« اولین همایش ملی مدیریت منابع آب اراضی ساحلی »
دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، گروه مهندسی آب
۱۷ الی ۱۸ آذر ۱۳۸۹

تعیین بهترین روش پیش‌بینی جریان رودخانه لیقوان (مطالعه موردی حوضه لیقوان‌چای، از زیرحوضه‌های دریاچه ارومیه)

مرتضی نبی زاده[۱]، ابوالفضل مساعدی[۲]، موسی حسام[۳]، امیراحمد دهقانی[۳]، مهدی ذاکری‌نیا[۳]، مهدی مفتاح‌هلقی[۳]

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی منابع آب دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

۲- دانشیار دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست دانشگاه فردوسی مشهد

۳- استادیار گروه مهندسی آب دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان
Email: Nabizade49@gmail.com

چکیده

یکی از مسائلی که توجه بیشتر محقیقن محیط زیست را به خود جلب کرده، مسئله افت سطح آب دریاچه ارومیه است که از لحاظ زیست محیطی این دریاچه را با خطر جدی مواجه ساخته است. یکی از راه‌های جلوگیری از این فاجعه، پیش‌بینی جریان ورودی به این دریاچه و اتخاذ تصمیمات مدیریتی صحیح با توجه به نتایج آن می‌باشد. در این تحقیق جهت پیش‌بینی جریان رودخانه لیقوان، از داده‌های دبی حوضه لیقوان‌چای (از زیرحوضه‌های دریاچه ارومیه) استفاده شده است. برای این منظور از دو روش سیستم استنتاج فازی (FIS) و سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی (ANFIS) استفاده شده است. سپس با مقایسه نتایج این دو مدل با استفاده از معیارهای مختلف آماری از جمله معیار ناش- ساتکلیف، مشاهده شد که روش ANFIS نتایج دقیق‌تری (C_{NS}=۰/۹۸۹) را نسبت به روش FIS (C_{NS}=۰/۹۴۲) ارائه داده است و این روش دبی‌های پیک را به خوبی شبیه‌سازی می‌کند.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی جریان، سیستم استنتاج فازی (FIS)، سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی (ANFIS)، حوضه لیقوان‌چای، مسائل زیست محیطی

مقدمه

یکی از مسائلی که توجه بیشتر محققین محیط زیست را به خود جلب کرده، مسئله افت سطح آب دریاچه ارومیه است که از لحاظ زیست محیطی این دریاچه را با خطر جدی مواجه ساخته است. یکی از راه‌های جلوگیری از این فاجعه، پیش‌بینی جریان ورودی به این دریاچه و اتخاذ تصمیمات مدیریتی صحیح با توجه به نتایج آن می‌باشد. یکی از مهمترین مسائل در مهندسی منابع آب، پیش- بینی میزان آورد رودخانه می‌باشد که از لحاظ مدیریتی حائز اهمیت است. پیش‌بینی در هیدرولوژی به معنی تخمین شرایط

هیدرولوژیکی و هواشناسی در یک بازه زمانی خاص می‌باشد. تفاوت پیش‌بینی با پیش‌گویی در این است که پیش‌گویی، پیش‌بینی شرایط آینده است بدون اینکه به شرایط خاصی مربوط باشد. به عنوان مثال تخمین ورودی به مخزن سد در سه ماه آینده را پیش-بینی و تخمین یک سیلاب ۱۰۰ ساله در رودخانه و احتمال وقوع آن در یک سال آبی را پیش‌گویی می‌نامند. هنگامی که افق زمانی پیش‌بینی افزایش داده می‌شود، عدم قطعیت‌ها در پیش‌بینی افزایش پیدا می‌کند تا جایی که مقادیر پیش‌بینی و پیش‌گویی به یکدیگر نزدیک می‌شوند (کارآموز و عراقی‌نژاد، ۱۳۸۴).

نورانی و صالحی (۱۳۸۷) در تحقیق خود، مدل بارش- رواناب حوضه لیقوان‌چای واقع در استان آذربایجان شرقی را با استفاده از سه روش شبکه عصبی، استنتاج فازی و شبکه‌ی عصبی- فازی تطبیقی ارائه نمودند و بهترین مدل برای این حوضه که توسط مدل-سازی با روش شبکه عصبی- فازی تطبیقی می باشد را ارائه نمودند. نتیجه اینکه شبکه عصبی با مدل‌سازی غیرخطی و همچنین منطق فازی با ارائه توابع عضویت، هرکدام به تنهایی تا حدودی قادر به بیان مدل یک حوضه هیدرولوژیکی نمی‌باشد، ولی در صورت تلفیق این دو روش می توان گفت که نتیجه مطلوب جهت مدل‌سازی می تواند حاصل شود.

