

#### 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 آب شناختی از سابقه تا حدودی طولانی برخوردار است. تجربه نشان داده است 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 با 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 آب شناختی بسیار متنوع بوده و اعمال کلیه آن‌ها در مدل‌های طراحی شده بسیار مشکل و در مواردی ناممکن است. همچنین مدل‌های فیزیکی و مفهومی آب شناختی 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 آب شناختی نظری پیش‌بینی، افزایش یافته است. 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 شده است. 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 کنترل کننده‌هایی مثل راکتورهای شیمیابی، قطارهای خودکار و راکتورهای هسته‌ای به کار گرفته شده است. به تازگی منطق فازی برای مدل‌کردن مدیریت مخازن و حل ویژگی‌های مبهم آن پیشنهاد شده است. با وجود این، مشکل اصلی منطق فازی این است که روند نظاممندی برای طراحی یک کنترل کننده فازی وجود ندارد. به عبارت دیگر، یک شبکه عصبی این توانایی را دارد که از محیط آموزش بیند (جفت‌های

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

مرتضی نبی‌زاده<sup>۱</sup>، ابوالفضل مساعدي<sup>۲</sup>، موسی حسام<sup>۳</sup>، امیراحمد دهقانی<sup>۴</sup>  
مهدى زاکرى‌نیا<sup>۵</sup> و مهدى مفتاح هلقى<sup>۶</sup>

تاریخ دریافت: ۸۹/۱۰/۱۴ تاریخ پذیرش: ۹۰/۱۲/۱۶

#### چکیده

در سال‌های اخیر استفاده از نظریه مجموعه‌های فازی جهت مدل‌سازی پدیده‌های آب شناختی که دارای پیچیدگی و عدم قطعیت بالایی هستند، مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته است. از این‌رو، 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 شده است. در این پژوهش از داده‌های دبی روزانه حوزه آبخیز لیقوان چای به مدت ۶ سال (از سال آبی ۱۳۷۵-۷۶ تا سال آبی ۱۳۸۰-۸۱) برای پیش‌بینی جریان رودخانه لیقوان، استفاده شد. در پیش‌پردازش اولیه داده‌ها، تصادفی بودن آن‌ها با استفاده از آزمون نقاط عطف مورد بررسی قرار گرفت. سپس جهت تعیین مدل‌های بهینه و روودی به سامانه‌ها، کروماتوگرام داده‌ها مورد بررسی قرار گرفت. در نهایت پیش‌بینی در ۵ مدل که با دبی‌های روز قابل طراحی شدند، انجام شد. ارزیابی نتایج پیش‌بینی‌ها با استفاده از معیارهای آماری نشان داد که مدل ANFIS با دقت بالاتر و پراکنده‌تر کمتری ( $RMSE = 0.0234$ ) برای دوره آزمون نسبت به مدل FIS ( $RMSE = 0.1982$ ) برای دوره آزمون) دبی این رودخانه را پیش‌بینی کرده است. همچنین این مدل در شبیه‌سازی دبی‌های پیک نسبت به مدل FIS دقیق‌تر عمل می‌نماید.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی جریان، آبدی، مجموعه‌های فازی، سامانه استنتاج فازی (FIS)، سامانه استنتاج فازی- عصبی تطبیقی (ANFIS)، حوزه لیقوان چای

