

مقدمه

به منظور پیش‌بینی جریان رودخانه در طی سالیان گذشته روش‌های مختلفی ابداع شده‌است، که بطور کلی این روش‌ها را می‌توان به سه دسته مدل‌های فیزیکی، مفهومی و مدل‌های آماری طبقه‌بندی نمود. برای پیش‌بینی جریان رودخانه، استفاده از مدل‌های آماری، هیدرولیکی و آب‌شناختی از سابقه تا حدودی طولانی برخوردار است. تجربه نشان داده‌است که این مدل‌ها در کنار نقاط قوت دارای نقاط ضعف مهمی نیز هستند. به عنوان مثال مدل‌های آماری نیاز به آمار طولانی مدت دارند. در حالی که مدل‌های پایه فیزیکی هر چند که داده‌های زیادی نیاز ندارند ولی در عوض به داده‌های تا حدودی کامل از یک مکان خاص و در یک زمان خاص نیاز دارند. از طرف دیگر، عوامل موثر در فرآیندهای آب‌شناختی بسیار متنوع بوده و اعمال کلیه آن‌ها در مدل‌های طراحی شده بسیار مشکل و در مواردی ناممکن است. همچنین مدل‌های فیزیکی و مفهومی آب‌شناختی به دلیل نیاز به اطلاعات فراوان، عامل‌های گوناگون و واسنجی وقت‌گیر، کمتر مورد توجه قرار گرفته‌اند. علاوه بر این، وجود عدم قطعیت‌ها و غیرخطی بودن روابط بین متغیرها، مسئله را پیچیده می‌کند.

در سال‌های اخیر، رویکرد به مدل‌های هوشمند به عنوان تکنیک‌های جدید و ابزاری توانمند در فرآیندهای آب‌شناختی نظیر پیش‌بینی، افزایش یافته‌است. زیرا این روش‌ها به عنوان یک جعبه سیاه مناسب، کمتر به ابزار و داده‌های مدل‌های فیزیکی نیاز داشته و قادرند فرآیند غیرخطی و غیرایستای جریان رودخانه را مدل‌سازی کنند. در منطق فازی با استفاده از استدلال و دانش بشری در قالب ریاضی، سعی در حل عدم قطعیت‌های موجود در طبیعت شده‌است. با توجه به عدم قطعیت‌های موجود در فرآیند جریان رودخانه، اعتقاد بر این است که منطق فازی می‌تواند برای این امر مناسب باشد [۵]. از زمانی که عسگرزاده [۱۶] نظریه منطق فازی را به منظور توصیف سامانه‌های پیچیده پیشنهاد داد، این منطق بسیار مشهور شده است و به طور موفقیت‌آمیزی در مسائل به‌ویژه کنترل‌کننده‌هایی مثل راکتورهای شیمیایی، قطارهای خودکار و راکتورهای هسته‌ای به‌کار گرفته شده‌است. به تازگی منطق فازی برای مدل‌کردن مدیریت مخازن و حل ویژگی‌های مبهم آن پیشنهاد شده‌است. با وجود این، مشکل اصلی منطق فازی این است که روند نظام‌مندی برای طراحی یک کنترل‌کننده فازی وجود ندارد. به عبارت دیگر، یک شبکه عصبی این توانایی را دارد که از محیط آموزش ببیند (جفت‌های

پیش‌بینی جریان رودخانه با استفاده از سامانه استنتاج فازی (FIS) و سامانه استنتاج فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS)

مرتضی نبی‌زاده^۱، ابوالفضل مساعدی^۲، موسی حسام^۳، امیراحمد دهقانی^۳، مهدی زاکری‌نیا^۲ و مهدی مفتاح‌هلقی^۳
 تاریخ دریافت: ۸۹/۱۰/۱۴ تاریخ پذیرش: ۹۰/۱۲/۱۶

چکیده

در سال‌های اخیر استفاده از نظریه مجموعه‌های فازی جهت مدل‌سازی پدیده‌های آب‌شناختی که دارای پیچیدگی و عدم قطعیت بالایی هستند، مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته است. از این رو، در این پژوهش از مدل‌های مبتنی بر منطق فازی شامل سامانه استنتاج فازی (FIS) و سامانه استنتاج فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS) به منظور پیش‌بینی جریان رودخانه استفاده شده‌است. در این پژوهش از داده‌های دبی روزانه حوزه آبخیز ليقوان‌چای به مدت ۶ سال (از سال آبی ۱۳۷۵-۷۶ تا سال آبی ۱۳۸۰-۸۱) برای پیش‌بینی جریان رودخانه ليقوان، استفاده شد. در پیش‌پردازش اولیه داده‌ها، تصادفی بودن آن‌ها با استفاده از آزمون نقاط عطف مورد بررسی قرار گرفت. سپس جهت تعیین مدل‌های بهینه ورودی به سامانه‌ها، کولوگرام داده‌ها مورد بررسی قرار گرفت. در نهایت پیش‌بینی در ۵ مدل که با دبی‌های روز قبل طراحی شدند، انجام شد. ارزیابی نتایج پیش‌بینی‌ها با استفاده از معیارهای آماری نشان داد که مدل ANFIS با دقت بالاتر و پراکندگی کمتری ($RMSE = ۰/۰۲۳۴$ برای دوره آزمون) نسبت به مدل FIS ($RMSE = ۰/۱۹۸۲$ برای دوره آزمون) دبی این رودخانه را پیش‌بینی کرده‌است. همچنین این مدل در شبیه‌سازی دبی‌های پیک نسبت به مدل FIS دقیق‌تر عمل می‌نماید.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی جریان، آینده‌ی، مجموعه‌های فازی، سامانه استنتاج فازی (FIS)، سامانه استنتاج فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS)، حوزه ليقوان‌چای

- ۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی منابع آب دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان Nabizadeh49@yahoo.com
- ۲- نویسنده مسئول و دانشیار دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست دانشگاه فردوسی مشهد Mosaedi@um.ac.ir
- ۳- استادیار گروه مهندسی آب دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

ورودی- خروجی)، ساختارش را خود مرتب کند و با شیوه‌ای تعامل خود را تطبیق دهد. بدین منظور جنگ [۸] مدل سامانه استنتاج فازی- عصبی تطبیقی (ANFIS¹) را ارائه نمود که قابلیت ترکیب توانایی دو روش مذکور را دارد.

پهلوانی [۱۱] جهت مدل‌سازی هوشمند آبنمود سیل ورودی به سد مخزنی شیرین‌دره در استان خراسان شمالی از مدل‌های شبکه عصبی (ANN) و ANFIS استفاده کرد. نتایج وی حاکی از برتری مدل ANFIS در شبیه‌سازی آبنمود سیل در مقایسه با مدل شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. سلیمانی و درواری [۱۵] در مطالعه خود برای پیش‌بینی جریان خروجی حوزه آبخیز کسلیان با شبکه عصبی، از داده‌های ماهانه باران، دما و دبی این حوزه استفاده کردند. نتایج وی بیانگر دقت بالای شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی جریان رودخانه است. ابراهیمی و بشری [۳] در مدل‌سازی تغییرات دبی ماهانه رودخانه قره‌سو با استفاده از سری‌های زمانی و شبکه‌های عصبی مصنوعی و با به‌کارگیری داده‌های بارندگی، دما، تبخیر و دبی، به این نتیجه رسیدند که نتایج حاصل از پیش‌بینی بر اساس مدل شبکه عصبی مصنوعی انطباق بیشتر با مقادیر مشاهده شده دارد.

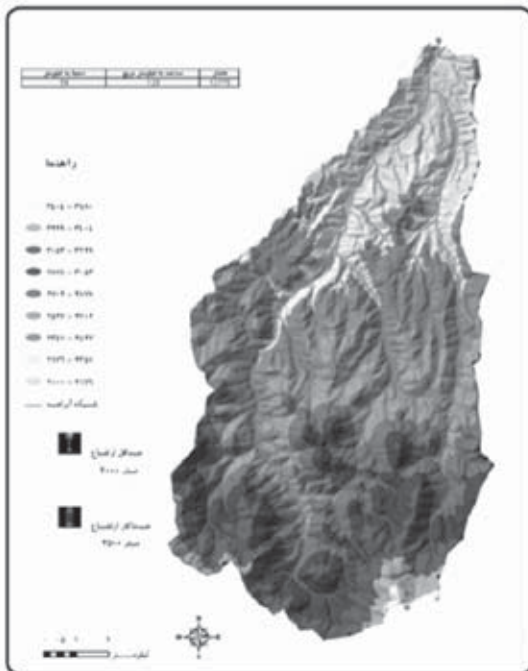
هالید و راید [۷] و پونگراکز و همکاران [۱۳] از فنون‌های منطق فازی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی داده‌های بارندگی استفاده نمودند. نتایج پژوهش ایشان دقت منطق فازی را در پیش‌بینی تأیید می‌کند. نایاک و سادهر [۱۰] از تکنیک ANFIS برای مدل‌سازی سری‌های زمانی آب شناختی در رودخانه بایترانی در اندونزی استفاده نمودند و به این نتیجه رسیدند که مدل‌سازی با ANFIS، نمایه‌های آماری

جریان پیش‌بینی شده را بهتر شبیه‌سازی می‌کند.

عقیل و همکاران [۲] برای مدل‌سازی رفتار ساعتی و روزانه رواناب، مطالعه مقایسه‌ای بین مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های عصبی- فازی انجام دادند. ایشان به این نتیجه رسیدند که مدل عصبی- فازی عملکرد بهتری در مدل‌سازی رواناب نسبت به مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی دارد. فیرت و گانگر [۶] مدل عصبی- فازی را برای پیش‌بینی جریان رودخانه بزرگ مئاندر در ترکیه مورد ارزیابی قرار داده و به این نتیجه رسیدند که مدل عصبی- فازی می‌تواند با موفقیت، صحت و قابلیت اطمینان بالا برای پیش‌بینی جریان رودخانه به کار رود. پارتال و کیسی [۱۲] نیز در پیش‌بینی بارندگی با استفاده از مدل ترکیبی عصبی- فازی- نظریه موجک به این نتیجه رسیدند که داده‌های حاصل از اجرای مدل ترکیبی عصبی- فازی و نظریه موجک هم‌خوانی خوبی با داده‌های مشاهده‌ای دارد. ذونعمت کرمانی و تشنلب [۱۷]، با استفاده از مدل ANFIS به منظور پیش‌بینی رفتار روزانه جریان در سه رودخانه واقع در امریکا، به این نتیجه رسیدند که اگرچه نمی‌توان از یک ساختار ثابت و یکتا به عنوان بهترین ساختار برای شبکه فازی- عصبی استفاده نمود، اما در حالتی که پراکندگی داده‌ها زیاد باشد، افزایش توابع عضویت در ANFIS نتایج مناسب‌تری را نسبت به افزایش تعداد ورودی‌ها نشان می‌دهد.