معتمد وزیری و همکاران (۱۳۸۸) به بررسی امکان مدل‌سازی بار معلق رودخانه با استفاده از منطق فازی در حوضه آبریز زنجانرود پرداختند. ایشان ضمن برآورد رسوب معلق ایستگاه سرچم با دو روش معمول هیدرولوژیکی USBR و FAO، با بهره‌گیری از مدل طراحی شده در محیط ویژوال بیسیک[1] بر پایه اصول منطق فازی نیز میزان رسوب معلق ایستگاه یاد شده را برآورد کردند. نتایج بیانگر این واقعیت است که روش فازی، به علت شناخت دقیق‌تر الگوی انتقال رسوب به ویژه در شرایط سیلابی، نسبت به روش‌های یاد شده نتایج دقیق‌تری را ارائه نمود و به دلیل وارد نمودن عامل زمان در محاسبات، امکان بررسی تغییرات زمانی میزان رسوبات حمل شده توسط جریان با مدل فازی امکان‌پذیر می‌باشد.

دهقانی و نبی‌زاده (۱۳۸۹ الف) با استفاده از سیستم استنتاج فازی – عصبی تطبیقی به پیش‌بینی جریان رودخانه لیقوان پرداخته پرداختند. ایشان از داده‌های دبی این رودخانه به صورت روزانه با طول دوره ۶ سال (از سال آبی ۷۶ تا ۸۱) استفاده کردند. نتایج این تحقیق نشان دهنده دقت بالای سیستم استنتاج فازی – عصبی تطبیقی در پیش‌بینی جریان رودخانه لیقوان بود. در انتها با انتخاب مدل بهینه، تاثیر کدگذاری روی داده‌های ورودی بر نتایج شبیه‌سازی دبی مورد بررسی قرار گرفت و مشخص شد که کدگذاری، تأثیر محسوسی روی نتایج ندارد.

نبی‌زاده و همکاران (۱۳۸۹ ب) با استفاده از سیستم استنتاج فازی و مدل فازی- عصبی به پیش‌بینی دبی روزانه رودخانه لیقوان-چای پرداختند. ایشان ابتدا با بررسی کرولوگرام داده‌ها و مقادیر خودهمبستگی دبی در تاخیرهای مختلف مدل‌های ورودی را طراحی و سپس با سیستم استنتاج فازی و مدل فازی- عصبی به پیش‌بینی دبی روزانه پرداختند. نتایج نشان داد که پیش‌بینی مدل فازی- عصبی به داده‌های مشاهداتی نزدیک‌تر می باشد.

باکانلی[2] و همکاران (۲۰۰۸) از مدل ANFIS برای پیش‌بینی خشکسالی در کشور ترکیه استفاده نمودند. مقایسات بعمل آمده نشانگر برتری مدل‌هایی بود که در آن‌ها از ترکیب مقادیر پیشین بارندگی و شاخص SPI استفاده شده بود. همچنین از میان مقیاس‌های زمانی مختلف SPI، مقیاس ۱۲ ماهه در تمام ایستگاه‌های مورد بررسی نتایج مناسب‌تری را نشان داد. به منظور ارزیابی

[1] Visual Basic 6.0

[2] Bacanli

بهتر نتایج مدل‌های ANFIS، همان داده‌ها با روش‌های شبکه عصبی FFNN[1] و مدل رگرسیون خطی چندگانه[2] نیز مورد آزمون قرار گرفتند که نتایج بدست آمده در تمام ایستگاه‌ها حاکی از ارجحیت مدل ANFIS نسبت به دو مدل دیگر بود.

ذونعمت کرمانی و تشنه‌لب (۲۰۰۸)، از مدل ANFIS به منظور پیش‌بینی سری‌های زمانی هیدرولوژیکی استفاده نمودند. برای این منظور رفتار روزانه جریان سه رودخانه واقع در ایالات متحده امریکا مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که اگرچه نمی‌توان از یک ساختار ثابت و یکتا به عنوان بهترین ساختار برای شبکه‌ی 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. علاوه بر آن نتایج بدست آمده از مدل ANFIS، با یک مدل خود همبستگی نیز مورد مقایسه قرار گرفت که نشانگر برتری مدل ANFIS در پیش‌بینی بود.

