

تخمین هوشمند دبی روزانه با بهره‌گیری از سامانه استنباط فازی - عصبی تطبیقی

مرتضی نبی‌زاده^۱، ابوالفضل مساعدی^{۲*} و امیر احمد دهقانی^۳

(E-mail: mosaedi@um.ac.ir)

(تاریخ دریافت: ۹۰/۰۲/۱۹ - تاریخ پذیرش: ۹۱/۰۳/۲۷)

چکیده

در سال‌های اخیر، استفاده از تئوری مجموعه‌های فازی جهت مدل‌سازی پدیده‌های هیدرولوژیکی که دارای پیچیدگی و عدم قطعیت بالایی هستند، مورد توجه محققین قرار گرفته است. به همین دلیل، در این پژوهش از مدلی مبتنی بر منطق فازی (سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی^۴) برای انجام فرآیند پیش‌بینی جریان رودخانه ليقوان استفاده شده است. در این تحقیق، از سه پارامتر بارندگی، دما و دبی روزانه حوضه آبریز ليقوان‌چای برای پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه ليقوان استفاده شد. سپس جهت تعیین مدل‌های بهینه ورودی به سیستم‌ها، کولوگرام داده‌ها مورد بررسی قرار گرفت. نهایتاً جهت بررسی تأثیر دما در پیش‌بینی، این فرآیند با تفکیک ماه‌ها، انجام شد. ارزیابی نتایج پیش‌بینی‌ها با استفاده از معیارهای گوناگون از جمله معیار ناش - ساتکلیف نشان داد که مدل *ANFIS* دقت بالا ($C_{NS} = 0/979$) و خطای کمی ($RMSE = 0/041$) در پیش‌بینی داشته است و این روش می‌تواند به عنوان روشی کارآمد و دقیق در پیش‌بینی جریان رودخانه به کار گرفته شود. همچنین، با بررسی نتایج نهایی مشخص شد که دما تنها در ماه آذر در پیش‌بینی مؤثر بوده است.

کلمات کلیدی: پیش‌بینی، حوضه ليقوان‌چای، سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی (*ANFIS*)، منطق فازی، مهندسی منابع آب

۱ - دانش‌آموخته کارشناسی‌ارشد مهندسی منابع آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، گرگان - ایران

۲ - دانشیار دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد - ایران (نویسنده مسئول مکاتبات *)

۳ - استادیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، گرگان - ایران

مقدمه

پیش‌بینی جریان رودخانه‌ها با توجه به اهمیت آن در طراحی تأسیسات آبی، آبیگری از رودخانه‌ها، برنامه‌ریزی بهره‌برداری از مخازن سدها، کنترل فرسایش و رسوب رودخانه‌ها و غیره، از دیرباز مورد توجه مهندسان منابع آب قرار داشته است. از سوی دیگر، با توجه به محدودیت منابع آب شیرین قابل استحصال، پیش‌بینی هرچه دقیق‌تر دبی جریان و تغییرات آن در طول سال از ارکان اساسی برنامه‌ریزی و مدیریت منابع آب‌های سطحی است. از این رو، متخصصان همواره برای تخمین صحیح دبی رودخانه و تدقیق روش‌های موجود در تلاش هستند. تاکنون روابط و الگوهای گوناگون و پیچیده‌ای برای پیش‌بینی میزان آبدهی رودخانه‌ها نظیر انواع الگوهای مفهومی بارش - رواناب، الگوهای سری زمانی و الگوهای ترکیبی (هیبرید) ارائه شده است، اما روابط ارائه شده به دلیل عدم شناخت دقیق و پیچیدگی عوامل مؤثر در آبدهی رودخانه‌ها، در بسیاری از موارد با مقادیر مشاهده شده تطابق نداشت و در مواقعی نیز میزان مقادیر محاسبه شده از روابط گوناگون تفاوت معنی‌داری با یکدیگر داشته‌اند.

استفاده از الگوهای ضمنی متکی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی با گسترش روزافزون کاربرد الگوهای رایانه‌ای در دو دهه اخیر، به طور گسترده‌ای در مطالعات مربوط به پیش‌بینی پارامترهای مختلف منابع آب مورد استفاده قرار گرفته است و محققان مختلف بر دقت بالای این روش در مقایسه با الگوهای سری زمانی تأکید نموده‌اند (۴). این روش‌ها به عنوان مدل مبتنی بر داده قادرند بدون در نظر گرفتن محدودیت فیزیکی محیط، یک ارتباط منطقی بین ورودی و خروجی با استفاده از داده‌های مشاهده‌ای برقرار کنند. در بین روش‌های هوش مصنوعی، منطق فازی یکی از پرکاربردترین روش‌هاست. منطق فازی، یک ابزار توانمند برای حل مسائل مربوط به سامانه‌های مرکب و پیچیده است که عموماً درک آنها مشکل بوده و اطلاعات و دانایی بشر در ارتباط با این سامانه‌ها ناچیز است. به‌طورکلی، منطق فازی در برابر منطق کلاسیک مطرح شد و لزوم تولد و توسعه این منطق، نگاه جدید آن به مسائل و شکستن منطق صفر و یک می‌باشد. شاید مهمترین ویژگی منطق فازی در مقام مقایسه با منطق کلاسیک این باشد که دانش و تجربه را در این منطق

می‌توان به روابط ریاضی بیان نمود. سامانه‌های فازی عموماً قادر به مدل‌سازی دو نوع از عدم قطعیت‌ها در پدیده‌های موجود در جهان می‌باشند. نوع اول، عدم قطعیت ناشی از ضعف دانش و ابزار بشری جهت شناخت پیچیدگی‌های یک پدیده می‌باشد. تمامی کمیت‌های گسترده که برای اندازه‌گیری آنها به میانگین‌گیری از چند نقطه در داخل محدوده آن بسنده می‌شود، جزء این نوع از عدم قطعیت‌ها به‌شمار می‌رود. به عنوان مثال، بارندگی در یک محدوده مطالعاتی که برای بیان میزان آن مقادیر اندازه‌گیری شده در چند نقطه از یک طیف گسترده که شامل بی‌نهایت نقطه است، گزارش می‌شود. این اندازه‌گیری‌ها نیز خود شامل خطای اندازه‌گیری و نیز خطای دستگاه اندازه‌گیری می‌باشد که خود باعث عدم قطعیت در مقدار محاسباتی بارندگی می‌شود. نوع دوم، از عدم قطعیت‌ها به عدم صراحت و شفافیت یک پدیده مربوط شده و یا سلیقه‌ای بودن یک ویژگی از یک پدیده را نشان می‌دهد. این‌گونه موارد کیفی دارای تعریف واحدی نبوده و عدم قطعیت و صراحت در آن نمایان است. مجموعه سامانه‌های فازی و منطق آن، ابزار مناسبی برای مدل‌سازی این قبیل مسائل می‌باشد (۷).