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

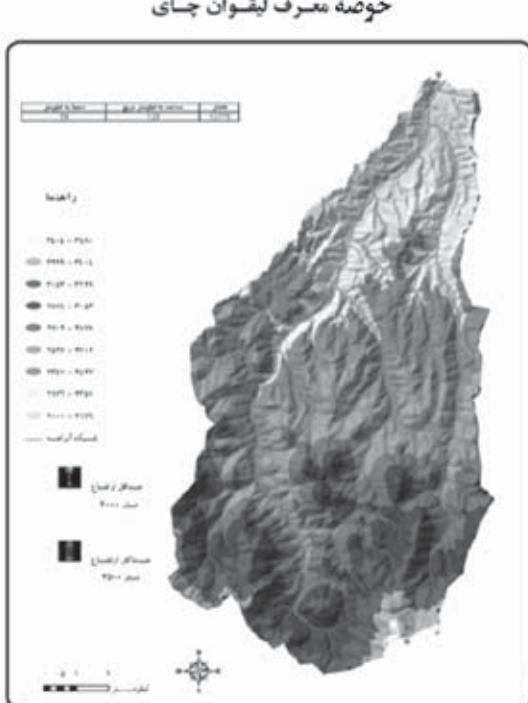
جريان پیش‌بینی شده را بهتر شبیه‌سازی می‌کند. عقیل و همکاران [۲] برای مدل‌سازی رفتار ساعتی و روزانه رواناب، مطالعه مقایسه‌ای بین مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های عصبی- فازی انجام دادند. ایشان به این نتیجه رسیدند که مدل عصبی- فازی عملکرد بهتری در مدل‌سازی رواناب نسبت به مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی دارد. فیرت و گانگر [۶] مدل عصبی- فازی را برای پیش‌بینی جريان رودخانه بزرگ مثار 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 جريان رودخانه به کار رود. بارتال 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 تشنه‌لب [۱۷]، با استفاده از مدل ANFIS به منظور پیش‌بینی رفتار روزانه جريان در سه رودخانه واقع در امریکا، 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 سیلان در حوزه‌های آبخیز بدون ایستگاه از مدل عصبی- فازی استفاده نمودند. نتایج حاصل از این تحلیل نشان داد که مدل عصبی- فازی قابلیت بهتری

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 (ANFIS<sup>1</sup>) را ارائه نمود که قابلیت ترکیب توanalyی دو روش مذکور را دارد.

پهلوانی [۱۱] جهت مدل‌سازی هوشمند آبنمود سیل وروردی به سد مخزنی شیرین دره 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 جريان خروجی حوزه آبخیز کسیلیان با شبکه عصبی، از داده‌های ماهانه باران، دما و دبی این حوزه استفاده کردند. نتایج وی بیانگر دقت بالای شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی جريان رودخانه است. ابراهیمی و بشری [۳] در مدل‌سازی تغییرات دبی ماهانه رودخانه قره‌سو با استفاده از سری‌های زمانی و شبکه‌های عصبی مصنوعی و با به کارگیری 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 پونگاکر 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 بایتارانی در اندونزی استفاده نمودند و به این نتیجه رسیدند که مدل‌سازی ANFIS، نمایه‌های آماری



شکل ۱- موقعیت کلی حوزه آبخیز لیقوان در کشور

1- Adaptive Neuro Fuzzy Inference System.

روزانه این حوزه از سال آبی ۱۳۷۵-۷۶ تا سال پایان سال آبی ۱۳۸۰-۸۱ (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 (فرضًا  $N$  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.

$$Z = \frac{[P - E(P)]}{[Var(P)]^{1/2}} \quad (3)$$

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

### تعیین مدل‌های رودودی و تأخیرهای زمانی مناسب

همانگونه که ذکر شد، به منظور پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه لیقوان، داده‌های دبی روزانه این رودخانه از سال آبی ۷۶-۷۷ تا سال آبی ۸۱-۸۲ (در مجموع ۶ سال) به عنوان رودودی انتخاب گردید. از داده‌های دبی روزانه ۵ سال ابتدایی (از سال آبی ۷۶-۷۷ تا سال آبی ۸۰-۸۱) که از ۱۸۲۶ داده دبی روزانه تشکیل شده‌است) به منظور آموزش<sup>۱</sup> مدل و سال انتهایی (سال آبی ۸۱-۸۲) که از ۳۶۵ داده دبی روزانه تشکیل شده است) به منظور آزمون<sup>۲</sup> مدل استفاده شد. برای تعیین مناسب‌ترین تأخیرهای زمانی، داده‌ها جهت پیش‌بینی روزانه جریان، از ۱ تا ۵ تأخیر استفاده گردید.

در برآورد سیل در حوزه‌های فاقد ایستگاه آب‌سنجدی 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 لیقوان چای می‌باشد.

