبی (ANFIS)

سیستم فازی، یک سیستم مبتنی بر قواعد منطقی شرط-نتیجه است که با استفاده از مفهوم متغیرهای زبانی و روند تصمیم‌گیری فازی (منطق فازی)، فضای متغیرهای ورودی را بر فضای متغیرهای خروجی نگاشت می‌نماید. پایگاه قواعد فازی که مجموعه قوانین منطقی بیان‌کننده رابطه بین متغیرهای فازی است، مهم‌ترین بخش یک سیستم فازی بشمار می‌رود. از آنجائی که داده‌های موجود همواره مقادیر قطعی دارند، از یک فازی ساز (تابع عضویت ورودی) برای تبدیل آن‌ها به متغیر فازی استفاده شده و از یک غیر فازی ساز (تابع عضویت خروجی) برای تبدیل نتایج فازی به مقادیر قطعی استفاده می‌شود. یکی از مهم‌ترین سیستم‌های فازی، سیستم سوگنو است که قواعد اگر-آنگاه در پایگاه قواعد ذخیره می‌شوند. اصطلاح ANFIS مخفف عبارت سیستم استنتاج فازی تطبیق‌پذیر مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد. ANFIS با استفاده از قابلیت یادگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی رابطه ورودی-خروجی را به دست

فازی-عصبی در مقیاس ماهانه شبیه‌سازی و پیش‌بینی شده است. نتایج نشان داد که مدل‌های ANFIS در مقایسه با معادلات و قواعد فازی دقت بهتری دارند (Bisht *et al.*, 2009) در تحقیق دیگری که با استفاده از پانزده مدل ANFIS برای شبیه‌سازی و پیش‌بینی بارش-رواناب توسعه یافت تأثیر تقدم و تأخر زمانی در اطلاعات ورودی بارندگی و رواناب بررسی شد. بر این اساس دو مدل با ورودی سری زمانی ترتیبی^۱، چهار مدل با ورودی سری زمانی بارندگی هرس شده ترتیبی^۲، دو مدل با ورودی ساده رواناب در گام زمانی (t-1) و (t-2) و هفت مدل با سری زمانی بارندگی بدون ترتیب^۳ توسعه و با یکدیگر مقایسه شده است. نتایج نشان داد که مدل‌ها با ورودی سری زمانی بدون ترتیب به همراه رواناب کمترین خطا در پیش‌بینی رواناب را داشته و در مقابل مدل‌ها با سری زمانی هرس شده نتایج غیرواقعی و مدل‌ها با ورودی بارندگی ترتیبی خروجی اشتباه تولید نموده است (Taleia *et al.*, 2010).

در این تحقیق با استفاده از اطلاعات روزانه، هفتگی، ۱۰ روزه و ماهانه آب ورودی به مخزن سد علویان در شمال غرب ایران طی سال‌های (۸۸-۱۳۷۹) می‌باشد، جریان بهنگام آب ورودی به سد با استفاده از اطلاعات ثبت‌شده در دوره‌های زمانی قبل به‌عنوان ورودی مدل سیستم تطبیقی فازی-عصبی و میزان جریان دوره زمانی (t) به‌عنوان خروجی، پیش‌بینی شده است. به‌منظور تعیین مدل بهینه و حداقل نمودن خطای پیش‌بینی از دو الگوریتم جستجوی ترتیبی^۴ و جستجوی جامع^۵ استفاده شده است. بدین منظور با برنامه‌نویسی در محیط نرم‌افزار MATLAB و استفاده از امکانات آن، الگوریتم‌های جستجوی مذکور گسترش‌یافته است. نتایج در طی یک سال (۳۶۵ روز) گسترش‌یافته و با مقادیر ثبت‌شده مقایسه شده است که نشان‌دهنده دقت مناسب و قابل قبول این مدل‌ها می‌باشد.

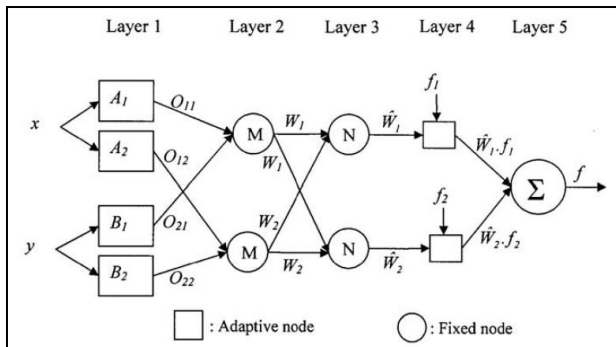
مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

دشت مراغه در شمال غرب ایران و دامنه‌های جنوبی کوه‌های سه‌هند و جنوب شرقی دریاچه ارومیه و بین ۴۶° ۱۱' تا ۴۶° طول شرقی و ۳۷° ۱۱' تا ۳۷° ۲۸' عرض شمالی واقع شده است. صوفی‌چای منبع اصلی آب سطحی دشت مراغه می‌باشد.

1. Sequential
2. Pruned Sequential Rainfall Time Series
3. Non-Sequential
4. Sequential Search
5. Exhaustive Search

(2006). روش اصلی آموزش در این سیستم، پس انتشار خطا^۱ می‌باشد. همچنین با استفاده از الگوریتم شیب نزولی خطا^۲، مقدار خطا به سمت ورودی‌ها پخش شده و پارامترها و وزن ارتباطات لایه‌ها تصحیح می‌گردند.



شکل ۲- سیستم فازی-عصبی معادل سیستم فازی سوگنو با تابع عضویت مثلثی (Sugeno et al., 2008)

اطلاعات مورد استفاده

در این مطالعه از اطلاعات حجم آب ورودی به مخزن سد علویان به صورت روزانه که در ایستگاه هیدرومتری علویان در طی دوره آماری (۸۸-۱۳۷۸) ثبت گردیده، استفاده شده است. سری زمانی این اطلاعات به صورت متوسط ورودی به مخزن سد علویان، در دوره‌های زمانی روزانه، هفتگی، ۱۰ روزه و ماهانه مرتب شده‌اند.