امروزه نیز محققین از این روش در هیدرولوژی استفاده وسیعی می‌نمایند. به عنوان مثال، نتایج رضایت‌بخش از مدل تطبیقی عصبی - فازی (ANFIS) در مقایسه با مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در مدل‌سازی پیوسته رفتار ساعتی و روزانه رواناب گزارش شده است (۱۰). با آنالیز منطقه‌ای سیلاب در حوضه‌های آبخیز بدون ایستگاه در ۱۵۱ حوضه آبخیز در ایالت کبک کانادا با استفاده از مدل فازی - عصبی اجرا و همچنین مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون غیرخطی، قابلیت مناسب‌تر مدل فازی - عصبی در برآورد سیل در حوضه‌های فاقد ایستگاه هیدرومتری نسبت به دو مدل دیگر گزارش شده است (۱۳). نتایج پیش‌بینی رسوب ماهانه با استفاده از داده‌های دبی و رسوب ماهانه دو ایستگاه حوضه آبریز کیزیلیرمک در ترکیه با استفاده از سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و منحنی سنجه رسوب نشان داده است که می‌توان از ANFIS به عنوان یک روش موفق در پیش‌بینی رسوب ماهانه استفاده کرد (۱۲).

کنترل‌کننده‌هایی مثل رآکتورهای شیمیایی، قطارهای خودکار و رآکتورهای هسته‌ای به کار گرفته شده است (۱۴). اخیراً منطق فازی برای مدل کردن مدیریت مخازن و حل ویژگی‌های مبهم آن پیشنهاد شده است. با وجود این، مشکل اصلی منطق فازی این است که روند سیستماتیک برای طراحی یک کنترل‌کننده فازی وجود ندارد. به عبارت دیگر، یک شبکه عصبی این توانایی را دارد که از محیط آموزش ببیند (جفت‌های ورودی - خروجی)، ساختارش را خود مرتب کند و با شیوه‌ای تعامل خود را تطبیق دهد. بدین منظور، جنگ مدل *ANFIS* را ارائه کرد که قابلیت ترکیب توانایی دو روش مذکور را داشت (۱۱). ساختار *ANFIS* شامل پنج لایه می‌باشد:

لایه اول، گره‌های ورودی: هر گره از این لایه مقادیر عضویتی که به هر یک از مجموعه‌های فازی مناسب تعلق دارند، با استفاده از تابع عضویت تولید می‌کنند.

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) \quad \text{for } i=1,2 \quad (1)$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y) \quad \text{for } i=3,4 \quad (2)$$

x و y ورودی‌های غیرفازی به گره i و A_i و B_i برچسب‌های زبانی هستند که به ترتیب با توابع عضویت μ_{A_i} و μ_{B_i} مشخص می‌شوند این توابع با نماد O مشخص شده‌اند. باید پارامترهای این توابع عضویت که به عنوان پارامترهای مقدماتی در این لایه شناخته می‌شوند، مشخص شوند. یکی از توابع عضویت استفاده شده در مدل‌ها تابع زنگوله‌ای شکل است که رابطه ریاضی آن در معادله (۳) قید شده است:

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_i}{a_i} \right|^{2b_i}} \quad (3)$$

در این معادله، c_i , b_i , a_i پارامترهای بخش مقدماتی مدل هستند که باید تعلیم داده شوند، سایر پارامترها در معادله (۱) توضیح داده شده‌اند.

لایه دوم، گره‌های قاعده: هر نرون در این لایه ثابت است. در این لایه، عملگر "و" (*AND*) به کار برده می‌شود تا خروجی (قوه اشتعال) که نمایانگر بخش مقدم آن قانون است، به دست آید. قوه اشتعال به میزان درجه‌ای که در بخش مقدم یک قانون فازی برآورد شد، گفته می‌شود و به تابع خروجی آن قانون شکل می‌دهد. از این رو، خروجی‌های O_{2k}

در داخل کشور هم از شبکه عصبی مصنوعی (*ANN*) و مدل‌های وابسته برای پیش‌بینی جریان ماهانه رودخانه استفاده شده است. به عنوان مثال، با استفاده از داده‌های بارندگی، تابش خورشیدی، دبی و دمای (حدافل، حداکثر و میانگین) ماهانه رودخانه صوفی‌چای و با به‌کارگیری تکنیک‌های تئوری موجک و آنالیز مؤلفه‌های اصلی (*PCA*) گزارش شده است که روش ترکیبی *PCA-ANN* ساختار ساده‌تر، روش آموزش سریع‌تر و نتایج دقیق‌تری دارد (۹). همچنین طبق گزارشات دما در مناطق برف‌گیر در پیش‌بینی دبی مؤثر می‌باشد (۹). به منظور پیش‌بینی کیفی آب‌های سطحی، کاربرد *ANFIS* با مجموعه‌ای از داده‌های ۱۶ ساله از رودخانه زاینده‌رود شامل اکسیژن محلول و اکسیژن مورد نیاز بیوشیمیایی مورد بررسی قرار گرفته است و مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده به هنگام توسط مدل با مقادیر اندازه‌گیری شده، نشان داده است که استفاده از سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی می‌تواند به عنوان رهیافت کاربردی جدیدی در پیش‌بینی وضعیت کیفی رودخانه‌هایی که داده‌های کافی برای مراحل آموزش، واسنجی و اعتبارسنجی دارند، مطرح باشد (۵). در مقایسه کارایی شبکه عصبی مصنوعی با سری‌های زمانی، تغییرات دبی ماهانه رودخانه قره‌سو بر اساس داده‌های بارندگی، دما، تبخیر و دبی مورد بررسی قرار داده شده است که انطباق بیشتر مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل شبکه عصبی مصنوعی گزارش شده است (۱).