شو و اوردا [۱۴] هم برای آنالیز منطقه‌ای سیلاب در حوزه‌های آبخیز بدون ایستگاه از مدل عصبی- فازی استفاده نمودند. نتایج حاصل از این تحلیل نشان داد که مدل عصبی- فازی قابلیت بهتری

حوضه معرف ليقوان چای



شکل ۱- موقعیت کلی حوزه آبخیز ليقوان در کشور

1- Adaptive Neuro Fuzzy Inference System.

در برآورد سیل در حوزه‌های فاقد ایستگاه آب‌سنجی نسبت به مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و همبستگی غیرخطی دارد. هدف از انجام این پژوهش مقایسه نتایج سامانه استنتاج فازی (FIS) و سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) در پیش‌بینی جریان خروجی از حوزه معرف ليقوان چای می‌باشد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

حوزه آبخیز ليقوان از سال ۱۳۵۰ به عنوان حوزه معرف انتخاب گردیده و تجهیزات آب و اقلیم شناختی در آن نصب شده است. این حوزه در محدوده تحت پوشش سازمان آب منطقه‌ای آذربایجان شرقی می‌باشد. حوزه آبخیز ليقوان چای یکی از زیر حوزه‌های دریاچه ارومیه بوده و با وسعتی معادل 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 حوزه، از شمال به اسپرکوه و دره ليقوان، از جنوب به ارتفاعات سهند، از شرق به حوزه‌های آبخیز سعیدآبادچای و اوجای و از غرب به حوزه آبخیز 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 حوزه آبخیز ليقوان در شکل ۱ نشان داده شده است. طولانی‌ترین بعد این حوزه در جهت جنوب به شمال برابر ۱۶ کیلومتر و کوتاه‌ترین بعد این حوزه در جهت شرقی- غربی ۶۷۵ کیلومتر است. محیط حوزه ۳۵ کیلومتر و طول رودخانهی ليقوان چای حدود ۱۴ کیلومتر است. شاخه فرعی باراله‌چای نیز در حدود ۷ کیلومتر طول دارد. زهکش اصلی این رودخانه را رودخانه ليقوان و زیرشاخه‌های مهم آن یعنی باراله‌چای، بزکش چای و باغچه‌دره که در نهایت قبل از ایستگاه آب‌سنجی در آن تخلیه می‌گردند، را شامل می‌شود. رودخانه ليقوان نیز جریان‌های خود را به رودخانه آجی‌چای تخلیه می‌نماید. رژیم رودخانه از جریانات حاصله از ذوب برف و ریزش‌های جوی و چشمه‌سارهای دائمی تغذیه می‌شود.

به طور کلی حوزه آبخیز ليقوان به علت وجود پوشش‌های برفی دائمی در ارتفاعات مختلف آن، دارای رژیم برفی است. ذوب برف در جریان دائمی آن مؤثر و قابل ملاحظه است. ریزش باران در ماه‌های بهار و تابستان شدید بوده و این امر اثر قابل توجهی در بالا بردن مقدار دبی رودخانه دارد. متوسط جریان رودخانه در طی دوره آماری مورد مطالعه برابر با ۰/۶۶ متر مکعب بر ثانیه برآورد شده است.

هرچند که در این حوزه از سال ۱۳۵۰ اندازه‌گیری دبی آغاز شده است ولی تا قبل از سال ۱۳۷۵ داده‌های روزانه که به صورت پیوسته و طولانی مدت و بدون نقص آماری اندازه‌گیری شده‌باشند، بسیار کم می‌باشند. در این پژوهش از داده‌های دبی

روزانه این حوزه از سال آبی ۷۶-۱۳۷۵ تا سال پایان سال آبی ۸۱-۱۳۸۰ (یعنی به مدت ۶ سال) استفاده شده است که در مجموع ۲۱۹۱ داده دبی روزانه را شامل می‌شود.

پیش‌پردازش داده‌ها

قبل از هرگونه پردازشی بر روی داده‌ها، ابتدا باید تصادفی بودن آن‌ها مورد بررسی قرار گیرد. به منظور تصادفی بودن داده‌ها، از آزمون نقاط عطف برای این امر استفاده شد.

مراحل انجام آزمون نقاط عطف به شرح زیر می‌باشد:

۱- کلیه داده‌ها به ترتیب زمان وقوع ردیف می‌شود (فرضاً N عدد).

۲- تعداد نقاط عطف در سری داده‌ها محاسبه می‌شود. نقطه عطف به حالتی گفته می‌شود که هر عدد از عدد قبل و بعد خود بزرگتر باشد $[x_{i-1} < x_i > x_{i+1}]$ و یا آنکه از آن دو کوچکتر باشد $[x_{i-1} > x_i < x_{i+1}]$.

۳- تعداد نقاط عطف P نامیده می‌شود.

۴- تعداد نقاط عطف مورد انتظار از معادله زیر بدست می‌آید.

$$E(P) = \frac{2(N-3)}{3} \quad (1)$$

۵- واریانس P ($Var(P)$) از فرمول زیر بدست می‌آید.

$$Var(P) = \frac{16N-29}{90} \quad (2)$$

۶- مقدار Z که توصیف کننده P بر حسب استاندارد نرمال است، از رابطه ۳ محاسبه می‌شود.

$$Z = \frac{P - E(P)}{[Var(P)]^{0.5}} \quad (3)$$

۷- چنانچه $Z > 1/96$ یا $Z < -1/96$ آنگاه تصادفی بودن داده‌ها در سطح اعتماد ۹۵ درصد مورد قبول است [۱].