مدل‌های گسترش یافته

همواره انتخاب مدل بهینه با کمترین خطای پیش‌بینی یکی از اهداف محققین و کاربران از سیستم‌ها و مدل‌های هوشمند و جعبه سیاه (Black Box) بوده است. در این تحقیق از دو الگوریتم جستجوی ترتیبی و جامع به منظور انتخاب ترکیب بهینه ورودی‌های مدل^۳ (OANFIS) باهدف حداقل نمودن خطای پیش‌بینی استفاده شده است. در این مطالعه با تقسیم داده‌های موجود به دو مجموعه آموزش و صحت یابی با نسبت ۷۰ و ۳۰ درصدی، مدل‌های توسعه یافته آموزش و صحت یابی شده‌اند. بدین منظور ۱۰ ورودی، شامل آب ورودی به مخزن سد علویان در دوره‌های زمانی $V_{(t-1)}$ تا $V_{(t-10)}$ انتخاب و سعی شده است با استفاده از دو الگوریتم جستجوی ترتیبی و جستجوی جامع، مدل بهینه با ۲ و ۳ ورودی از بین ترکیبات مختلف از ۱۰ ورودی مذکور انتخاب و معرفی شوند. در الگوریتم جستجوی ترتیبی ورودی‌ها به ترتیب انتخاب می‌شوند، بدین صورت که ابتدا ۱۰ مدل OANFIS با یک ورودی $V_{(t-1)}$ تا $V_{(t-10)}$

آورده و با استفاده از استدلال منطق فازی نتایج را تولید می‌نماید، و دارای یک سیستم فازی سوگنو به صورت ساختار شبکه‌ای پیش‌رونده می‌باشد. مطابق شکل (۲) ساختار ANFIS دارای پنج لایه می‌باشد که عملکرد هر یک از آن‌ها به شرح زیر می‌باشد:

لایه اول-گره‌های ورودی: هر گره این لایه یک

مجموعه فازی است و خروجی هر گره در این لایه درجه عضویت متغیر ورودی در این مجموعه فازی است. خروجی گره i ام به صورت زیر می‌باشد:

$$O_1^1 = \mu_{A_i}(x) \text{ for } i = 1, 2 \text{ or} \quad (\text{رابطه } 1)$$

$$O_1^1 = \mu_{B_i}(y) \text{ for } i = 3, 4 \quad (\text{رابطه } 2)$$

که در آن $\mu_{A_i}(x)$: درجه عضویت x در مجموعه A_i و $\mu_{B_i}(y)$: درجه عضویت y در مجموعه B_i است.

لایه دوم-گره‌های قاعده: هر گره در این لایه

سیگنال‌های ورودی از لایه اول را در هم ضرب کرده و شدت برانگیختگی یک قانون را به صورت زیر محاسبه می‌نماید:

$$w_i = \mu_{A_i}(x) * \mu_{B_i}(y), i = 1, 2 \quad (\text{رابطه } 3)$$

لایه سوم-گره‌های متوسط: در این لایه شدت

برانگیختگی نرمال محاسبه می‌شود و i امین گره نسبت شدت برانگیختگی قانون i ام را به مجموع شدت برانگیختگی کلیه قوانین به صورت زیر محاسبه می‌نماید:

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1, 2 \quad (\text{رابطه } 4)$$

که در آن \bar{w}_i شدت برانگیختگی نرمال شده قانون i ام است.

لایه چهارم-گره‌های نتیجه: در این لایه، شدت

برانگیختگی نرمال شده در پارامترهای نتیجه ضرب شده و خروجی هر گره برابر است با:

$$O_1^4 = w_i^n f_i = w_i^n \cdot (p_i x + q_i y + r_i), i = 1, 2 \quad (\text{رابطه } 5)$$

که در آن p_i, q_i, r_i پارامترهای تطبیقی لایه‌اند و بنام پارامترهای نتیجه نامیده می‌شوند.

لایه پنجم-گره‌های خروجی: در این لایه خروجی

نهایی به صورت جمع سیگنال‌های ورودی از لایه چهارم به صورت زیر محاسبه می‌شود (تعداد گره‌ها برابر تعداد خروجی‌هاست):

$$O_1^5 = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (\text{رابطه } 6)$$

درواقع لایه پنجم عمل دیفازی سازی را انجام می‌دهد. بدین صورت می‌توان یک سیستم فازی که قابلیت یادگیری دارد را پیاده‌سازی نمود (Nayak et al., 2004; Firat and Gungor.,)

1. Errors Back-Propagation
2. Gradient Decent Method
3. Optimized Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

که در آن:

O_i : مقادیر مشاهده‌ای برای متغیر

P_i : مقادیر محاسبه‌ای

n : تعداد داده‌ها می‌باشد. همچنین به منظور ارزیابی مدل‌های توسعه‌یافته علاوه بر شاخص‌های ارزیابی مذکور، از آزمون‌های نیکویی برازش^۵ و همبستگی بین داده‌های مشاهده‌ای و خروجی مدل‌های توسعه‌یافته شامل آزمون ضرایب پیرسون^۶، کندال^۷ و اسپیرمن^۸ با بهره‌گیری از نرم‌افزار آماری SPSS استفاده شده است.

نتایج

خروجی مدل‌های سیستم تطبیقی فازی - عصبی برای پیش‌بینی حجم آب ورودی به مخزن سد علویان با مقادیر مشاهده‌ای و ثبت‌شده در ایستگاه هیدرومتری علویان، مقایسه شده و در شکل‌های (۵) تا (۸) برای مدل‌های توسعه‌یافته در هر یک از دوره‌های زمانی روزانه، هفتگی، ۱۰ روزه و ماهانه ارائه شده است. در ادامه مشخصات مدل‌های شامل تعداد ورودی، ساختار مدل، تعداد تابع عضویت، نوع تابع عضویت و خروجی مدل، به تفکیک مقیاس زمانی پیش‌بینی در جدول‌های (۱) تا (۴) ارائه شده است. بر این اساس:

در دوره زمانی ماهانه مدل شماره یک با سه ورودی و یک خروجی و تابع عضویت gauss2mf با RMSE برابر ۰/۱۱۳، متوسط مطلق خطای ۰/۰۶۵، ضریب همبستگی ۰/۸۶۵، مقدار تابع هدف نرمال شده‌ای برابر ۰/۴۳۸، شاخص نش-ساتکلیف ۰/۸۷۶ نسبت به دو مدل دیگر در این مقیاس زمانی، نتایج قابل‌قبول‌تر با خطای کمتری ایجاد نموده است. از نظر آزمون‌های نکویی برازش هم با سه شاخص مذکور در محدوده ۹۹ درصد اطمینان، اعتبار دارد.

در دوره زمانی ۱۰ روزه مدل شماره یک با سه ورودی و یک خروجی و تابع عضویت gbellmf با RMSE برابر ۰/۰۹۸، متوسط مطلق خطای ۰/۰۴۸، ضریب همبستگی ۰/۹۲۱، مقدار تابع هدف نرمال شده‌ای برابر ۰/۳۵۷، شاخص نش-ساتکلیف ۰/۹۲۴ نسبت به دو مدل دیگر در این مقیاس زمانی، نتایج قابل‌قبول‌تر با خطای کمتری ایجاد نموده است. از نظر آزمون‌های نکویی برازش هم با سه شاخص مذکور در محدوده ۹۹ درصد اطمینان، اعتبار دارد.