باتوجه به بررسی‌های انجام شده به نظر می‌رسد که سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی (*ANFIS*)، می‌تواند به عنوان رهیافت کاربردی جدیدی در پیش‌بینی وضعیت کمیت مورد نظر در مورد رودخانه‌هایی که داده‌های کافی برای مراحل آموزش، واسنجی و اعتبارسنجی دارند، مطرح باشد. هدف از انجام این تحقیق، پیش‌بینی آینده روزانه با استفاده از سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی می‌باشد.

مواد و روش‌ها

سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی

از زمانی که زاده تئوری منطق فازی را به منظور توصیف سیستم‌های پیچیده پیشنهاد نمود، این منطق بسیار مشهور شده است و به طور موفقیت‌آمیزی در مسائل به ویژه

می‌کند. بنابراین، در این لایه فرآیند غیرفازی سازی، نتایج هر قانون فازی را به خروجی غیرفازی تغییر شکل می‌دهد.

$$O_{S,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (۷)$$

پارامترهای معرفی شده در این مدل در معادلات قبل معرفی شده‌اند.

این شبکه براساس یادگیری با نظارت آموزش داده می‌شود. بنابراین هدف، آموزش شبکه‌های فازی - عصبی تطبیقی است که قادر به تخمین توابع نامشخص حاصل از اطلاعات آموزش بوده و مقدار دقیقی برای پارامترهای بالا پیدا کنند (شکل ۱). ویژگی متمایزکننده ANFIS فراهم کردن الگوریتم یادگیری پیوندی، روش شیب گرادیان و روش حداقل مربعات، به منظور اصلاح پارامترها می‌باشد. روش شیب گرادیان به کار گرفته می‌شود تا پارامترهای غیرخطی مقدماتی (a_i, b_i) را تنظیم کند، درحالی‌که روش مربعات خطا به کار گرفته می‌شود تا پارامترهای خطی بخش تالی را تعیین کند.

این لایه، حاصل ضرب درجات مربوط به لایه اول هستند که معادله آن به صورت زیر است:

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \mu_{B_i}(y), \quad i=1,2 \quad (۴)$$

لایه سوم، گره‌های متوسط: هدف اصلی در لایه سوم، تعیین نسبت هر قوه اشتعال i امین قانون، به مجموع همه قوه اشتعال قوانین می‌باشد. در نتیجه W به عنوان قوه اشتعال استاندارد شده به دست می‌آید.

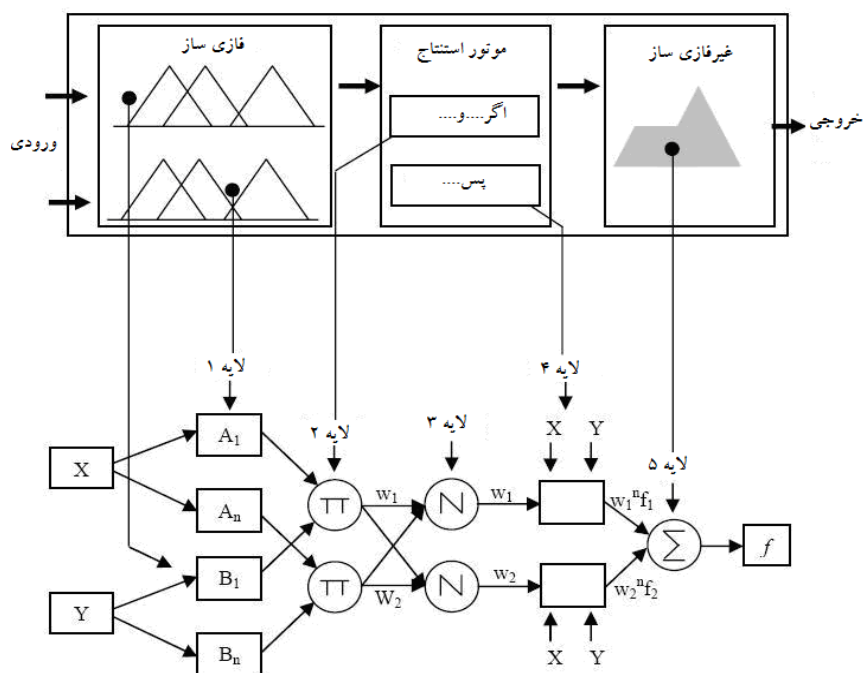
$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad (۵)$$

لایه چهارم، گره‌های نتیجه: در این لایه خروجی هر گره برابر است با:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (۶)$$

در این رابطه، w_i خروجی آمین گره از لایه قبلی است و $\{p_i, q_i, r_i\}$ ضرایب این ترکیب خطی بوده، همچنین مجموعه پارامترهای بخش تالی مدل فازی تاکاگی - سوگنو نیز می‌باشند.

لایه پنجم، گره‌های خروجی: این لایه، تک گره خروجی کلی را با جمع کردن همه سیگنال‌های ورودی محاسبه



شکل ۱ - معماری کلی مدل فازی - عصبی تطبیقی

منطقه مورد مطالعه

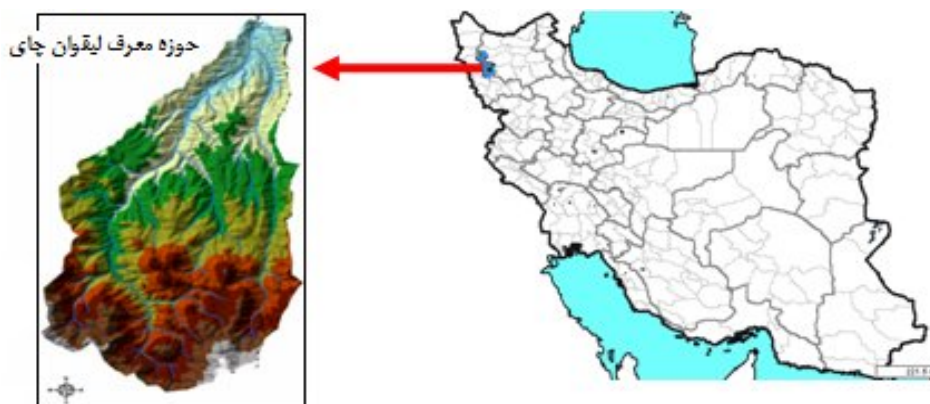
شرق به غرب ۶/۷۵ کیلومتر است. محیط حوضه ۳۵ و طول رودخانه‌ی لیقوان‌چای حدود ۱۴ کیلومتر است. شاخه فرعی باراله‌چای نیز در حدود هفت کیلومتر طول دارد. رودخانه لیقوان به عنوان زهکش حوضه مذکور بوده و جریان‌های خود را به رودخانه آجی‌چای تخلیه می‌نماید و به عنوان حوضه معرف انتخاب شده است. رژیم رودخانه از جریانات حاصله از ذوب برف و ریزش‌های جوی و چشمه‌سارهای دائمی تغذیه می‌شود. زهکش اصلی این رودخانه را رودخانه لیقوان و زیرشاخه‌های مهم آن یعنی باراله‌چای، بزکش‌چای و باغچه‌دره که نهایتاً قبل از ایستگاه هیدرومتری در آن تخلیه می‌گردند، شامل می‌شود (۸).