### مواد و روش‌ها

#### منطقه مورد مطالعه

حوزه آبخیز لیقوان 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 لیقوان چای یکی از زیر حوزه‌های دریاچه ارومیه بوده و با وسعتی معادل ۷۶ کیلومترمربع 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 اسپره کوه و دره لیقوان، از جنوب به ارتفاعات سهند، از شرق به حوزه‌های آبخیز سعدی‌آباد چای و اوچای و از غرب به حوزه آبخیز رودخانه سردرود منتهی می‌شود. حداقل وحدت ارتفاع آن به ترتیب ۲۶۷۵ متر را به خود اختصاص می‌دهد. موقعیت کلی حوزه آبخیز لیقوان 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 ۶/۷۵ کیلومتر است. محیط حوزه ۳۵ کیلومتر و طول رودخانه‌ی لیقوان چای حدود ۱۴ کیلومتر است. شاخه فرعی باراله چای نیز در حدود ۷ کیلومتر طول دارد. زهکش اصلی این رودخانه را رودخانه لیقوان و زیرشاخه‌های مهم آن یعنی باراله چای، بزکش چای و باغچه‌دره که در نهایت قبل از ایستگاه آب‌سنجدی در آن تخلیه می‌گردد، را شامل می‌شود. رودخانه لیقوان نیز جریان‌های خود را به رودخانه آجی چای تخلیه می‌نماید. رژیم رودخانه از جریانات حاصله از ذوب برف و ریش‌های جوی و چشممه‌سارهای دائمی تغذیه می‌شود.

به طور کلی حوزه آبخیز لیقوان 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. ریش 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

لایه دوم، گره‌های قاعده: هر نرون در این لایه ثابت است. در این لایه عملگر "و" به کاربرده می‌شود تا خروجی (قوه اشتغال) که نمایانگر بخش مقدم آن قانون است، به دست آید. قوه اشتغال به میزان درجه‌ای که در بخش مقدم یک قانون فازی برآورده 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 اشتغال آمین قانون، به مجموع همه قوه اشتغال قوانین می‌باشد. در نتیجه  $W$  به عنوان قوه اشتغال 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:

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

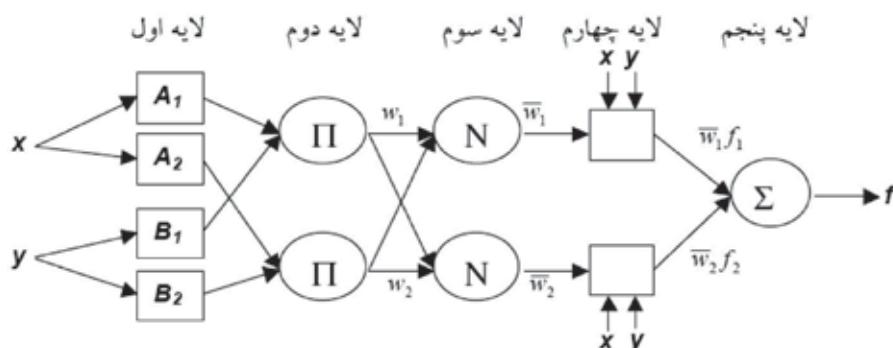
که  $w_i$  خروجی آمین گره از لایه قبلی است و  $\{p_i, q_i, r_i\}$  ضرایب این ترکیب خطی بوده، همچنین مجموعه عامل‌های بخش تالی مدل فازی تاکاگی-سوگنو نیز می‌باشدند.

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 شده است.

### سامانه استنتاج فازی (SIFNA)



شکل ۲- معماری کلی مدل فازی- عصبی تطبیقی

جدول ۱- ساختار ریاضی مدل‌های طراحی شده

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

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،  $X_{max}$  و  $X_{min}$ : به ترتیب مقادیر حداقل 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.

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

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

که  $y$  و  $x$  ورودی‌های غیرفازی به گره  $i$  و  $A_i$  و  $B_{i-2}$  برجسب‌های زبانی هستند که به ترتیب با توابع عضویت  $\mu_{A_i}$  و  $\mu_{B_{i-2}}$  مشخص می‌شوند.

یکسان می‌باشد.