گسترش‌یافته و خطای مراحل مدل‌سازی و صحت‌یابی برای هر یک از آن‌ها محاسبه می‌شود. سپس از بین آن‌ها مدلی که کمترین خطا را دارد انتخاب‌شده و در مرحله بعد ترکیب آن با ۹ ورودی دیگر دوباره بررسی می‌گردد. به‌عنوان مثال در اولین گام ورودی $V_{(t-1)}$ انتخاب می‌شود و در گام دوم مدل با ترکیب ورودی $V_{(t-1)}$ و $V_{(t-3)}$ کمترین خطا را داشته و همین روند تا رسیدن به ترکیب بهینه از بین مجموعه ۱۰ ورودی ادامه می‌یابد. در شکل (۳) فلوچارت جستجوی ترتیبی ارائه شده است. در الگوریتم جستجوی جامع کلیه ترکیبات مختلف از بین ورودی‌ها اجرا می‌شود و سپس ترکیب بهینه بر اساس کمترین خطا در مرحله آموزش و صحت‌یابی انتخاب و معرفی می‌شود. در این تحقیق هدف انتخاب ترکیب ۲ و ۳ ورودی از بین ۱۰ ورودی می‌باشد که در این وضعیت ترکیب ۲ از ۱۰ یعنی ۴۵ و ترکیب ۳ از ۱۰ یعنی ۱۲۰ مدل بررسی می‌شود و از بین آن‌ها مدل بهینه انتخاب‌شده است. در شکل (۴) فلوچارت جستجوی جامع ارائه شده است.

معیارهای ارزیابی نتایج

به‌منظور ارزیابی و مقایسه نتایج حاصل از روش‌ها و مدل‌های بکار برده شده از شاخص‌های آماری ریشه متوسط مجذور خطا^۱، متوسط قدر مطلق خطا^۲، ضریب همبستگی، تابع هدف نرمال شده^۳ و شاخص نش-ساتکلیف^۴ استفاده شده است (Pennell et al, 1990; Nash and Sutcliffe, 1970). روابط این معیارها به شکل زیر می‌باشد:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{n}} \quad (\text{رابطه ۷})$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |O_i - P_i|}{n} \quad (\text{رابطه ۸})$$

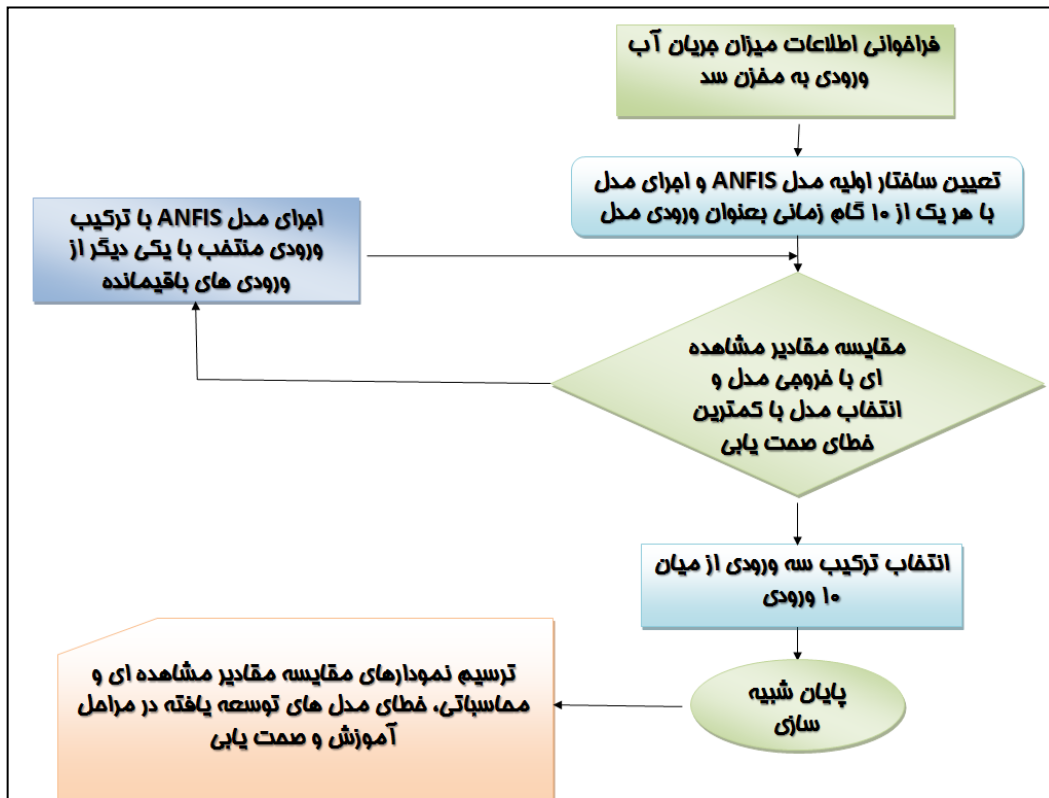
$$R^2 = \frac{n(\sum_{i=1}^n O_i P_i) - (\sum_{i=1}^n O_i) (\sum_{i=1}^n P_i)}{\sqrt{[n \sum_{i=1}^n O_i^2 - (\sum_{i=1}^n O_i)^2] \cdot [n \sum_{i=1}^n P_i^2 - (\sum_{i=1}^n P_i)^2]}} \quad (\text{رابطه ۹})$$

$$NOF = \frac{RMSE}{\bar{O}} = \frac{\sqrt{(1/n) \sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}}{\bar{O}} \quad (\text{رابطه ۱۰})$$

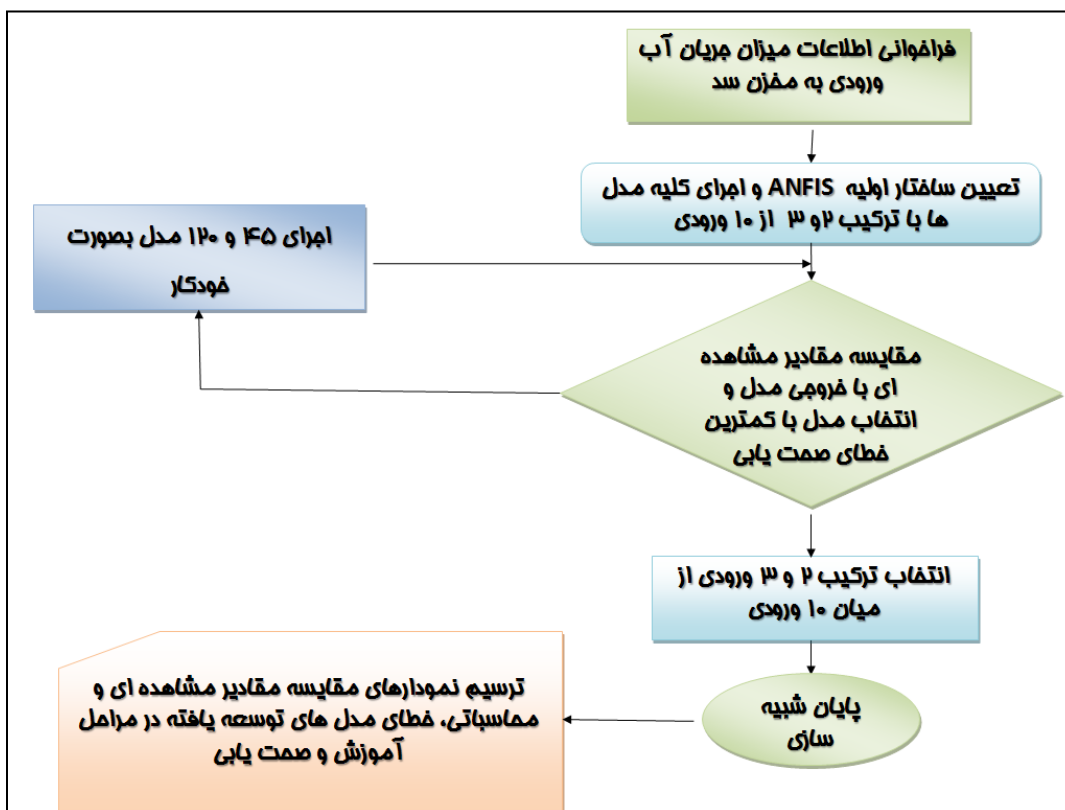
$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (\text{رابطه ۱۱})$$