شو[3] و اوردا[4] (۲۰۰۸) برای آنالیز منطقه‌ای سیلاب در حوضه‌های آبخیز بدون ایستگاه از مدل عصبی- فازی استفاده کردند. این تکنیک در ۱۵۱ حوضه آبخیز در استان کبک کانادا اجرا شد و نتایج حاصل از آن با مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون غیرخطی مقایسه شد. نتایج حاصل از این آنالیز نشان داد که مدل عصبی- فازی قابلیت بهتری در برآورد سیل در حوضه‌های فاقد ایستگاه هیدرومتری نسبت به دو مدل دیگر دارد.

مواد و روش‌ها

سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی (ANFIS)

ANFIS قابلیت خوبی در آموزش، ساخت و طبقه‌بندی دارد و همچنین دارای این مزیت است که اجازه استخراج قوانین فازی را از اطلاعات عددی یا دانش متخصص می‌دهد و به طور تطبیقی یک قاعده- بنیاد می‌سازد. علاوه بر این، می‌تواند تبدیل پیچیده هوش بشری به سیستم‌های فازی را تنظیم کند. مشکل اصلی مدل پیش‌بینی ANFIS، احتیاج نسبتاً زیاد به زمان برای آموزش ساختار و تعیین پارامترها می‌باشد. به منظور ساده‌سازی، فرض می‌شود که سیستم استنتاجی مورد نظر دو ورودی x و y و یک خروجی z دارد. برای یک مدل فازی تاکاگی- سوگنو درجه اول، میتوان یک مجموعه قانون نمونه را با دو قانون اگر- آنگاه فازی به صورت زیر بیان کرد:

قانون اول: اگر x برابر A_1 و y برابر B_1 باشد آنگاه $z_1 = p_1 x + q_1 y + r_1$

قانون دوم: : اگر x برابر A_2 و y برابر B_2 باشد آنگاه $z_2 = p_2 x + q_2 y + r_2$

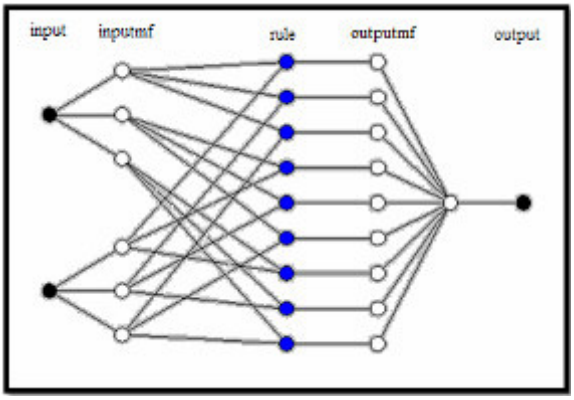
[1] Feed Forward Neural Network

[2] Multiple Linear Regression

[3] Shu

[4] Ouarda

که p_i ، q_i و r_i ($i=1,2$) پارامترهای خطی تالی مدل فازی تاکاگی- سوگنو درجه اول هستند (طارقیان و همکاران، ۱۳۸۵). ساختار ANFIS شامل پنج لایه می‌باشد (شکل ۱).



شکل (۱): یک نمونه از ساختار مدل ANFIS

سیستم استنتاج فازی(FIS)

اساسی‌ترین مفهوم تئوری فازی مفهوم مجموعه‌های فازی بوده و در واقع منطق فازی با مفهوم مجموعه‌های فازی شروع می‌شود. برای این که معنای مجموعه‌های فازی را متوجه شویم، ابتدا باید ببینیم که منظور ما از مجموعه‌های کلاسیک چیست. مجموعه‌های کلاسیک و فازی زیرمجموعه‌هایی از یک مجموعه مرجع[1] می‌باشند. فرض کنید X مجموعه مرجع و A یک زیرمجموعه کلاسیک از X باشد. مجموعه کلاسیک A دارای مرز دقیق، صریح و معین می‌باشد. بنابراین هر المان از مجموعه مرجع X یا به مجموعه A تعلق دارد یا ندارد. بعبارت دیگر عضویت یک المان به مجموعه A می‌تواند به‌صورت 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[2] می‌باشد. طبق این روش، اگر درجه عضویت[3] المان x به مجموعه A را با تابع عضویت[4] $\mu_A(x)$ نمایش دهیم خواهیم داشت:

$$\mu_A(x)=\begin{cases}1 & x\in A\\ 0 & x\notin A\end{cases} \qquad (۱)$$

بر اساس رابطه (۱) می‌توان نتیجه گرفت که درجه عضویت المان‌های a و b به مجموعه کلاسیک A به ترتیب برابر یک و صفر می‌باشد (حسین‌پور، ۱۳۸۸).