در این تحقیق از داده‌های دما، دبی و بارندگی روزانه این حوضه از سال آبی ۶۷-۱۳۶۶ تا ۸۶-۱۳۸۵ (۲۰ سال) استفاده شده است. مشخصات آماری این داده‌ها در جدول (۱) ارائه شده است.

حوضه آبریز لیقوان‌چای یکی از زیرحوضه‌های دریاچه ارومیه بوده و با وسعت ۷۶ کیلومتر مربع در دامنه شمالی سهند بین طول‌های شرقی ۴۶ درجه و ۲۰ دقیقه و ۳۰ ثانیه تا ۴۶ درجه و ۲۷ دقیقه و ۳۰ ثانیه و عرض‌های شمالی ۳۷ درجه و ۴۲ دقیقه و ۵۵ ثانیه تا ۳۷ درجه و ۴۹ دقیقه و ۳۰ ثانیه، گسترده شده است. این حوضه، از شمال به اسپرکوه و دره لیقوان، از جنوب به ارتفاعات سهند، از شرق به حوضه‌های آبریز سعیدآبادچای و اوجای و از غرب به حوضه آبریز رودخانه سردرود منتهی می‌شود. حداکثر و حداقل ارتفاع آن به ترتیب ۳۶۲۰ و ۲۱۴۰ متر از سطح دریای آزاد بوده و ارتفاع متوسط آن رقم ۲۶۷۵ متر را به خود اختصاص می‌دهد. موقعیت کلی حوضه آبریز لیقوان‌چای در شکل (۲) نشان داده شده است. طولانی‌ترین بعد این حوضه در جهت جنوب به شمال ۱۶ و کوتاه‌ترین بعد این حوضه در جهت

جدول ۱ - مشخصات آماری داده‌های روزانه مورد استفاده حوضه لیقوان‌چای

بارندگی (میلی‌متر)	دما (درجه سانتی‌گراد)	دبی (m^3/s)
حداکثر	۴۸/۲	۳۱
حداقل	۰	-۱۹/۵
میانگین	۰/۸۹	۶/۶۹
واریانس	۸/۰۴	۷۴/۶۴
انحراف معیار	۲/۸۴	۸/۶۴



شکل ۲ - موقعیت کلی حوضه لیقوان‌چای در کشور

تعیین مدل‌های ورودی و تأخیرهای زمانی مناسب

در این تحقیق، داده‌های روزانه ۱۵ سال (از سال آبی ۱۳۶۶-۶۷ تا ۱۳۸۰-۸۱) به منظور آموزش^۱ و پنج سال (از سال آبی ۱۳۸۱-۸۲ تا ۱۳۸۵-۸۶) به منظور آزمون^۲ انتخاب شد. برای تعیین مناسب‌ترین تأخیرهای زمانی، به بررسی کرولوگرام داده‌ها پرداخته شد. باتوجه به نمودار خودهمبستگی دبی، تأخیر یک روز به عنوان مناسب‌ترین تأخیر انتخاب شد (شکل ۳ - الف). واضح است که در همبستگی دبی با خودش در همان روز ۱۰۰ در ۱۰۰ می‌باشد. بنابر نتایج به دست آمده، بیشترین همبستگی دبی با دما در همان روز (بدون تأخیر زمانی) اتفاق افتاده است، لذا در بررسی مدل‌ها رابطه دبی و دما، بدون تأخیر زمانی مورد بررسی قرار گرفت (شکل ۳ - ب). در مورد بارندگی نیز به همین صورت عمل شد.

در این مرحله جهت بررسی تأثیر پارامترهای مختلف بر پیش‌بینی و آزمودن مدل‌های مختلف، پیش‌بینی جریان به صورت تفکیک ماه‌ها از هم در طول دوره آماری مورد مطالعه (۲۰ سال) انجام شد. این امر بدین معناست که برای هر ماه (به عنوان مثال تمام ماه‌های مهر در این دوره یعنی ۲۰ ماه مهر) با استفاده از داده‌هایی که در همان ماه مشاهده شده‌اند، مدل‌های مربوط به همان ماه (M_1 و M_2) به صورت مجزا مورد بررسی قرار گرفتند و پیش‌بینی دبی روزانه در آن ماه انجام شد. مدل‌های ورودی طراحی شده این بخش در جدول (۲) ارائه شده است.

پیش‌بینی جریان رودخانه با سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی

پس از تعیین ساختار مدل‌های ورودی در بخش قبل، داده‌ها در قالب این مدل‌ها قرار گرفته و برای ورود به سیستم آماده شدند. در ادامه پایگاه فازی سیستم باید آموزش داده شود تا با اصلاح پارامترهای تابع عضویت مطابق با حد خطای انتخاب شده، نتایج حاصل از پیش‌بینی مدل به مقدار واقعی نزدیک شود. به همین جهت، ۱۵ سال از این داده‌ها (از سال آبی ۱۳۶۶-۶۷ تا ۱۳۸۰-۸۱) به عنوان آموزش سیستم

استفاده شد. مدل مزبور از دو الگوریتم پیش انتشار خطا و روش ترکیبی (ترکیبی از روش پیش انتشار خطا و روش حداقل مربعات خطا) برای آموزش سیستم استفاده می‌کند که در این تحقیق از مدل ترکیبی استفاده شده است. در این بخش از تحقیق از توابع عضویت مثلثی، دوزنقه‌ای، زنگوله‌ای، گوسی و گوسی ۲ برای آموزش مدل استفاده شده است.