5. Goodness of Fit Test
6. Pearson Correlation
7. Kendall's Correlation
8. Spearman's Correlation

1. Root Mean Square Error (RMSE)
2. Mean Absolute Error (MAE)
3. Normalized Objective Function (NOF)
4. Nash-Sutcliffe Efficiency index (NSE)



شکل ۳- فلوجارت جستجوی ترتیبی



شکل ۴- فلوجارت جستجوی جامع

است. در گام دوم ترکیب ورودی $V_{(t-1)}$ و $V_{(t-10)}$ با RMSE صحت یابی برابر $12/58$ میلیون مترمکعب و در گام سوم $V_{(t-10)}$ ، $V_{(t-5)}$ ، $V_{(t-1)}$ با RMSE صحت یابی برابر $12/87$ میلیون مترمکعب انتخاب شده است.

همچنین در نمودارهای (۹) تا (۱۱) تغییرات RMSE مدل‌های ANFIS برای انتخاب مدل بهینه با ترکیب ۲ از ۱۰ در جستجوی جامع و مقیاس زمانی روزانه، هفتگی، ۱۰ روزه و ماهانه ارائه شده است. بر این اساس در الگوریتم جستجوی جامع:

- در مقیاس زمانی روزانه مدل با دو ورودی $V_{(t-1)}$ و $V_{(t-8)}$ و با RMSE صحت یابی و آموزش برابر $0/187$ و $0/070$ میلیون مترمکعب انتخاب شده است. همچنین در انتخاب مدل با سه ورودی نیز مدل با ورودی $V_{(t-1)}$ ، $V_{(t-2)}$ ، $V_{(t-5)}$ با RMSE صحت یابی و آموزش برابر $1/094$ و $0/065$ میلیون مترمکعب انتخاب شده است.

- در مقیاس زمانی هفتگی مدل با دو ورودی $V_{(t-1)}$ و $V_{(t-8)}$ و با RMSE صحت یابی و آموزش برابر $0/154$ و $0/089$ میلیون مترمکعب انتخاب شده است. همچنین در انتخاب مدل با سه ورودی نیز مدل با ورودی $V_{(t-1)}$ ، $V_{(t-8)}$ ، $V_{(t-10)}$ با RMSE صحت یابی و آموزش برابر $0/248$ و $0/080$ میلیون مترمکعب انتخاب شده است.

- در مقیاس زمانی دهه‌ای مدل با دو ورودی $V_{(t-1)}$ و $V_{(t-8)}$ و با RMSE صحت یابی و آموزش برابر $0/135$ و $0/117$ میلیون مترمکعب انتخاب شده است. همچنین در انتخاب مدل با سه ورودی نیز مدل با ورودی $V_{(t-1)}$ ، $V_{(t-6)}$ ، $V_{(t-10)}$ با RMSE صحت یابی و آموزش برابر $0/156$ و $0/094$ میلیون مترمکعب انتخاب شده است.

- در مقیاس زمانی ماهانه مدل با دو ورودی $V_{(t-4)}$ و $V_{(t-8)}$ و با RMSE صحت یابی و آموزش برابر $9/95$ و $7/73$ میلیون مترمکعب انتخاب شده است. همچنین در انتخاب مدل با سه ورودی نیز مدل با ورودی $V_{(t-1)}$ ، $V_{(t-6)}$ ، $V_{(t-10)}$ با RMSE صحت یابی و آموزش برابر $12/87$ و $2/45$ میلیون مترمکعب انتخاب شده است.

نتیجه‌گیری

در این تحقیق پیش‌بینی جریان بهنگام ورودی به سد علویان با استفاده از سیستم تطبیقی فازی-عصبی بهینه‌شده و دو الگوریتم تربیتی و جامع موردبررسی قرار گرفته است. بر اساس نتایج حاصله در کلیه دوره‌های زمانی استفاده از اطلاعات ۳ دوره قبل $V_{(t-1)}$ ، $V_{(t-2)}$ ، $V_{(t-3)}$ در مقایسه با سایر گام‌های زمانی، بهترین

در دوره زمانی هفتگی مدل شماره یک با چهار ورودی و یک خروجی و تابع عضویت gauss2mf با RMSE برابر $0/088$ ، متوسط مطلق خطای $0/036$ ، ضریب همبستگی $0/938$ ، مقدار تابع هدف نرمال شده‌ای برابر $0/321$ ، شاخص نش-ساتکلیف $0/940$ نسبت به دو مدل دیگر در این مقیاس زمانی، نتایج قابل‌قبول‌تر با خطای کمتری ایجاد نموده است. از نظر آزمون‌های نکویی برازش هم با سه شاخص مذکور در محدوده ۹۹ درصد اطمینان، اعتبار دارد.

در دوره زمانی روزانه هم مدل شماره چهار با چهار ورودی و یک خروجی و تابع عضویت gauss2mf با RMSE برابر $0/105$ ، متوسط مطلق خطای $0/040$ ، ضریب همبستگی $0/921$ ، مقدار تابع هدف نرمال شده‌ای برابر $0/379$ ، شاخص نش-ساتکلیف $0/923$ نسبت به دو مدل دیگر در این مقیاس زمانی، نتایج قابل‌قبول‌تر با خطای کمتری ایجاد نموده است. از نظر آزمون‌های نکویی برازش هم با سه شاخص مذکور در محدوده ۹۹ درصد اطمینان، اعتبار دارد.

در شکل (۹) به‌عنوان نمونه تغییرات RMSE مدل‌های ANFIS برای انتخاب مدل بهینه در الگوریتم جستجوی تربیتی در مقیاس زمانی روزانه، ارائه شده است. بر این اساس در الگوریتم جستجوی تربیتی:

در مقیاس زمانی روزانه در اولین گام ورودی $V_{(t-1)}$ با RMSE صحت یابی برابر $0/211$ میلیون مترمکعب انتخاب شده است. در گام دوم ترکیب ورودی $V_{(t-1)}$ و $V_{(t-8)}$ با RMSE صحت یابی برابر $0/187$ میلیون مترمکعب و در گام سوم $V_{(t-4)}$ ، $V_{(t-1)}$ ، $V_{(t-1)}$ با RMSE صحت یابی برابر $1/5247$ میلیون مترمکعب انتخاب شده است.