---

[1] Universal Set

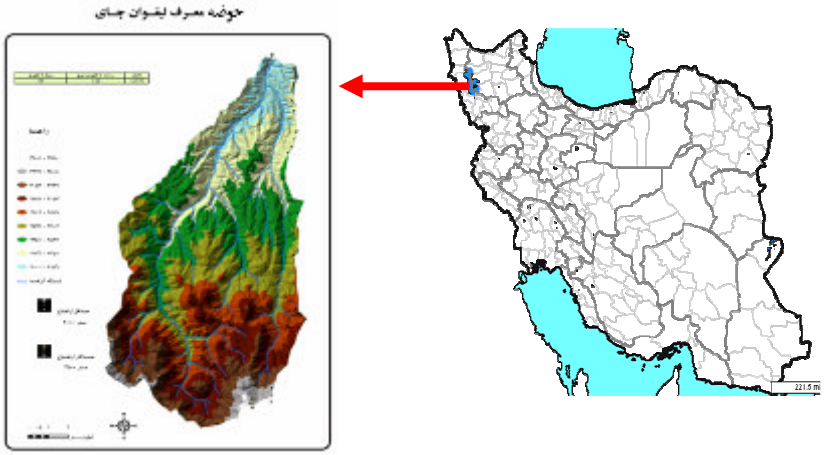
[2] Membership Method

[3] Membership Degree

[4] Membership Function

منطقه مورد مطالعه

حوضهٔ آبریز لیقوان یکی از زیرحوضه‌های دریاچهٔ ارومیه بوده و با وسعتی معادل ۷۶ کیلومتر مربع در دامنهٔ 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. به طور کلی حوضه آبریز لیقوان به علت وجود پوشش‌های برفی دائمی در ارتفاعاتِ مختلف آن دارای رژیم برفی است. ذوب برف در جریان دائمی آن مؤثر و قابل ملاحظه است. ریزش باران‌ها 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 ۰/۸۲ متر مکعب بر ثانیه برآورد شده است. در این تحقیق از داده‌های دما، دبی و بارندگی روزانه این حوضه از سال آبی ۶۷-۱۳۶۶ تا سال آبی ۸۶-۱۳۸۵ (یعنی به مدت ۲۰ سال) استفاده شده است (شکل ۲).