در اغلب موارد داده‌ها با خطا جمع‌آوری می‌شوند و داده‌های مورد استفاده در آموزش نمی‌توانند نماینده تمام ترکیبات داده‌هایی باشند که در زمان بهره‌برداری به مدل ارائه خواهد شد، در نتیجه اعتبار مدل دچار مشکل می‌شود (۶). در این مرحله مدل باید مورد اعتبارسنجی قرار گیرد. اعتبارسنجی فرآیندی است که طی آن بردارهای ورودی مربوط به آن قسمت از داده‌های ورودی - خروجی که برای آموزش سیستم به کار گرفته نشده‌اند، به عنوان داده‌های ورودی در مدل توسعه یافته، مورد استفاده قرار می‌گیرند تا بتوان از دقت مدل سیستم استنتاج فازی - عصبی تهیه شده، جهت پیش‌بینی مقادیر خروجی مجموعه داده‌های متناظر ورودی، اطلاع حاصل نمود. این کار با استفاده از مجموعه داده‌های آزمون انجام می‌شود. داده‌های آزمون نیز پنج سال (از سال آبی ۱۳۸۱-۸۲ تا ۱۳۸۵-۸۶) می‌باشد. در سیستم استنتاج فازی، برای مدل‌سازی سیستم باید ساختار قوانین با تفسیر مشخصات متغیرها توسط کاربر، از قبل تعیین شده و به مدل داده شود. از آنجایی که شکل تابع عضویت به پارامترهای آن بستگی دارد، به جای انتخاب پارامترهای تابع عضویت و در نتیجه شکل تابع عضویت توسط کاربر، با انتخاب سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی این کار به صورت خودکار انجام می‌شود. سیستم استنتاج فازی مورد استفاده در ANFIS، مدل سوگینو می‌باشد که برای استخراج قوانین فازی و خروجی سیستم از آن استفاده می‌شود. همچنین برای گروه‌بندی داده‌های ورودی و خروجی مدل از روش جداسازی شبکه‌ای استفاده شده است.

به منظور ارزیابی دقت مدل‌های پیش‌بینی از معیارهای ناش - ساتکلیف (رابطه ۸)، ریشه میانگین مربعات خطا (رابطه ۹) و میانگین قدر مطلق خطا (رابطه ۱۰) استفاده گردید. در این تحقیق، جهت انتخاب بهترین مدل ورودی، به معیار ناش - ساتکلیف توجه بیشتری شده است، زیرا این

1 - Train

2 - Test

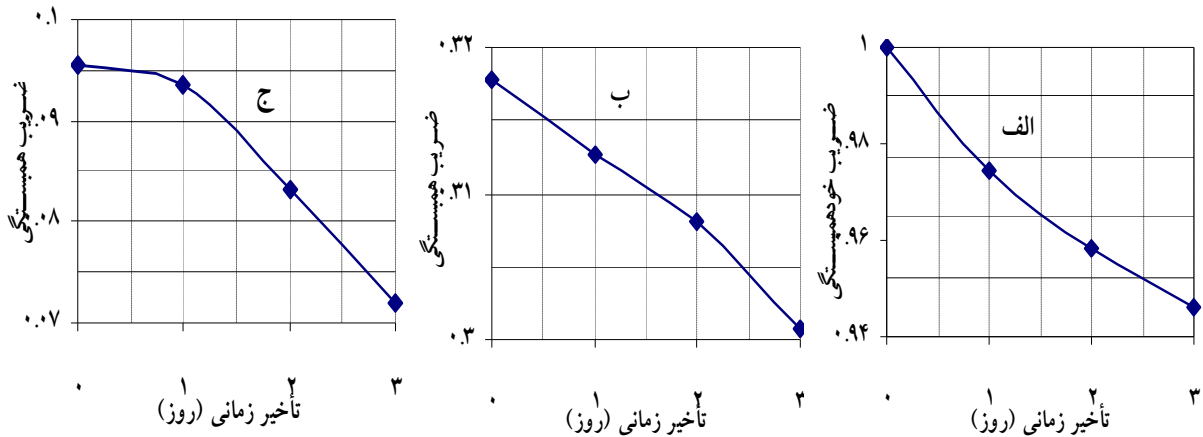
معیار از دقت قابل قبولی در ارزیابی کارایی مدل‌ها، نسبت به سایر شاخص‌های آماری برخوردار است (۸).

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |Q_i^o - Q_i^s|}{n} \quad (10)$$

در این رابطه‌ها، i شماره داده، n تعداد داده‌های مشاهداتی، Q_i^o دبی مشاهداتی، Q_i^s دبی شبیه‌سازی شده، \bar{Q}_i^o میانگین دبی مشاهداتی، C_{NS} معیار ناش - ساتکلیف، $RMSE$ ریشه میانگین مربعات خطا و MAE میانگین قدر مطلق خطا می‌باشند.

$$C_{NS} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_i^o - Q_i^s)^2}{\sum_{i=1}^n (Q_i^o - \bar{Q}_i^o)^2} \quad (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_i^o - Q_i^s)^2} \quad (9)$$



شکل ۳ - کرولوگرام داده‌ها: الف) دبی و دبی، ب) دبی و دما و ج) دبی و بارندگی

جدول ۲ - ساختار ریاضی مدل‌های طراحی شده

نام مدل	ساختار ریاضی مدل	توضیحات
M_1	$Q_t = f(Q_{t-1}, R_t, T_t)$	مدل وابسته به دما
M_2	$Q_t = f(Q_{t-1}, R_t)$	مدل مستقل از دما