در مقیاس زمانی هفتگی در اولین گام ورودی $V_{(t-1)}$ با RMSE صحت یابی برابر $0/175$ میلیون مترمکعب انتخاب شده است. در گام دوم ترکیب ورودی $V_{(t-1)}$ و $V_{(t-3)}$ با RMSE صحت یابی برابر $0/192$ میلیون مترمکعب و در گام سوم $V_{(t-9)}$ ، $V_{(t-1)}$ ، $V_{(t-1)}$ با RMSE صحت یابی برابر $0/3912$ میلیون مترمکعب انتخاب شده است.

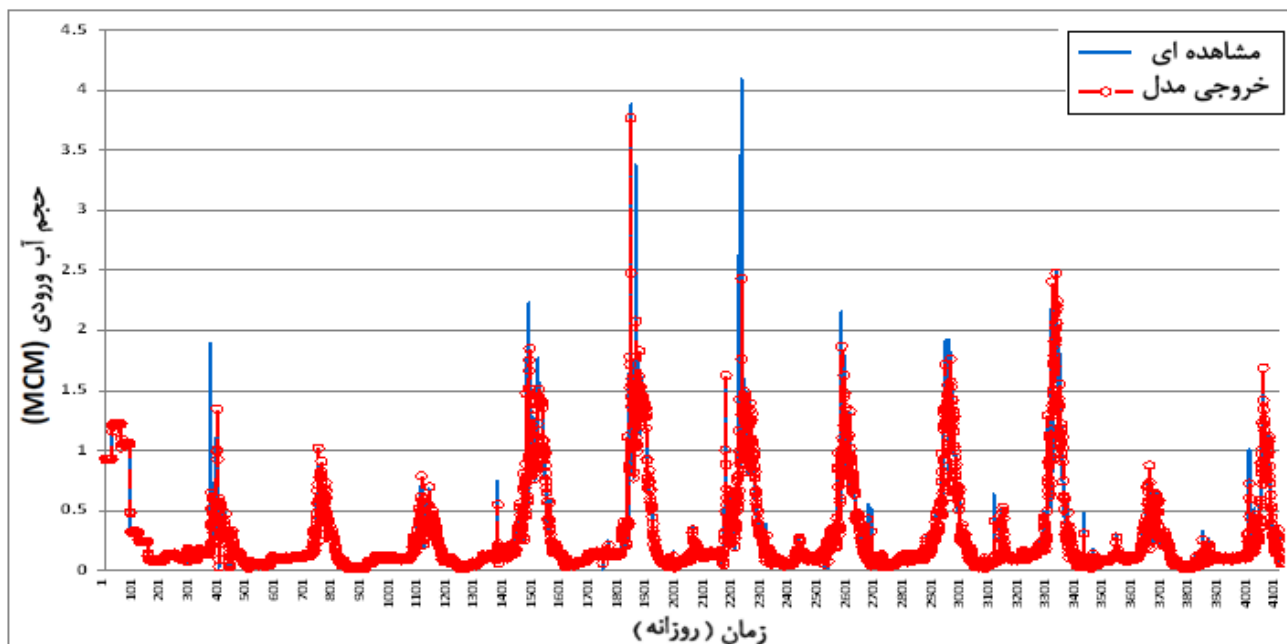
در مقیاس زمانی ۱۰ روزه در اولین گام ورودی $V_{(t-1)}$ با RMSE صحت یابی برابر $0/163$ میلیون مترمکعب انتخاب شده است. در گام دوم ترکیب ورودی $V_{(t-1)}$ و $V_{(t-7)}$ با RMSE صحت یابی برابر $0/135$ میلیون مترمکعب و در گام سوم $V_{(t-9)}$ ، $V_{(t-1)}$ ، $V_{(t-1)}$ با RMSE صحت یابی برابر $0/222$ میلیون مترمکعب انتخاب شده است.

در مقیاس زمانی ماهانه نیز در اولین گام ورودی $V_{(t-4)}$ با RMSE صحت یابی برابر $11/26$ میلیون مترمکعب انتخاب شده

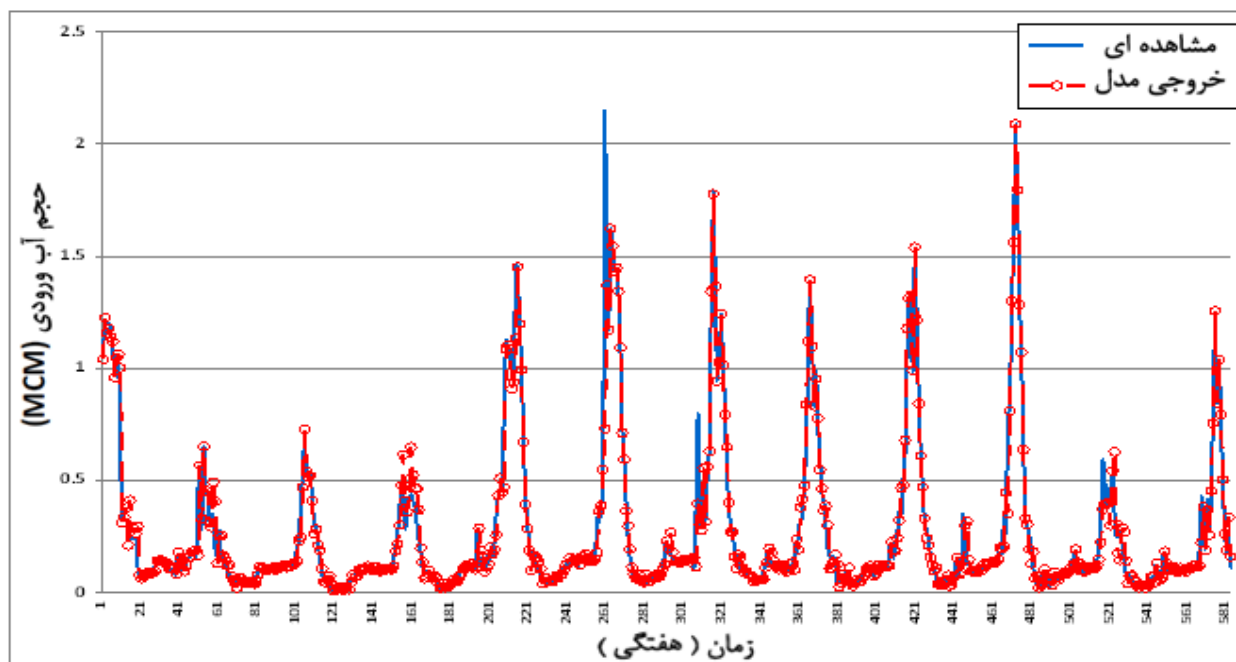
فاصله زمانی با خروجی $V(t)$ نیز می‌باشد، برخوردار است. در الگوریتم جستجوی جامع با بررسی کلیه ترکیبات مختلف در ورودی مدل می‌توان با اطمینان بالاتری نسبت به انتخاب مدل بهینه اقدام نمود که در مقایسه با نتایج تحقیقات گذشته روش جامع‌تری را برای معرفی مدل بهینه با کمترین خطای صحت‌یابی ارائه می‌نماید.