تعیین قوانین مدل‌ها: پس از بازه‌بندی داده‌ها، با استفاده از برنامه‌نویسی در نرم‌افزار اکسل<sup>۸</sup> 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 خطابه حالت بهینه توابع عضویت و سایر عملگرهای سامانه فازی رسید. برای این منظور پس از تعیین تابع عضویت مناسب، هریک از عملگرهای فازی به صورت سعی و خطابه 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 خطابه تعیین شدند.

صحت‌سنجی (آزمون) سامانه استنتاج فازی: براساس سامانه‌ای که با ۵ سال داده، آموزش دیده است، میزان خروجی مدل برای سال آماری 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 غیرفازی ساز به یک عدد معمولی تبدیل می‌شود. این روش نیز مانند سایر اجزای سامانه به صورت سعی و خطاب 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<sup>۹</sup> بهینه نیز به روش سعی و خطاب بدست آمد.

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

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

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

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 خطای باشند.

8- Excel  
9- Epoch

اساسی ترین مفهوم نظریه فازی مفهوم مجموعه‌های فازی بوده و در واقع منطق فازی با مفهوم مجموعه‌های فازی شروع می‌شود. مجموعه‌های کلاسیک و فازی زیرمجموعه‌هایی از یک مجموعه مرجع<sup>۱</sup> می‌باشند. در مجموعه‌های کلاسیک هر عنصر از مجموعه مرجع X یا به مجموعه A تعلق دارد یا اینکه عضو این مجموعه نمی‌باشد. عبارت 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<sup>۲</sup> می‌باشد. طبق این روش، اگر درجه عضویت<sup>۳</sup> عنصر X به مجموعه A با تابع عضویت<sup>۴</sup>  $\mu_A(x)$  نمایش داده شود، 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 مذبور 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 غیرفازی ساز [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 اوایله 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<sup>۵</sup>، متوسط<sup>۶</sup> و زیاد<sup>۷</sup> در نظر گرفته می‌شود، به طوری که توزیع داده‌ها در هر بازه تقریباً

1- Universal Set

2- Membership Method

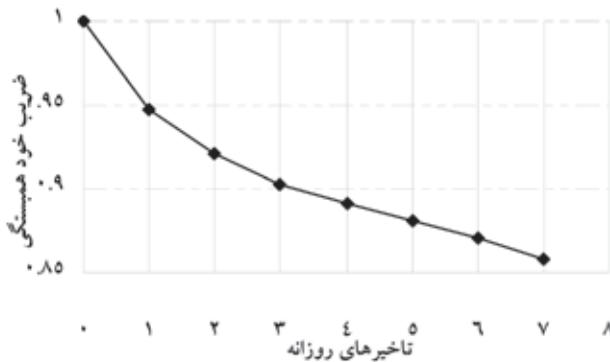
3- Membership Degree

4- Membership Function

5- Low

6- Medium

7- High



شکل ۳- نمودار کرولوگرام داده‌های دبه روزانه

جدول ۲- نتایج آزمون نقاط عطف

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

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	مثلثی	گوسی	M1
۰/۹۳۵۵	۰/۰۶۳۲	۰/۸۴۲۷	۰/۰۴۹۹	مثلثی	گوسی	M2
۰/۹۲۵۳	۰/۱۴۱۶	۰/۸۴۸۲	۰/۱۵۳۹	مثلثی	گوسی	M3
۰/۹۰۲۹	۰/۱۵۲۲	۰/۷۹۸۰	۰/۱۶۵۹	مثلثی	گوسی	M4
۰/۹۰۱۹	۰/۱۴۹۳	۰/۷۹۵۷	۰/۱۶۲۸	مثلثی	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	ذوزنقه‌ای	۱۸	M3
۰/۹۱۲۸	۰/۰۳۰۶	۰/۸۸۵۷	۰/۰۱۹۶	ذوزنقه‌ای	۱۴	M4
۰/۹۱۶۴	۰/۰۳۳۴	۰/۸۷۹۳	۰/۰۲۰۱	ذوزنقه‌ای	۸	M5

به مدل ۱ می‌باشد. نتایج پیش‌بینی این مدل با روش ANFIS در

شكل‌های ۴ و ۵ ارائه شده است.