شکل (۲): موقعیت حوضه لیقوان

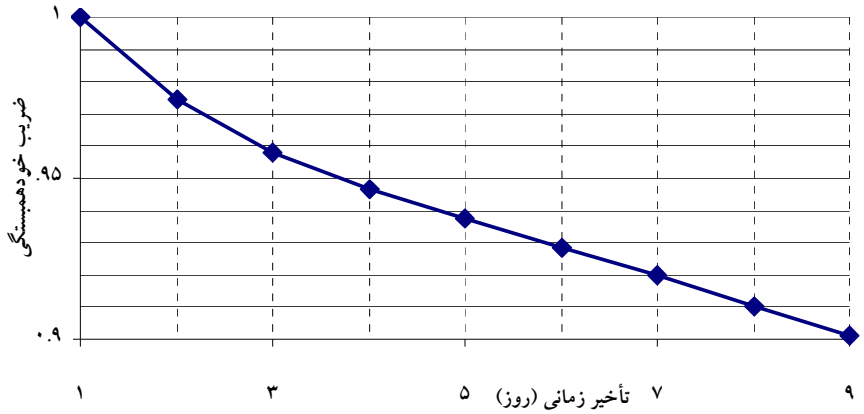
نتایج و بحث

تعیین مدل‌های ورودی و تأخیرهای زمانی مناسب

برای پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه لیقوان، داده‌های دبی این رودخانه از سال آبی ۱۳۶۷- ۱۳۶۶ تا سال آبی ۱۳۸۶- ۱۳۸۵ یعنی جمعاً ۲۰ سال به عنوان ورودی انتخاب گردید. از این ۲۰ سال، ۱۵ سال (از سال آبی ۱۳۶۷- ۱۳۶۶ تا سال آبی ۱۳۸۱- ۱۳۸۰) به عنوان آموزش[1] و ۵ سال (از سال آبی ۱۳۸۲- ۱۳۸۱ تا سال آبی ۱۳۸۶- ۱۳۸۵) به عنوان آزمون[2] انتخاب شد. ابتدا جهت بررسی اولیه داده‌ها و تعیین بهترین تأخیرها، خود همبستگی بین داده‌ها مورد بررسی قرارگرفت. با توجه به کرولوگرام داده‌ها (شکل ۳) ضریب خودهمبستگی داده‌ها برای ۱ تا ۵ تأخیر، دارای شرایط خوبی می‌باشد. بنا بر این، با توجه به این نمودار جهت پیش‌بینی روزانه جریان، از دبی۱ تا ۵ روز قبل استفاده گردید.

[1] Train

[2] Test



شکل (۳): ضریب خودهمبستگی دبی در تأخیرهای مختلف

ساختار ریاضی مدل‌های طراحی شده برای پیش‌بینی دبی روزانه در جدول (۱) ارائه شده است.

جدول (۱): ساختار ریاضی مدل های طراحی شده

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

پیش‌بینی جریان با سیستم 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[1]، متوسط[2] و زیاد[3] در نظر می‌گیریم به طوری‌که توزیع داده‌ها در هر بازه تقریباً یکسان می‌باشد.

تعیین قوانین مدل‌ها: پس از این بازه‌بندی داده‌ها، با استفاده از برنامه‌نویسی در نرم‌افزار اکسل[4] ۲۰۰۳ قوانین موجود در بین داده‌ها محاسبه و استخراج شده و فراوانی هر یک از این قوانین محاسبه شد.

[1] Low

[2] Medium

[3] High

[4] Excel

واسنجی (آموزش) سیستم استنتاج فازی: در مرحله واسنجی باید به روش سعی و خطا به حالت بهینه توابع عضویت و سایر عملگرهای سیستم فازی رسید. برای این منظور پس از تعیین تابع عضویت مناسب، هریک 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 مثلثی، ذوزنقه‌ای، زنگوله-ای، گوسی و گوسی۲ مورد استفاده قرار گرفتند. همچنین تعداد قوانین ورودی به مدل نیز بر اساس روش سعی و خطا تعیین شدند.
صحت‌سنجی (آزمون) سیستم استنتاج فازی: نهایتاً براساس سیستمی که با ۱۵ سال داده، آموزش دیده بود، میزان خروجی مدل برای ۵ سال آماری دوره آزمون (از سال آبی ۱۳۸۲- ۱۳۸۱ تا سال آبی ۱۳۸۶- ۱۳۸۵) قابل محاسبه شد.
فازی‌زدایی خروجی مدل: در این مرحله که مرحله نهایی و گام آخر هر سیستم استنتاج فازی می‌باشد، جواب نهایی سیستم 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 سیستم به صورت سعی و خطا بدست می‌آید.

پیش‌بینی جریان با سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی

برای این منظور ابتدا داده‌ها در دو بخش ۱۵ ساله و ۵ ساله به عنوان داده‌های آموزش و آزمون از هم مجزا شده و وارد مدل فازی-عصبی شدند. برای هر مدل، ۵ تابع عضویت مثلثی، ذوزنقه‌ای، زنگوله‌ای، گوسی و گوسی ۲ مورد آزمون قرار گرفت. تعداد تکرارهای[1] بهینه نیز به روش سعی و خطا بدست آمد.
به منظور ارزیابی دقت مدل‌های پیش‌بینی از معیارهای ناش- ساتکلیف (رابطه ۲) و ریشه میانگین مربعات خطا (رابطه ۳) استفاده شد. لازم به ذکر است که این شاخص‌ها برای تمام مدل‌ها محاسبه و مورد ارزیابی قرار گرفت و سپس بهترین مدل با توجه به شاخص معیار ناش- ساتکلیف انتخاب شد. در این تحقیق جهت انتخاب بهترین مدل ورودی، به معیار ناش- ساتکلیف وزن بیشتری اختصاص داده شد، زیرا این معیار از دقت قابل قبولی در ارزیابی کارایی مدل‌ها، نسبت به سایر شاخص های آماری برخوردار است (پهلوانی، ۱۳۸۸).

$$C_{NS} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(Q_i^o - Q_i^s)^2}{\sum_{i=1}^{n}(Q_i^o - \overline{Q_i^o})^2} \qquad (۲)$$

$$RMSE = \sqrt{(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Q_i^o - Q_i^s)^2)} \qquad (۳)$$

در روابط فوق، n تعداد داده‌ها، Q_i^o دبی مشاهداتی، Q_i^s دبی شبیه‌سازی شده، C_{NS} معیار ناش- ساتکلیف و RMSE ریشه میانگین مربعات خطا می‌باشند.