تعیین مدل‌های ورودی و تأخیرهای زمانی مناسب

همانگونه که ذکر شد، به منظور پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه ليقوان، داده‌های دبی روزانه این رودخانه از سال آبی ۷۶-۱۳۷۵ تا سال آبی ۸۱-۱۳۸۰ (در مجموع ۶ سال) به عنوان ورودی انتخاب گردید. از داده‌های دبی روزانه ۵ سال ابتدایی (از سال آبی ۷۶-۱۳۷۵ تا سال آبی ۸۰-۱۳۷۹ که از ۱۸۲۶ داده دبی روزانه تشکیل شده‌است) به منظور آموزش مدل و سال انتهایی (سال آبی ۸۱-۱۳۸۰ که از ۳۶۵ داده دبی روزانه تشکیل شده است) به منظور آزمون مدل استفاده شد. برای تعیین مناسب‌ترین تأخیرهای زمانی، به بررسی کرولوگرام داده‌ها پرداخته شد. با توجه به کرولوگرام داده‌ها جهت پیش‌بینی روزانه جریان، از ۱ تا ۵ تأخیر استفاده گردید.

جدول ۱- ساختار ریاضی مدل‌های طراحی شده

مدل	ساختار ریاضی مدل
M1	$Q_t = f(Q_{t-1})$
M2	$Q_t = f(Q_{t-1}, Q_{t-2})$
M3	$Q_t = f(Q_{t-1}, Q_{t-2}, Q_{t-3})$
M4	$Q_t = f(Q_{t-1}, Q_{t-2}, Q_{t-3}, Q_{t-4})$
M5	$Q_t = f(Q_{t-1}, Q_{t-2}, Q_{t-3}, Q_{t-4}, Q_{t-5})$

در جدول ۱ نیز ساختار ریاضی مدل‌های طراحی شده ارائه شده است.

قبل از اینکه مقادیر عددی مربوط به دبی وارد مدل‌ها شوند، بایستی این مقادیر توسط روابط مربوطه نرمال شوند. در ادامه از رابطه ۴ برای نرمال‌سازی داده‌ها استفاده شد.

$$X_{norm} = 0.5 + 0.5 \left(\frac{X - \bar{X}}{X_{max} - X_{min}} \right) \quad (4)$$

X_{norm} : مقدار استاندارد شده ورودی، \bar{X} : میانگین دبی روزانه، X_{min} و X_{max} : به ترتیب مقادیر حداکثر و حداقل دبی روزانه می‌باشد.

ساختار و الگوریتم سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (SIFNA)

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 می‌کند.

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) \quad \text{for } i=1,2 \quad (5)$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(x) \quad \text{for } i=3,4 \quad (6)$$

که 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.

لایه دوم، گره‌های قاعده: هر نرون در این لایه ثابت است. در این لایه عملگر "و" 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 شده، گفته می‌شود و به تابع خروجی آن قانون شکل می‌دهد. از این رو خروجی‌های $O_{2,k}$ این لایه، حاصل ضرب درجات مربوط به لایه اول هستند.

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \mu_{B_i}(y) \quad i=1,2 \quad (7)$$

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

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad (8)$$

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

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (9)$$

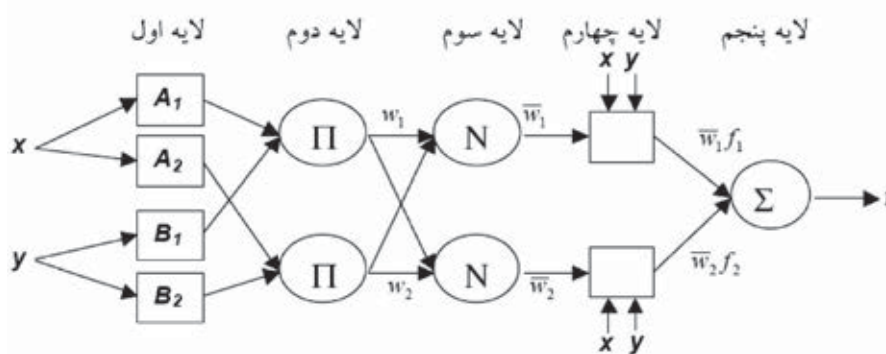
که w_i خروجی آمین گره از لایه قبلی است و $\{p_i, q_i, r_i\}$ ضرایب این ترکیب خطی بوده، همچنین مجموعه عامل‌های بخش تالی مدل فازی تاکاگی-سوگنو نیز می‌باشند.

لایه پنجم، گره‌های خروجی: این لایه، تک گره خروجی کلی را با جمع کردن همه سیگنال‌های ورودی محاسبه می‌کند. بنابراین، در این لایه فرآیند غیرفازی‌سازی، نتایج هر قانون فازی را به خروجی غیرفازی تغییر شکل می‌دهد.

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (10)$$

نمونه طراحی شده از مدل فازی-عصبی تطبیقی در شکل ۲ نشان داده شده‌است.

سامانه استنتاج فازی (SIF)



شکل ۲- معماری کلی مدل فازی-عصبی تطبیقی

یکسان می‌باشد.

تعیین قوانین مدل‌ها: پس از بازه‌بندی داده‌ها، با استفاده از برنامه‌نویسی در نرم‌افزار اکسل^۸ ۲۰۰۳ قوانین موجود در بین داده‌ها محاسبه و استخراج شده و فراوانی هر یک از این قوانین محاسبه شد.