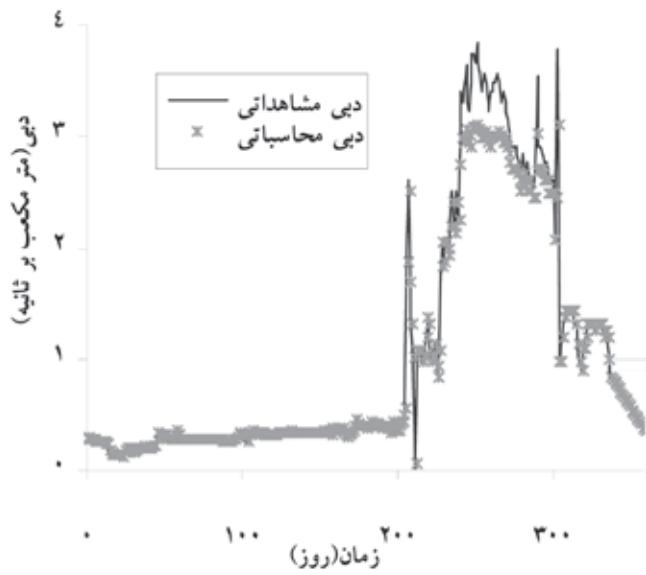
شكل ۴ نمودار مقادیر دبه محاسباتی در مقایسه با دبه مشاهداتی را برای سال مورد آزمون (سال ۸۰-۸۱) نشان می‌دهد. علاوه بر آن، معادله برآشش داده شده بر این داده‌ها و نیز پراکنش داده‌ها حول خط ۴ درجه در این شکل نشان داده شده است. شکل ۵ مقادیر دبه‌های محاسباتی (برای هر روز) را با مقادیر دبه مشاهداتی همان روز مقایسه می‌کند. به عبارت دیگر این شکل آبنمود روزانه دبه مشاهداتی سال ۸۰-۸۱ را با آبنمود روزانه دبه محاسباتی همان سال مقایسه می‌کند. طبیعی است که هر چه دقیق‌تر مدل بیشتر باشد، انتظاق 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 تا ۰/۸۸ برای تأخیر یک روز تا ۰/۸۸ تا ۰/۹۱ 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 شده است. با توجه به نتایج جداول ۳ و ۴ مشاهده می‌شود که بهترین نتایج برای هر دو روش FIS و ANFIS مربوط



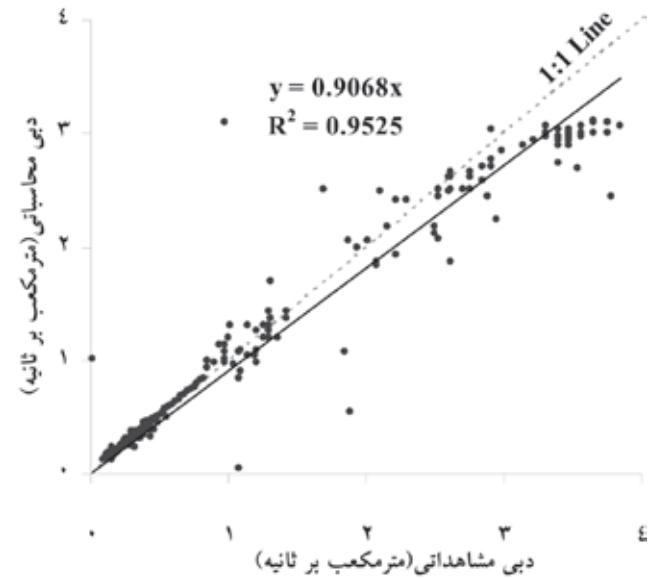
شکل ۵- آبنمود مقادیر دبی مشاهداتی و محاسباتی برای مدل  
مدل ANFIS (بخش آزمون سال ۸۱-۱۳۸۰)