نتایج را با کمترین مقدار RMSE ارائه نموده است. تابع عضویت گوسین^۱ نیز بهترین تابع در کلیه مدل‌های ANFIS توسعه‌یافته بود. در کلیه مدل‌های بهینه در مقیاس‌های زمانی مورد بررسی، ورودی $V(t-1)$ به‌عنوان یک متغیر تأثیرگذار حضور داشته و خروجی مدل از حساسیت بالایی نسبت به تغییرات آن که دارای کمترین

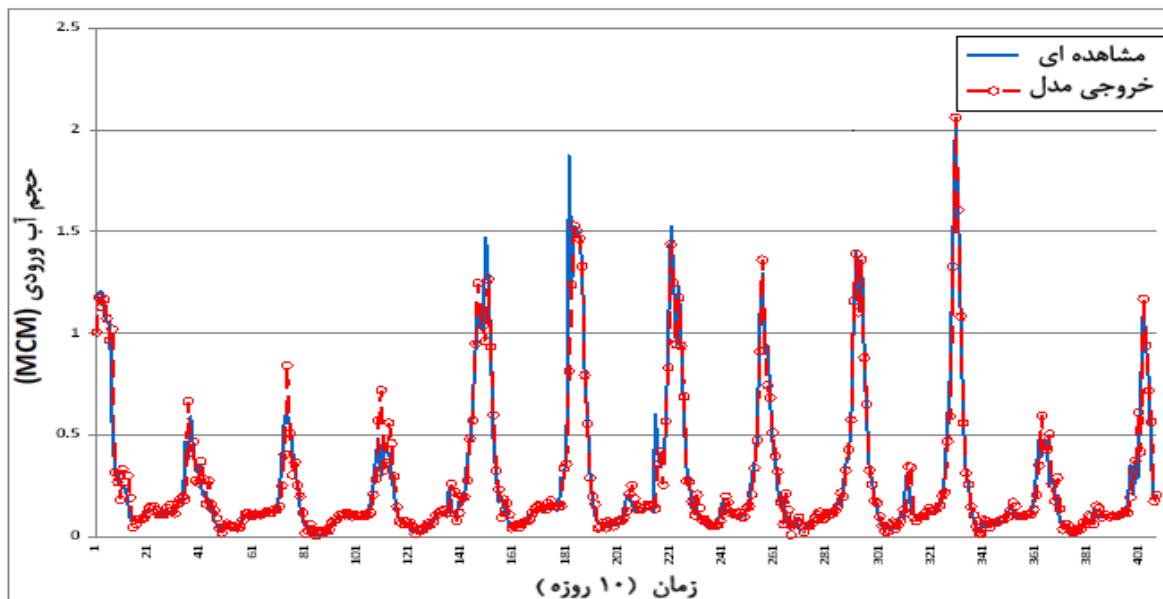
1. Gaussian membership function(gauss2mf)



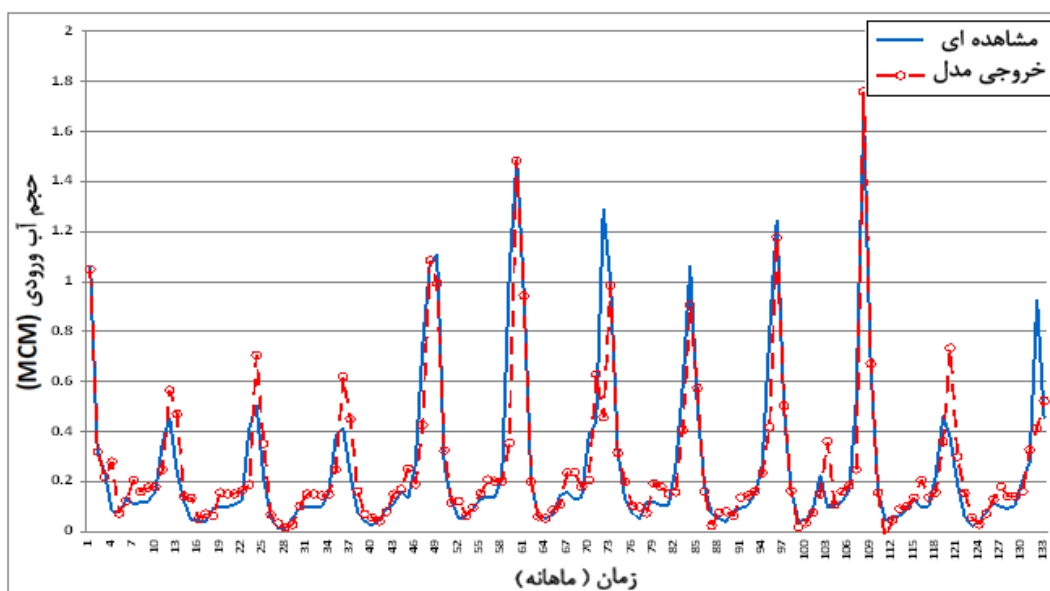
شکل ۵- مقایسه نتایج حاصل از مدل ANFIS با مقادیر مشاهده‌ای در مدل روزانه با سه ورودی



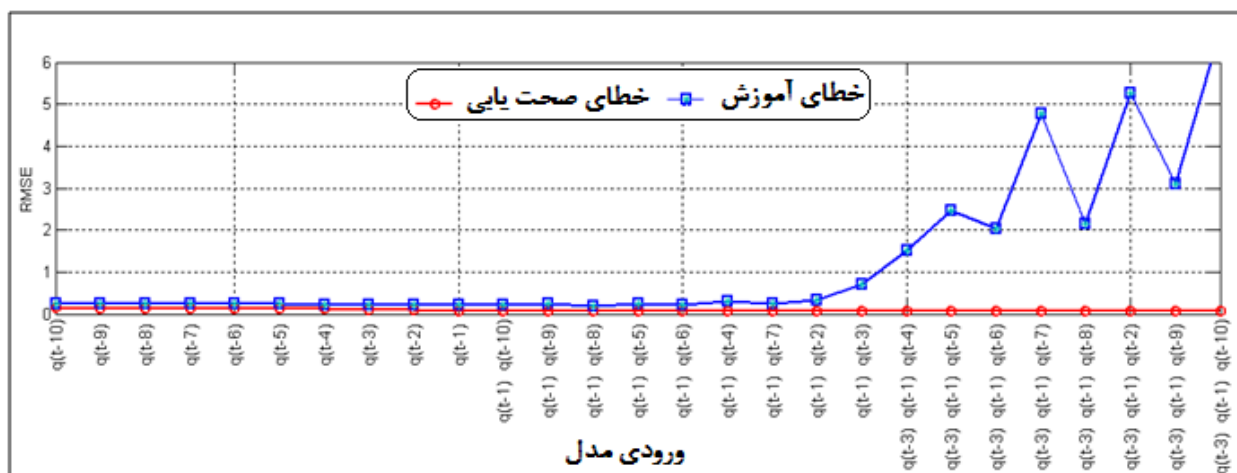
شکل ۶- مقایسه نتایج حاصل از مدل ANFIS با مقادیر مشاهده‌ای در مدل هفتگی با سه ورودی