واسنجی (آموزش) سامانه استنتاج فازی: در مرحله واسنجی باید به روش سعی و خطا به حالت بهینه توابع عضویت و سایر عملگرهای سامانه فازی رسید. برای این منظور پس از تعیین تابع عضویت مناسب، هر یک از عملگرهای فازی به صورت سعی و خطا مورد آزمایش قرار گرفت تا بهترین آن‌ها انتخاب و پیش‌بینی انجام گیرد. در این مرحله توابع عضویت گوسی و مثلثی مورد استفاده قرار گرفتند. همچنین تعداد قوانین ورودی به مدل بر اساس روش سعی و خطا تعیین شدند.

صحت‌سنجی (آزمون) سامانه استنتاج فازی: براساس سامانه‌ای که با ۵ سال داده، آموزش دیده است، میزان خروجی مدل برای سال آماري دوره آزمون (سال آبی ۸۱-۱۳۸۰) قابل محاسبه شد.

فازی‌زدایی خروجی مدل: در این مرحله که مرحله نهایی و گام آخر هر سامانه استنتاج فازی می‌باشد، جواب نهایی سامانه که به صورت یک عدد فازی است، با استفاده از یکی از روش‌های غیرفازی‌ساز به یک عدد معمولی تبدیل می‌شود. این روش نیز مانند سایر اجزای سامانه به صورت سعی و خطا بدست می‌آید.

پیش‌بینی جریان با سامانه استنتاج فازی - عصبی تطبیقی

برای این منظور ابتدا داده‌ها در دو بخش ۵ ساله و ۱ ساله به عنوان داده‌های آموزش و آزمون از هم مجزا شده و وارد مدل فازی-عصبی شدند. برای هر مدل، ۴ تابع عضویت ذوزنقه‌ای، گوسی، گوسی^۲ و زنگوله‌ای مورد آزمون قرار گرفت. تعداد تکرارهای^۹ بهینه نیز به روش سعی و خطا بدست آمد.

به منظور ارزیابی دقت مدل‌های پیش‌بینی از معیارهای ضریب تبیین (رابطه ۱۲) و ریشه میانگین مربعات خطا (رابطه ۱۳) استفاده گردید.

$$R^2 = \frac{\left(\sum_{i=1}^n (Q_i^o - \bar{Q}^o)(Q_i^s - \bar{Q}^s) \right)^2}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_i^o - \bar{Q}^o)^2 \sum_{i=1}^n (Q_i^s - \bar{Q}^s)^2}} \quad (12)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_i^o - Q_i^s)^2} \quad (13)$$

در روابط فوق، n تعداد داده‌ها، Q_i^o دبی مشاهداتی، Q_i^s دبی شبیه‌سازی شده، R^2 ضریب تبیین و $RMSE$ ریشه میانگین مربعات خطا می‌باشند.

اساسی‌ترین مفهوم نظریه فازی مفهوم مجموعه‌های فازی بوده و در واقع منطبق فازی با مفهوم مجموعه‌های فازی شروع می‌شود. مجموعه‌های کلاسیک و فازی زیرمجموعه‌هایی از یک مجموعه مرجع^۱ می‌باشند. در مجموعه‌های کلاسیک هر عنصر از مجموعه مرجع X یا به مجموعه A تعلق دارد یا اینکه عضو این مجموعه نمی‌باشد. بعبارت دیگر عضویت یک عنصر به مجموعه A می‌تواند به صورت یک گزاره درست یا نادرست باشد که مقادیر یک و صفر به ترتیب به گزاره‌های مذکور تخصیص داده می‌شود. یکی از روش‌های تعریف مجموعه A در این حالت، روش عضویت^۲ می‌باشد. طبق این روش، اگر درجه عضویت^۳ عنصر x به مجموعه A با تابع عضویت^۴ $\mu_A(x)$ نمایش داده‌شود، خواهیم داشت:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & x \in A \\ 0 & x \notin A \end{cases} \quad (11)$$

بر اساس رابطه ۱۱ می‌توان نتیجه گرفت که درجه عضویت عنصرهای a و b به مجموعه کلاسیک A به ترتیب برابر یک و صفر می‌باشد.

۱- به طور کلی گام‌های یک سامانه استنتاجی فازی را می‌توان به صورت زیر بیان کرد:

۲- تعیین یک سامانه قاعده- بنیاد فازی بر اساس داده‌های مشاهده‌ای

۳- فازی‌سازی بخش مقدم و تالی با استفاده از توابع عضویت فازی
۴- ترکیب قسمت‌های مختلف بخش مقدم هر یک از قواعد و به دنبال آن تعیین شدت و میزان تاثیر قاعده مزبور در خروجی نهایی سامانه

۵- ترکیب بخش تالی قواعد، جهت به دست آوردن خروجی نهایی سامانه در قالب یک مجموعه فازی

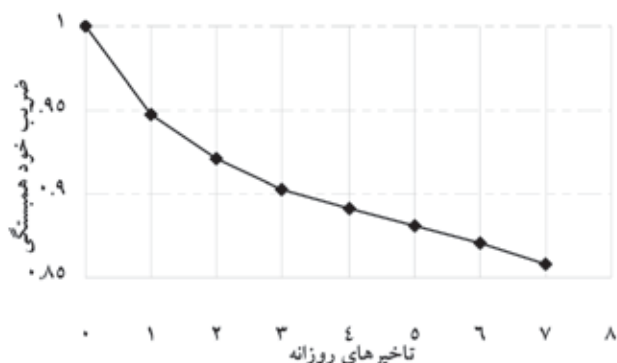
۶- تبدیل خروجی نهایی سامانه به یک عدد کلاسیک با استفاده از روش‌های غیرفازی‌ساز [۹].