می شود که روند شبیه سازی را بسیار طولانی می کند که پهلوانی [۱۱] در تحقیقات خود به این نکته اشاره کرده است.  
در یک جمع بندی کلی می توان بیان کرد که مدل ANFIS از نظر سرعت آموزش و دقت نتایج نسبت به مدل FIS مناسب تر است، اما اگر بتوان فرآیند آموزش مدل FIS و تعیین اجزای مختلف آن را با مدل های هوشمند (مانند الگوریتم ژنتیک) انجام داد، انتظار می رود که مدل FIS نتایجی رضایت بخش تر ارائه دهد، زیرا در بیشتر موارد آموزش این مدل به صورت سعی و خطأ (دستی) انجام می گیرد.  
در خاتمه پیشنهاد می شود که:

- ۱- پیش بینی جریان رودخانه با استفاده از متغیرهای هواشناسی هم در این منطقه یا مناطق دیگر انجام گردد و نتایج آن با پیش بینی جریان به وسیله عامل های آب شناختی مقایسه شده و بهترین روش های و مؤثر ترین عوامل در پیش بینی جریان تعیین شود.
- ۲- توصیه می شود که در مناطق سردسیر پیش بینی ها در مقیاس هفتگی، فصلی و حتی با در نظر گرفتن ذوب برف انجام گیرد.  
با توجه به عملکرد مطلوب سامانه استنتاج فازی پیشنهاد می شود که از این مدل برای مباحثی از جمله تصمیم گیری فازی و تحلیل فرآیندهای با مرز بندی کلاسیک استفاده شود.

#### منابع

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



شکل ۶- نمودار پراکنش مقادیر دبی مشاهداتی و محاسباتی  
مدل ANFIS (بخش آزمون سال ۸۱-۱۳۸۰)

#### بحث و نتیجه گیری

در این پژوهش، برای پیش بینی جریان روزانه رودخانه لیقوان از سامانه استنتاج فازی (FIS) و سامانه استنتاج فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS) استفاده شد. پس از تأیید تصادفی بودن داده ها بر اساس آزمون نقاط عطف، جهت طراحی ساختار مدل های ورودی به سامانه ها، کرولوگرام داده ها مورد بررسی قرار گرفت و بهترین تأخیرها بر اساس همبستگی داده ها با دبی روز جاری تعیین شد. در نهایت پیش بینی در قالب ۵ مدل با این دو روش انجام شد. با بررسی نتایج پیش بینی این دو مدل، می توان دریافت که خطا های 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 می شود که مدل ANFIS بخشی از دبی ها را به خوبی شبیه سازی نکرده است که این مطلب در شکل ۶ نیز قابل مشاهده است و پراکندگی دبی ها در بخشی از شکل این مطلب را تایید می کند. عمده ترین علت ضعف هر دو مدل در پیش بینی دبی برخی روزها از آنچا ناشی می شود که شرایط واقع شده در این روزها در دوره کالیبراسیون تکرار نشده اند و به همین دلیل، قوانین فازی تدوین شده، این رخدادها را پوشش نداده است. نتایج این بخش از پژوهش با نتایج فلاخ قاله هری و همکاران [۴] مطابقت دارد.

یکی از معایب سامانه استنتاج فازی، وقت گیر بودن آموزش آن می باشد. این در حالیست که مدل ANFIS به وقت کمتری برای آموزش احتیاج دارد و از این نظر روشی مناسب می باشد، بطوری که می توان چندینتابع عضویت را برای این مدل مورد آزمایش قرار داد. از محدودیت های مدل ANFIS، تعداد ورودی های آن است. در حالی که سامانه استنتاج فازی دچار این مشکل نیست. اما دلیل این محدودیت در ANFIS می تواند این باشد که با افزایش قوانین فازی، که آن نیز متناسب با تعداد متغیرهای ورودی مدل است، ساختار پیچیده ای از مدل تشکیل

- 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), 9<sup>th</sup> National congress of irrigation and reduce of evaporation, Shahid Bahonar University, Kerman. (In Persian)
- 16- Zadeh, L.A., 1965. Quantitative 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), 4<sup>th</sup> 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 Dezfooli, A. 2005. Principles of fuzzy set theory and its application in water engineering issues modeling, Amir Kabir Unit of Jahad-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.