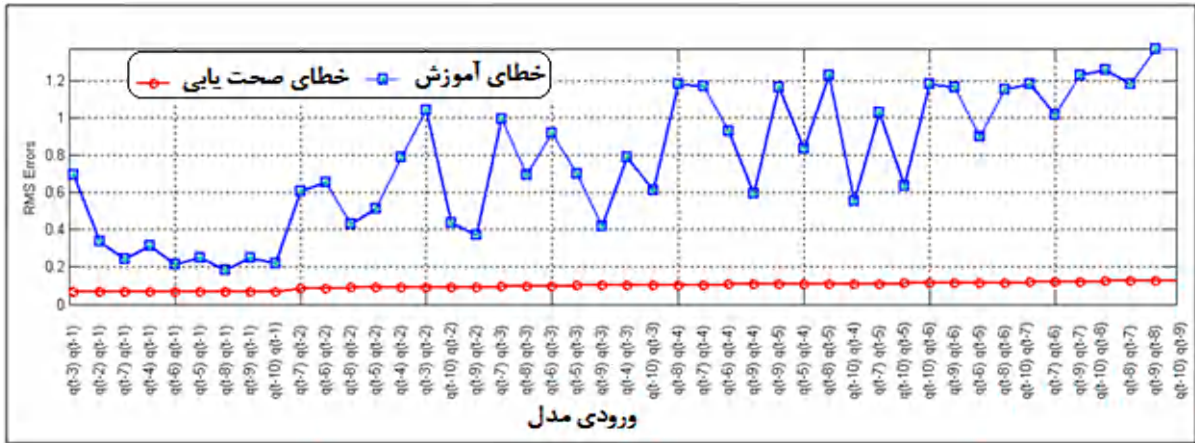
شکل ۷- مقایسه نتایج حاصل از مدل ANFIS با مقادیر مشاهده‌ای در مدل ۱۰ روزه با سه ورودی



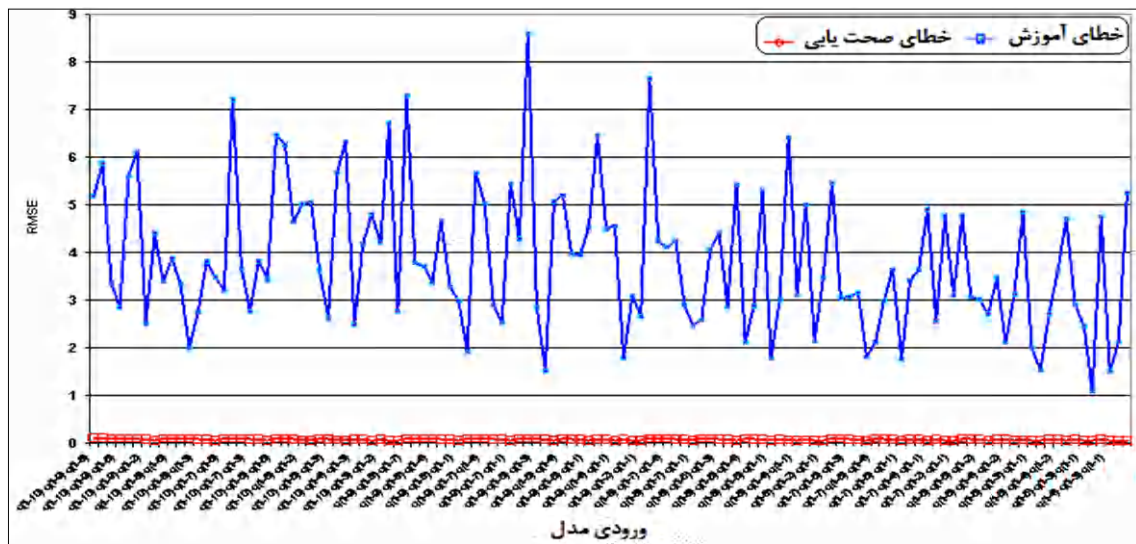
شکل ۸- مقایسه نتایج حاصل از مدل ANFIS با مقادیر مشاهده‌ای در مدل ماهانه با سه ورودی



شکل ۹- تغییرات RMSE مدل‌های ANFIS برای انتخاب مدل بهینه روزانه با جستجوی ترتیبی



شکل ۱۰- تغییرات RMSE مدل‌های ANFIS برای انتخاب مدل بهینه روزانه با ترکیب ۲ از ۱۰ با جستجوی جامع



شکل ۱۱- تغییرات RMSE مدل‌های ANFIS برای انتخاب مدل بهینه روزانه با ترکیب ۳ از ۱۰ با جستجوی جامع

جدول ۱- مشخصات مدل‌های پیش‌بینی روزانه حجم آب ورودی به مخزن سد علویان و معیارهای ارزیابی در مرحله صحت یابی

مدل	ورودی	تعداد قواعد	تابع عضویت	خروجی	RMSE	MAE	R^2	NOF	NSE	Pearson Correlation	Kendall's Correlation	Spearman's Correlation
۱	$V_{(t-7)} \dots V_{(t-1)}$	۲-۱-۱-۱-۱	gauss2mf	$V_{(t)}$	۰/۱۱۸	۰/۰۴۳	۰/۸۹۸	۰/۴۲۸	۰/۹۰۲	۰/۹۵۰	۰/۸۵۹	۰/۹۵۸
۲	$V_{(t-6)} \dots V_{(t-1)}$	۳-۲-۲-۱-۱-۱	psigmf	$V_{(t)}$	۰/۱۲۵	۰/۰۴۴	۰/۸۸۷	۰/۴۵۰	۰/۸۹۲	۰/۹۴۵	۰/۸۵۸	۰/۹۵۸
۳	$V_{(t-5)} \dots V_{(t-1)}$	۳-۲-۲-۱-۱	gauss2mf	$V_{(t)}$	۰/۱۲۰	۰/۰۴۳	۰/۸۹۵	۰/۴۳۴	۰/۹۰۰	۰/۹۴۸	۰/۸۵۸	۰/۹۵۷
۴	$V_{(t-4)}, V_{(t-3)}, V_{(t-2)}, V_{(t-1)}$	۳-۲-۲-۱	gauss2mf	$V_{(t)}$	۰/۱۰۵	۰/۰۴۰	۰/۹۲۱	۰/۳۷۹	۰/۹۲۳	۰/۹۶۱	۰/۸۶۱	۰/۹۵۸
۵	$V_{(t-3)}, V_{(t-2)}, V_{(t-1)}$	۳-۳-۳	gbellmf	$V_{(t)}$	۰/۱۱۱	۰/۰۴۱	۰/۹۱۱	۰/۴۰۲	۰/۹۱۴	۰/۹۵۶	۰/۸۶۱	۰/۹۵۸
۶	$V_{(t-2)}, V_{(t-1)}$	۳-۳	pimf	$V_{(t)}$	۰/۱۲۱	۰/۰۴۲	۰/۸۹۴	۰/۴۳۷	۰/۸۹۸	۰/۹۴۸	۰/۸۶۳	۰/۹۵۸
۷	$V_{(t-1)}$	۳	gauss2mf	$V_{(t)}$	۰/۱۲۶	۰/۰۴۳	۰/۸۸۵	۰/۴۵۵	۰/۸۹۰	۰/۹۴۳	۰/۸۶۵	۰/۹۵۷