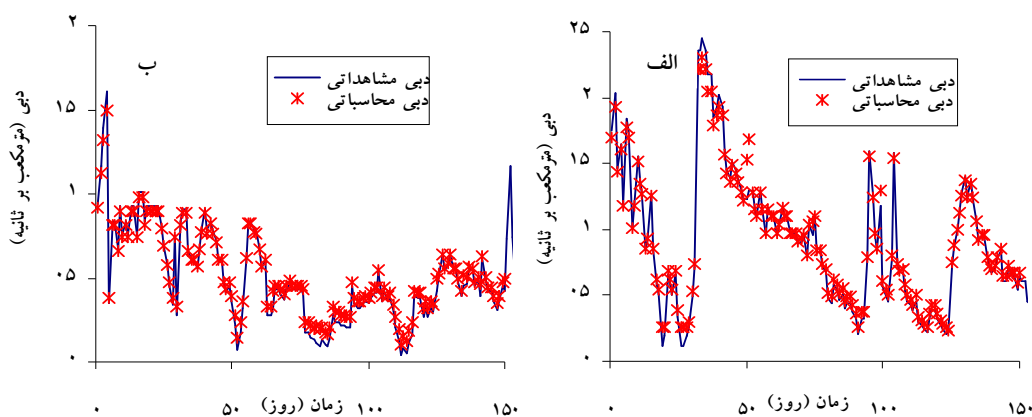
نتایج و بحث

مدل در هر ماه، ملاحظه می‌شود که نتایج مدل M_2 نسبت به مدل M_1 تفاوت چندانی ندارند (جدول ۳). با توجه به شاخص‌های ارائه شده، دقیق‌ترین نتایج پیش‌بینی دبی با مدل M_2 و در ماه‌های مرداد و تیر اتفاق افتاده است (جدول ۳ و شکل‌های ۴، ۵ و ۶).

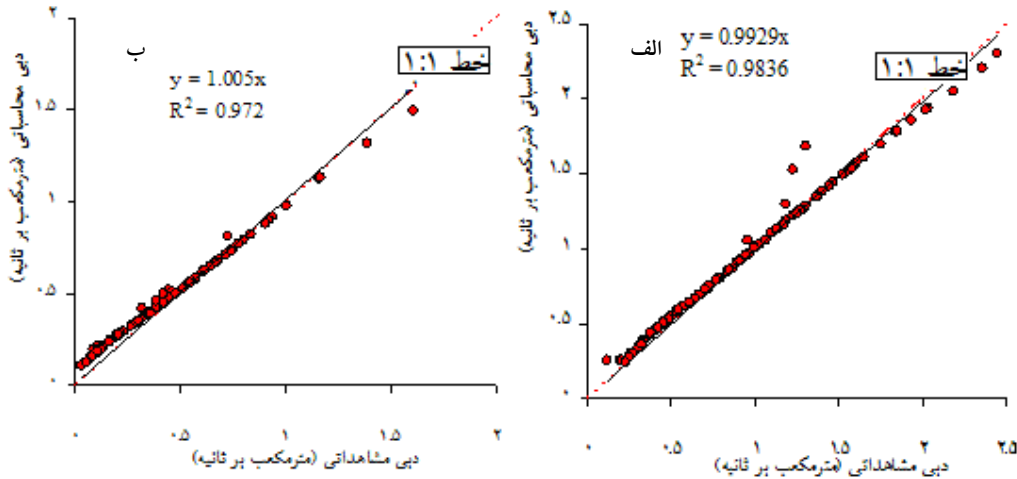
پس از بررسی مدل‌های مختلف با توابع عضویت مختلف و طی مراحل مختلف مدل‌سازی با سیستم استنتاج فازی، نتایج پیش‌بینی در هر ماه و برای هر دو مدل در جدول (۳) ارائه شده است. براساس نتایج و با توجه به معیارهای محاسباتی برای هر