پیش‌بینی جریان با سامانه استنتاج فازی

فازی‌سازی متغیرهای ورودی و خروجی مدل‌ها: ابتدا سری‌های زمانی متغیرهای ورودی و خروجی مرحله قبل به صورت یک مجموعه که هر ردیف آن دارای یک سری ورودی در ستون‌های اولیه و خروجی در ستون آخر می‌باشد، قرار می‌گیرند. بنابراین تعداد ستون‌ها برابر است با تعداد ورودی‌ها به علاوه یک (خروجی). در مرحله بعد برای این داده‌ها ۳ بازه مختلف کم، متوسط^۶ و زیاد^۷ در نظر گرفته می‌شود، به طوری که توزیع داده‌ها در هر بازه تقریباً

- 1- Universal Set
- 2- Membership Method
- 3- Membership Degree
- 4- Membership Function
- 5- Low
- 6- Medium
- 7- High

8- Excel
9- Epoch



شکل ۳- نمودار کرولوگرام داده‌های دبی روزانه

جدول ۲- نتایج آزمون نقاط عطف

z	مقادیر اجزای مختلف آزمون نقاط عطف			پارامتر
	Var(p)	E(p)	p	
-۰/۷۷	۰/۷۴	۲/۶۷	۲	دبی

جدول ۳- نتایج پیش‌بینی سامانه استنتاج فازی

داده‌های آزمون		داده‌های آموزشی		تابع عضویت خروجی	تابع عضویت ورودی	مدل
R ²	RMSE	R ²	RMSE			
۰/۹۵۸۰	۰/۱۹۸۲	۰/۸۶۰۰	۰/۲۱۵۵	مثلی	گوسی	M1
۰/۹۳۵۵	۰/۰۶۳۲	۰/۸۴۲۷	۰/۰۴۹۹	مثلی	گوسی	M2
۰/۹۲۵۳	۰/۱۴۱۶	۰/۸۴۸۲	۰/۱۵۳۹	مثلی	گوسی	M3
۰/۹۰۲۹	۰/۱۵۲۲	۰/۷۹۸۰	۰/۱۶۵۹	مثلی	مثلی	M4
۰/۹۰۱۹	۰/۱۴۹۳	۰/۷۹۵۷	۰/۱۶۲۸	مثلی	گوسی	M5

جدول ۴- نتایج پیش‌بینی سامانه استنتاج فازی- عصبی تطبیقی

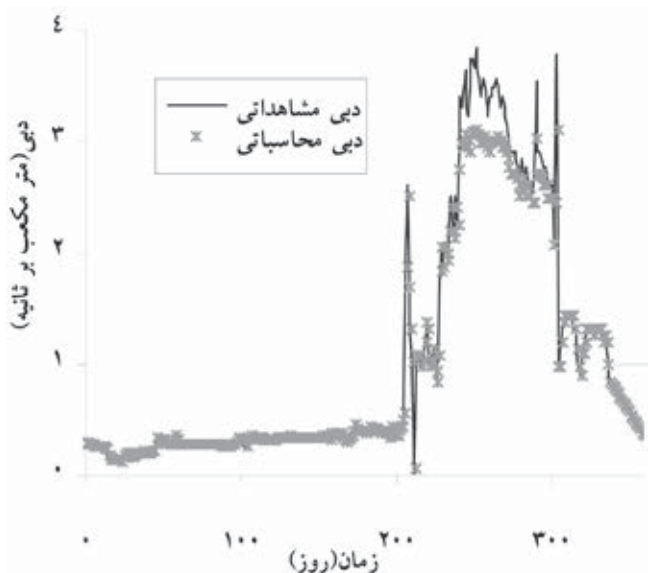
داده‌های آزمون		داده‌های آموزشی		تابع عضویت	تعداد تکرار	مدل
R ²	RMSE	R ²	RMSE			
۰/۹۵۶۷	۰/۰۲۳۴	۰/۸۶۳۴	۰/۰۲۱۴	گوسی	۹	M1
۰/۹۴۸۷	۰/۰۲۲۹	۰/۸۷۸۵	۰/۰۲۰۲	گوسی	۵	M2
۰/۹۳۵۵	۰/۰۲۷۰	۰/۸۸۵۳	۰/۰۱۹۶	دوزنقه‌ای	۱۸	M3
۰/۹۱۲۸	۰/۰۳۰۶	۰/۸۸۵۷	۰/۰۱۹۶	دوزنقه‌ای	۱۴	M4
۰/۹۱۶۴	۰/۰۳۳۴	۰/۸۷۹۳	۰/۰۲۰۱	دوزنقه‌ای	۸	M5

به مدل ۱ می‌باشد. نتایج پیش‌بینی این مدل با روش ANFIS در شکل‌های ۴ و ۵ ارائه شده‌است.