جدول ۲- مشخصات مدل‌های پیش‌بینی هفتگی حجم آب ورودی به مخزن سد علویان و معیارهای ارزیابی در مرحله صحت یابی

مدل	ورودی	تعداد قواعد	تابع عضویت	خروجی	RMSE	MAE	R^2	NOF	NSE	Pearson Correlation	Kendall's Correlation	Spearman's Correlation
۱	$V_{(t-4)}, V_{(t-3)}, V_{(t-2)}, V_{(t-1)}$	۳-۳-۳-۳	gauss2mf	$V_{(t)}$	۰/۰۸۸	۰/۰۲۶	۰/۹۳۸	۰/۳۲۱	۰/۹۴۰	۰/۹۶۹	۰/۸۱۲	۰/۹۴۱
۲	$V_{(t-3)}, V_{(t-2)}, V_{(t-1)}$	۳-۳-۳	gauss2mf	$V_{(t)}$	۰/۱۰۹	۰/۰۵۰	۰/۹۰۳	۰/۳۹۸	۰/۹۰۸	۰/۹۵۳	۰/۹۲۱	۰/۹۹۲
۳	$V_{(t-2)}, V_{(t-1)}$	۳-۳	trapmf	$V_{(t)}$	۰/۱۲۸	۰/۰۶۱	۰/۹۵۴	۰/۴۶۴	۰/۸۷۴	۰/۹۷۸	۰/۹۶۴	۰/۹۹۷
۴	$V_{(t-1)}$	۳	dsigmf	$V_{(t)}$	۰/۱۴۲	۰/۰۷۲	۰/۸۳۵	۰/۵۱۲	۰/۸۴۶	۰/۹۲۰	۰/۸۰۱	۰/۹۳۸

جدول ۳- مشخصات مدل‌های پیش‌بینی ۱۰ روزه حجم آب ورودی به مخزن سد علویان و معیارهای ارزیابی در مرحله صحت یابی

مدل	ورودی	تابع عضویت	تعداد قواعد	خروجی	RMSE	MAE	R^2	NOF	NSE	Pearson Correlation	Kendall's Correlation	Spearman's Correlation
۱	$V_{(t-3)}, V_{(t-2)}, V_{(t-1)}$	gbellmf	۳-۳-۳		۰/۰۹۸	۰/۰۴۸	۰/۹۲۱	۰/۳۵۷	۰/۹۲۴	**۰/۹۶۱	**۰/۷۸۵	**۰/۹۳۰
۲	$V_{(t-2)}, V_{(t-1)}$	gauss2mf	۳-۳	$V_{(t)}$	۰/۱۲۲	۰/۰۶۱	۰/۸۷۵	۰/۴۴۶	۰/۸۸۲	**۰/۹۵۵	**۰/۹۹۴	**۰/۹۵۲
۳	$V_{(t-1)}$	gbellmf	۳		۰/۱۵۴	۰/۰۷۸	۰/۷۹۸	۰/۵۵۷	۰/۸۱۴	**۰/۹۰۲	**۰/۷۷۵	**۰/۹۲۷

جدول ۴- مشخصات مدل‌های پیش‌بینی ماهانه حجم آب ورودی به مخزن سد علویان و معیارهای ارزیابی در مرحله صحت یابی

مدل	ورودی	تابع عضویت	تعداد قواعد	خروجی	RMSE	MAE	R^2	NOF	NSE	Pearson Correlation	Kendall's Correlation	Spearman's Correlation
۱	$V_{(t-3)}, V_{(t-2)}, V_{(t-1)}$	gauss2mf	۳-۳-۳		۰/۱۱۳	۰/۰۶۵	۰/۸۶۵	۰/۴۳۸	۰/۸۷۶	**۰/۷۸۹	**۰/۶۱۳	**۰/۷۷۴
۲	$V_{(t-2)}, V_{(t-1)}$	gauss2mf	۳-۳	$V_{(t)}$	۰/۱۴۲	۰/۰۷۸	۰/۷۸۹	۰/۵۳۹	۰/۸۱۰	**۰/۹۰۶	**۰/۷۴۵	**۰/۹۰۱
۳	$V_{(t-1)}$	gauss2mf	۳		۰/۲۴۰	۰/۱۴۷	۰/۲۶۹	۰/۸۸۴	۰/۴۸۶	**۰/۹۰۸	**۰/۷۲۵	**۰/۸۸۷

**در سطح احتمال ۹۹٪ اعتبار دارد.

REFERENCES

- Bisht, D. C. S, Mohan Raju, M and Joshi, M. C. (2009). Simulation of water table elevation fluctuation using fuzzy-logic and ANFIS. *Computer Modelling and New Technologies*, 13(2), 16–23.
- Firat, M., and Gungor, M., (2006). River flow estimation using adaptive neuro fuzzy interface system. *Mathematics and Computer in Simulation*, Matcom-2710.
- Guan-De Wu, Shang-Lien Lo., (2008). Predicting real-time coagulant dosage in water treatment by artificial neural networks and adaptive network-based fuzzy inference system. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 21, 1189–1195.
- Nayak, P. C., Sudheer, K. P., Rangan, D. M., and Ranasastry, K. S., (2004). A neurofuzzy computing technique for modeling hydrological time series. *Journal of Hydrology*, 291, 52-66.
- Nash, J.E., Sutcliffe, J.V., (1970). River flow forecasting through conceptual models. Part 1. A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, 10 (3), 282–292.
- Pennell, K.D., Hornsby, A.G., Jessup, R.E., Rao, P.S.C., (1990). Evaluation of five simulation models for predicting aldicarb and bromide behaviour under field conditions. *Water Resources Research*, 26 (11), 2679–2693.
- Sugeno, Li, Y.P. G.H. Huang, Z.F. Yang and S.L. Nie., (2008). IFMP: Interval-fuzzy multistage programming for water resources management under uncertainty. *Resources, Conservation and Recycling*, 52, pp 800–812.
- Tabari, H., Kisi, O., Ezani, A., and Hosseinzadeh Talae., (2012). SVM, ANFIS, regression and climate based models for reference evapotranspiration modeling using limited climatic data in a semi-arid highland environment. *Journal of Hydrology* 444–445, 78–89.
- Taleia, A., Chye Chuab, L.H., and Wong, T. S.W. (2010). Evaluation of rainfall and discharge inputs used by Adaptive Network-based Fuzzy Inference Systems (ANFIS) in rainfall–runoff modeling. *Journal of Hydrology*, Vol. 391, 248–262.