جدول ۳ - مقادیر معیارهای ارزیابی برای مدل‌های مورد بررسی

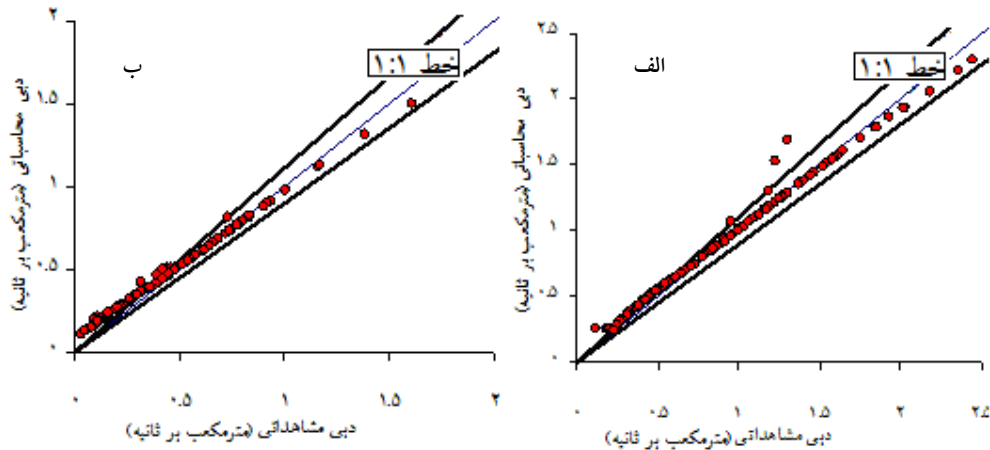
ماه	مدل	تابع عضویت	تکرار (Epoch)	C _{NS}		RMSE		MAE	
				آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون
مهر	M ₁	گوسی ۲	۹۷	۰/۹۷۳	۰/۹۶۹	۰/۰۲۹	۰/۰۴۲	۰/۰۱۳	۰/۰۲۰
	M ₂	مثلثی	۲۶	۰/۹۷۲	۰/۹۳۵	۰/۰۳۰	۰/۰۶۰	۰/۰۱۰	۰/۰۱۹
آبان	M ₁	زنگوله‌ای	۲۰۸	۰/۹۱۴	۰/۸۷۵	۰/۰۶۹	۰/۱۳۴	۰/۰۴۰	۰/۰۵۰
	M ₂	گوسی	۱۰۳	۰/۸۷۵	۰/۹۴۵	۰/۰۸۳	۰/۰۸۸	۰/۰۴۶	۰/۰۴۰
آذر	M ₁	مثلثی	۲۶	۰/۹۸۰	۰/۸۸۵	۰/۰۲۰	۰/۰۴۸	۰/۰۱۴	۰/۰۲۸
	M ₂	مثلثی	۲۶	۰/۹۸۳	۰/۹۳۰	۰/۰۱۸	۰/۰۳۷	۰/۰۱۲	۰/۰۲۰
دی	M ₁	گوسی ۲	۲۵	۰/۸۸۰	۰/۸۹۳	۰/۰۴۹	۰/۱۷۴	۰/۰۳۰	۰/۰۷۰
	M ₂	مثلثی	۱۷	۰/۸۷۸	۰/۹۵۲	۰/۰۴۹	۰/۱۱۷	۰/۰۳۰	۰/۰۵۹
بهمن	M ₁	مثلثی	۲۴	۰/۶۹۷	۰/۷۴۶	۰/۰۷۲	۰/۱۶۰	۰/۰۲۰	۰/۰۷۵
	M ₂	مثلثی	۳۳	۰/۶۹۹	۰/۹۳۳	۰/۰۷۲	۰/۰۸۲	۰/۰۱۷	۰/۰۴۶
اسفند	M ₁	مثلثی	۱۸	۰/۷۶۶	۰/۸۳۲	۰/۰۵۸	۰/۰۹۴	۰/۰۲۱	۰/۰۵۵
	M ₂	گوسی	۵	۰/۷۳۴	۰/۸۹۵	۰/۰۶۰	۰/۰۷۵	۰/۰۴۰	۰/۰۴۵
فروردین	M ₁	گوسی	۳۰۳	۰/۷۷۷	۰/۸۰۹	۰/۱۹۸	۰/۳۶۲	۰/۱۰۴	۰/۱۸۲
	M ₂	گوسی	۴۵۳۱	۰/۷۱۰	۰/۸۵۱	۰/۲۲۶	۰/۳۲۵	۰/۱۱۸	۰/۱۴۷
اردیبهشت	M ₁	دوزنقه‌ای	۸۱	۰/۷۸۲	۰/۵۵۹	۰/۳۷۲	۰/۷۸۳	۰/۱۷۵	۰/۴۹۶
	M ₂	گوسی ۲	۱۰۴۶	۰/۷۸۲	۰/۶۴۵	۰/۳۷۳	۰/۷۴۴	۰/۱۶۵	۰/۳۹۱
خرداد	M ₁	دوزنقه‌ای	۳۱۸	۰/۹۸۷	۰/۹۶۶	۰/۱۶۳	۰/۱۳۶	۰/۰۷۳	۰/۰۵۵
	M ₂	دوزنقه‌ای	۲۶۶	۰/۹۸۸	۰/۹۷۵	۰/۱۵۵	۰/۱۱۵	۰/۰۶۸	۰/۰۵۳
تیر	M ₁	مثلثی	۶۶۴	۰/۹۸۶	۰/۸۹۳	۰/۱۳۶	۰/۱۷۲	۰/۰۹۵	۰/۱۰۱
	M ₂	دوزنقه‌ای	۲۳۷	۰/۹۹۴	۰/۹۸۶	۰/۰۹۲	۰/۰۶۳	۰/۰۶۱	۰/۰۴۰
مرداد	M ₁	گوسی ۲	۷۵	۰/۹۰۳	۰/۹۵۴	۰/۱۵۷	۰/۰۵۹	۰/۰۵۵	۰/۰۴۲
	M ₂	دوزنقه‌ای	۱۱۹	۰/۹۱۶	۰/۹۷۸	۰/۱۴۵	۰/۰۴۱	۰/۰۴۹	۰/۰۳۳
شهریور	M ₁	مثلثی	۸۳	۰/۹۰۴	۰/۶۱۹	۰/۰۸۱	۰/۲۱۵	۰/۰۴۲	۰/۰۵۸
	M ₂	مثلثی	۶۷	۰/۸۹۶	۰/۸۷۵	۰/۰۸۴	۰/۱۴۰	۰/۰۴۴	۰/۰۳۱



شکل ۴ - مقادیر دبی مشاهداتی و محاسباتی (مدل M₂): الف) ماه تیر و ب) ماه مرداد



شکل ۵ - نمودار پراکنش دبی مشاهداتی و محاسباتی (مدل M_2): الف) ماه تیر و ب) ماه مرداد



شکل ۶ - پراکنش داده‌های مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده با حدود اطمینان ۹۵ درصد (مدل M_2): الف) ماه تیر و ب) ماه مرداد

این امر را می‌توان به سردسیر بودن منطقه و نوع بارش‌ها دانست. به عبارت دیگر، در این ماه‌ها بارش‌ها عموماً به صورت برف می‌بارند و هوا هم آنقدر سرد است که بارش نمی‌تواند به رواناب تبدیل شود. در نتیجه جریان رودخانه همبستگی کمی با مقدار بارش و دما در این ماه‌ها دارد. به عبارت دیگر، بارش و دما نمی‌توانند در همان روز بارندگی روی خروجی تأثیر بگذارند. نتایج نشان می‌دهد که مدل M_2 دبی‌های بین بازه یک تا $1/5$ متر مکعب بر ثانیه را با دقت کمتری برآورد کرده و پراکندگی این نقاط بیشتر است، ولی سایر نقاط با دقت نسبتاً بالایی برآورد شده‌اند (شکل‌های ۵ و ۶). علت عمده این خطا از آنجا ناشی می‌شود که این مقادیر در دوره کالیبراسیون کمتر تکرار شده‌اند و به همین دلیل،

نتیجه‌گیری و پیشنهادات

باتوجه به نتایج به‌دست آمده شاخص‌های محاسباتی، مشاهده می‌شود که نتایج مدل M_2 (مدل مستقل از پارامتر دما) در بیشتر ماه‌ها تفاوت چندانی با مدل M_1 (مدل وابسته به پارامتر دما) ندارد (جدول ۳). ضعیف‌ترین نتایج در ماه بهمن و قوی‌ترین آن‌ها در ماه‌های مرداد و تیر مشاهده می‌شود. در ماه آذر با توجه به میانگین دمای این ماه که در حدود صفر درجه سانتی‌گراد است، دما در نوع ریزش (برف یا باران) مؤثرتر بوده و به همین دلیل، مدل مبتنی بر دما نتایج بهتری را نسبت به مدل مستقل از دما از خود نشان داده است (۹).

باتوجه به نتایج ملاحظه می‌شود که دقت پیش‌بینی در ماه‌های فصل زمستان نسبت به سایر ماه‌ها کم می‌باشد. علت

مدل پیش‌بینی نمی‌شود و شناخت تأثیر عوامل ورودی و بررسی حساسیت نتایج به آنها از اهمیت بالایی برخوردار است.