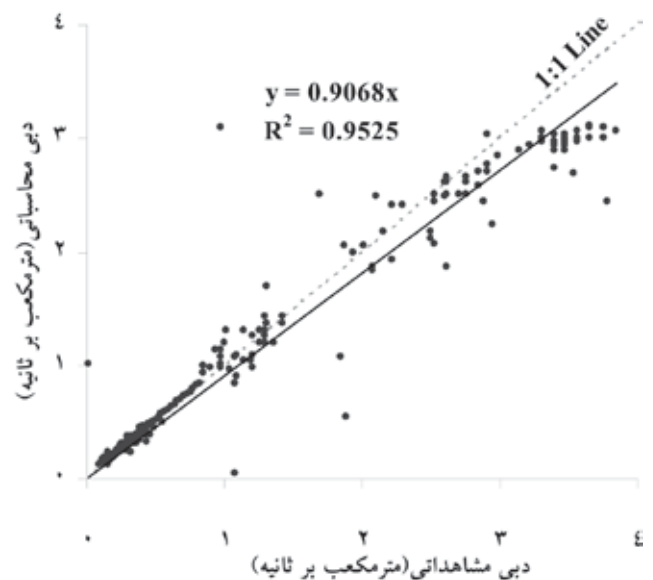
شکل ۴ نمودار مقادیر دبی محاسباتی در مقایسه با دبی‌های مشاهده‌شده را برای سال مورد آزمون (سال ۸۱-۸۰) نشان می‌دهد. علاوه بر آن، معادله برازش داده شده بر این داده‌ها و نیز پراکنش داده‌ها حول خط ۴۵ درجه در این شکل نشان داده شده‌است. شکل ۵ مقادیر دبی‌های محاسباتی (برای هر روز) را با مقادیر دبی مشاهده‌شده همان روز مقایسه می‌کند. به عبارت دیگر این شکل آبنمود روزانه دبی مشاهده‌شده سال ۸۱-۸۰ را با آبنمود روزانه دبی محاسباتی همان سال مقایسه می‌کند. طبیعی است که هر چه دقت مدل بیشتر باشد، انطباق این دو آبنمود بیشتر خواهد بود.

نتایج

نتایج آزمون نقاط عطف نشان می‌دهد که داده‌ها به طور کامل تصادفی است و مقادیر Z برای هر سه عامل در محدوده مجاز آن قرار دارد. نتایج این مرحله از پژوهش در جدول ۲ قابل مشاهده است. با توجه به کرولوگرام داده‌ها (شکل ۳) ضریب خودهمبستگی داده‌ها برای ۱ تا ۵ تأخیر، بین ۰/۹۴ برای تأخیر یک روز تا ۰/۸۸ برای تأخیر ۵ روز تغییر می‌نماید. پس از بررسی مدل‌های مختلف با توابع عضویت متفاوت، مناسب‌ترین مدل و توابع عضویت آن تعیین که نتایج هر مدل در جداول ۳ و ۴ ارائه شده‌است. با توجه به نتایج جداول ۳ و ۴ مشاهده می‌شود که بهترین نتایج برای هر دو روش FIS و ANFIS مربوط



شکل ۵- آبنمود مقادیر دبی مشاهداتی و محاسباتی برای مدل ANFIS (بخش آزمون سال ۸۱-۱۳۸۰)



شکل ۴- نمودار پراکنش مقادیر دبی مشاهداتی و محاسباتی مدل ANFIS (بخش آزمون سال ۸۱-۱۳۸۰)

بحث و نتیجه گیری

در این پژوهش، برای پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه ليقوان از سامانه استنتاج فازی (FIS) و سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) استفاده شد. پس از تأیید تصادفی بودن داده‌ها براساس آزمون نقاط عطف، جهت طراحی ساختار مدل‌های ورودی به سامانه‌ها، کرولوگرام داده‌ها مورد بررسی قرار گرفت و بهترین تأخیرها بر اساس همبستگی داده‌ها با دبی روز جاری تعیین شد. در نهایت پیش‌بینی در قالب ۵ مدل با این دو روش انجام شد. با بررسی نتایج پیش‌بینی این دو مدل، می‌توان دریافت که خطای مدل FIS بیشتر از مدل ANFIS است که این مطلب در جداول ۳ و ۴ به خوبی نشان داده شده است. همچنین با بررسی شکل ۵ مشاهده می‌شود که مدل ANFIS بخشی از دبی‌ها را به خوبی شبیه‌سازی نکرده است که این مطلب در شکل ۴ نیز قابل مشاهده است و پراکندگی دبی‌ها در بخشی از شکل این مطلب را تأیید می‌کند.

عمده‌ترین علت ضعف هر دو مدل در پیش‌بینی دبی برخی روزها از آنجا ناشی می‌شود که شرایط واقع شده در این روزها در دوره کالیبراسیون تکرار نشده‌اند و به همین دلیل، قوانین فازی تدوین شده، این رخدادها را پوشش نداده‌است. نتایج این بخش از پژوهش با نتایج فلاح قاله‌ری و همکاران [۴] مطابقت دارد.

یکی از معایب سامانه استنتاج فازی، وقت‌گیر بودن آموزش آن می‌باشد. این در حالیست که مدل ANFIS به وقت کمتری برای آموزش احتیاج دارد و از این نظر روشی مناسب می‌باشد، بطوری‌که می‌توان چندین تابع عضویت را برای این مدل مورد آزمایش قرار داد. از محدودیت‌های مدل ANFIS، تعداد ورودی‌های آن است. در حالی‌که سامانه استنتاج فازی دچار این مشکل نیست. اما دلیل این محدودیت در ANFIS می‌تواند این باشد که با افزایش قوانین فازی، که آن نیز متناسب با تعداد متغیرهای ورودی مدل است، ساختار پیچیده‌ای از مدل تشکیل

می‌شود که روند شبیه‌سازی را بسیار طولانی می‌کند که پهلوانی [۱۱] در تحقیقات خود به این نکته اشاره کرده است.