مقایسه نتایج مدل سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی با داده‌های اندازه‌گیری شده دقت بالای این سیستم را نشان می‌دهد. به هر حال، همواره باید توجه کرد که هر چند مدل‌های داده‌محور، نیازی به معادلات با پایه‌های فیزیکی (بیشتر به صورت غیرخطی و پیچیده‌اند) ندارند، ولی درک فرآیندها و تأثیر عوامل مورد نظر در داده‌های ورودی روی تولید خروجی از آن بسیار مهم است و در صورت عدم این درک، نمی‌توان انتظار نتایج مطلوبی را داشت.

قوانین فازی تدوین شده به این رخدادها به خوبی پوشش داده نشده‌است. در دیگر نتایج نیز این عامل را از عوامل اصلی ضعف سیستم‌های فازی در پیش‌بینی ارزیابی شد (۶). البته نمی‌توان اثر منفی خطاهای احتمالی موجود در داده‌ها (خطا در ثبت، قرائت و اندازه‌گیری داده‌ها) را در پیش‌بینی نادیده گرفت (۳). از مزیت‌های مهم روش‌های مبتنی بر منطق فازی، حساس نبودن آنها به وجود مقداری خطا در داده‌ها است. در واقع این مزیت مدل را قادر ساخته تا در شرایطی که سیستم دارای پیچیدگی و عدم قطعیت است، نتایج رضایت‌بخشی را ارائه دهد (۲). مقایسه نتایج مدل‌های M_1 و M_2 نشان داد که الزاماً افزایش تعداد مشخصه‌های ورودی موجب افزایش دقت

منابع مورد استفاده

۶. فلاح قله‌ری غ، موسوی بایگی م. و حبیبی نوخندان م (۱۳۸۷) پیش‌بینی بارش فصلی براساس الگوهای سینوپتیکی با استفاده از سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS). پژوهش‌های جغرافیای طبیعی. ۶۶: ۱۳۹-۱۲۱.
۷. نبویان پور م، پورآباد م. و پورآباد ط (۱۳۸۷) بهینه‌یابی مسیر خط انتقال آب توسط هوش مصنوعی (منطق فازی (FDM)) (مطالعه موردی: آب‌رسانی به اراضی روستای سیاهپوش). چهارمین کنگره ملی مهندسی عمران، دانشگاه تهران.
۸. نبی‌زاده م (۱۳۸۹) پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه با استفاده از سیستم استنتاج فازی (مطالعه موردی: حوضه آبریز لیقوان‌چای). پایان‌نامه کارشناسی ارشد مهندسی منابع آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان. ۱۵۹ ص.
۹. نوری ر، فرخ‌نیا ا، مرید س. و ریاحی مدوار ح (۱۳۸۸) تأثیر پیش‌پردازش متغیرهای ورودی به شبکه عصبی برای پیش‌بینی جریان ماهانه با آنالیز مؤلفه‌های اصلی و موجک. آب و فاضلاب، شماره ۱.

۱. ابراهیمی محمدی ش. و بشری سه قلع م (۱۳۹۰) مدل‌سازی و پیش‌بینی دبی ماهانه جریان مطالعه موردی رودخانه قره‌سو. چهارمین کنفرانس مدیریت منابع آب ایران. دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران.
۲. احمدی ح، طهمورث م. و محمدعسگری ح (۱۳۸۷) استفاده از نظام استنتاج فازی در برآورد رسوب معلق (مطالعه موردی: حوضه آبخیز طالقان)، علوم و مهندسی آبخیزداری. ۵: ۶۲-۵۳.
۳. پوستی‌زاده ن (۱۳۸۵) پیش‌بینی جریان رودخانه با استفاده از سیستم استنتاج فازی. پایان‌نامه کارشناسی ارشد سازه‌های آبی، دانشگاه تربیت مدرس. ۱۵۸ ص.
۴. داننده‌مهر ع. و مجدزاده طباطبایی م (۱۳۸۹) بررسی تأثیر توالی دبی روزانه در پیش‌بینی جریان رودخانه‌ها با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک. نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی). ۲۴: ۳۳۳-۳۲۵.
۵. صفوی ح (۱۳۸۹) پیش‌بینی کیفی رودخانه‌ها با استفاده از سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی. محیط‌شناسی. ۵۳: ۱-۱۰.

10. Aqil M, Yano K and Nishiyama (2007) A comparative study of artificial neural network and neuro-fuzzy in continuous modeling of the daily and hourly behavior of runoff. Hydrology. 337: 22-34.

11. Jang JSR (1993) ANFIS: adaptive network based fuzzy inference system. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. 23(3): 665-683.

- 12 . Kisi O, Haktanir T, Ardiclioglu M, Ozturk O, Yalcin E and Uludag S (2009) Adaptive neuro-fuzzy computing technique for suspended sediment estimation. *Advances in Engineering Software*. 40: 438-444.
- 13 . Shu C and Ouarda TBMJ (2008) Regional flood frequency analysis at ungauged sites using the adaptive neuro-fuzzy inference system. *Hydrology*. 349: 31-43.
- 14 . Zadeh LA (1965) Quantative fuzzy sets. *Information and Control*. 8: 338-353.

Intelligent estimation of stream flow by Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

M. Nabizadeh¹, A. Mosaedi^{2*} and A. A. Dehghani³

(E-mail: mosaedi@um.ac.ir)

Abstract

In recent years, use of fuzzy collection theories for modeling of hydrological phenomenon's that is including complexity and uncertainly is considered scholars. So in this research, Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) is used for performance of river flow forecasting process. In this research, three parameters such as raining, temperature and daily discharge of Lighvanchai basin used for daily river flow forecasting in Lighvan River. Then, for determination optimum Lags of input parameters, is studied correlogram of data. Finally, for study of temperatures effect in forecasting, this processing performed by separate of months. Assessment of prediction results by using various values as Nash-Sutcliff coefficient that showed task that ANFIS model had high exact ($C_{NS} = 0.979$) and low error ($RMSE = 0.041$) in prediction and the ANFIS model can be employed successfully in river flow forecasting. Also by assessment of final results determined that temperature in October was affected on prediction and causes exact increase of it.

Keywords: Adaptive neuro-Fuzzy inference system (ANFIS), Forecasting, Fuzzy logic, Lighvanchai basin, Water resource engineering

1 - M.Sc. Student, Department of Water Resource Engineering, Faculty of Agriculture, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan - Iran

2 - Associate Professor, Faculty of Natural Resources and Environment, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad - Iran (**Corresponding author***)

3 - Assistant Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan – Iran