در یک جمع‌بندی کلی می‌توان بیان کرد که مدل ANFIS از نظر سرعت آموزش و دقت نتایج نسبت به مدل FIS مناسب‌تر است، اما اگر بتوان فرآیند آموزش مدل FIS و تعیین اجزای مختلف آن را با مدل‌های هوشمند (مانند الگوریتم ژنتیک) انجام داد، انتظار می‌رود که مدل FIS نتایج رضایت‌بخش‌تر ارائه دهد، زیرا در بیشتر موارد آموزش این مدل به صورت سعی و خطا (دستی) انجام می‌گیرد. در خاتمه پیشنهاد می‌شود که:

- ۱- پیش‌بینی جریان رودخانه با استفاده از متغیرهای هواشناسی هم در این منطقه یا مناطق دیگر انجام گردد و نتایج آن با پیش‌بینی جریان به‌وسیله عامل‌های آب‌شناختی مقایسه شده و بهترین روش‌های و مؤثرترین عوامل در پیش‌بینی جریان تعیین شود.
- ۲- توصیه می‌شود که در مناطق سردسیر پیش‌بینی‌ها در مقیاس هفتگی، فصلی و حتی با در نظر گرفتن ذوب برف انجام گیرد. با توجه به عملکرد مطلوب سامانه استنتاج فازی پیشنهاد می‌شود که از این مدل برای مباحثی از جمله تصمیم‌گیری فازی و تحلیل فرآیندهای با مرزبندی کلاسیک استفاده شود.

منابع

- 1- Alizadeh, A. 2008. Principles of Applied Hydrology, Imam Reza University Press, 19th edition, 870p. (In Persian)
- 2- Aqil, M. Kita, I. Yano, A. and Nishiygama A. 2005. A comparative study of artificial network and hourly behavior of run off. Journal of Hydrology, 337. pp: 22-34.

- 11- Pahlavani, H. 2009. Efficiency of Artificial Neural Networks (ANNs) in intelligent estimation of flood hydrograph for Shirindarreh Reservoir dam in comparison with Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS), M.Sc. Thesis, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, 123p. (In Persian)
- 12- Partal, T., Kisi, O. 2007. Wavelet and neuro-fuzzy conjunction model for precipitation forecasting. *Journal of Hydrology*, 342. pp: 199-212.
- 13- Pongracz, R., Bartholy, J., Bogardi, I. 2001. Fuzzy Rule-Based Prediction of Monthly Precipitation, *Physics and Chemistry of the Earth* Vol. 26, No. 9, pp: 663-667.
- 14- Shu, C., Ouarda, T.B.M.J. 2008. Regional flood frequency analysis at engaged sites using the adaptive neuro-fuzzy inference system. *Journal of Hydrology*, 349, pp: 31-43.
- 15- Soleimani, K., and Darvari, Z. 2008. River flow simulation using artificial neural network (Case study: Kasilian basin), 9th National congress of irrigation and reduce of evaporation, Shahid Bahonar University, Kerman. (In Persian)
- 16- Zadeh, L.A., 1965. Quantative fuzzy sets. *Information and Control*, Vol.8, pp. 338-353.
- 17- Zounemat Kermani, M., Teshnehlab, M. 2008. Using adaptive neuro-fuzzy inference system for hydrological time series prediction, *Applied Soft Computing*, Vol. 8, pp. 928-936.
- 3- Ebrahimi Mohammadi, SH., and Boshri Se Ghaleh, M. 2011. Modeling and Prediction of monthly discharge stream (Case Study: Qarasou River), 4th Iran Water Resources Management Conference, Amir kabir University of Technology, Tehran. (In Persian)
- 4- Fallah Ghalhari, Gh. A., Mousavi Baygi, M., and Habibi Nokhandan, M. 2009. Compression of Results Obtained from Mamdani Fuzzy Interface System and Artificial Neural Networks in the Seasonal Rainfall Prediction, Case Study: Khorasan Region, *Iranian Water Resources Research Journal* Vol.5, No.2, pp:40-52. (In Persian)
- 5- Fathabadi, A., Salajegheh, A., and Mahdavi, M. 2009. Stream flow Forecasting Using Neuro-Fuzzy and Time Series Methods, *Journal of Iran-Watershed Management Science & Engineering*, Vol. 2, No. 5, pp:21-30. (In Persian)
- 6- Firat, M. and Gungor, M. 2006. River flow estimation using adaptive neuro-fuzzy inference system. *Journal of Mathematics and Computers in Simulation*. Vol 75 No.3-4 pp.87-96
- 7- Halide, H. and Ridd, p. 2000. Modeling Inter-Annual Variation of a Local Rainfall Data using a Fuzzy Logic Technique, *International Research Institute for Climate Prediction*, USA, April 2000.
- 8- Jang, R. 1993. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system, *IEEE Trans. Sys., Man, Cybern.*, Vol.3, pp: 665-685.
- 9- Kourepazan Dezfouli, A. 2005. Principles of fuzzy set theory and its application in water engineering issues modeling, Amir Kabir Unit of Jihad-e-Daneshgahi Publication, 262p.
- 10- Nayak, P.C., Sudheer, K.P., Ranagan, D.M. and Ramasastri, K.S. 2003. A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series, *Journal of Hydrology*, Vol.291, pp: 52-66.