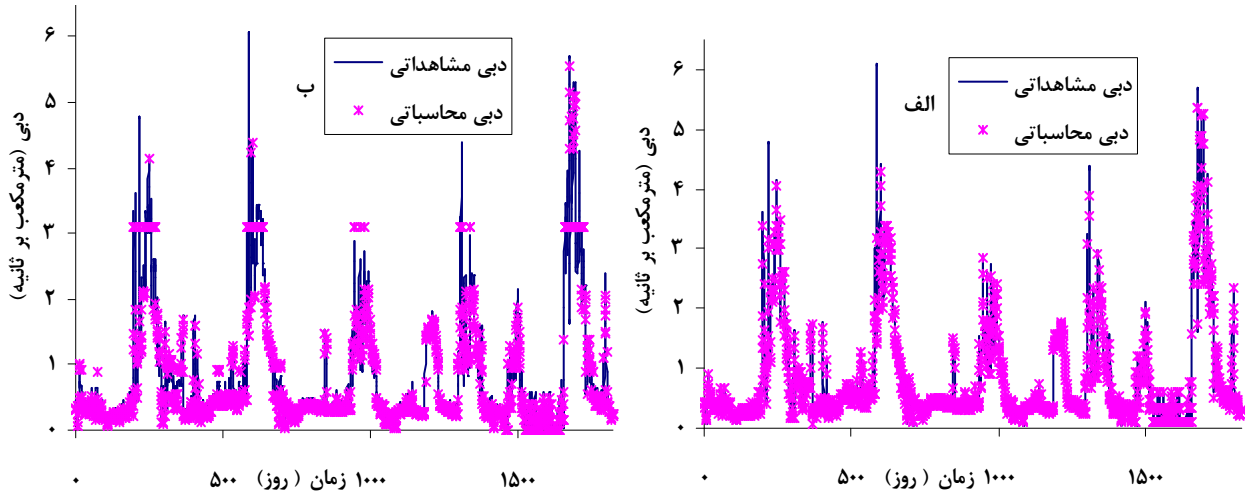
[1] Epochs

پس از بررسی مدل‌های مختلف با توابع عضویت مختلف، بهترین نتایج هر مدل در جدول (۲) ارائه شد.

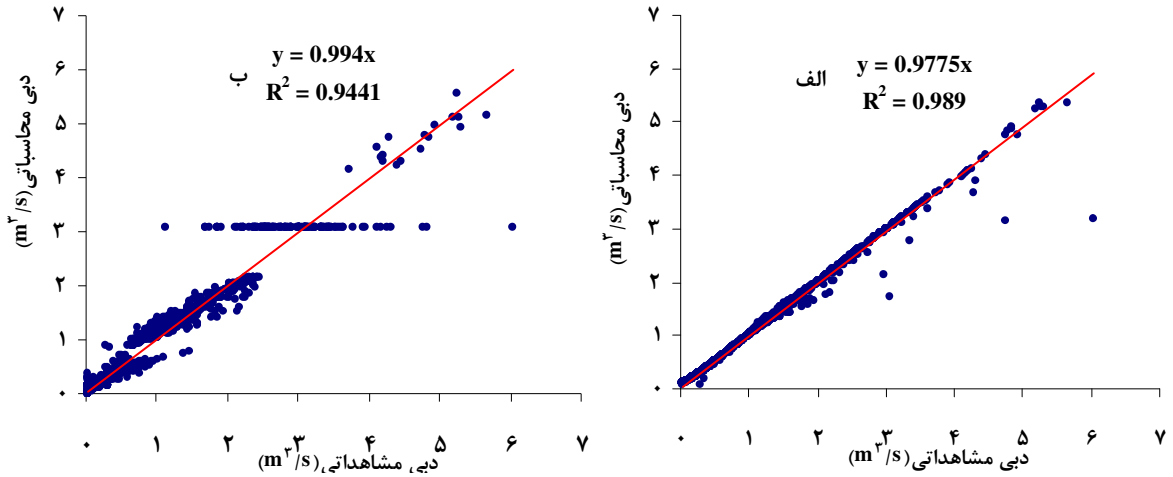
جدول (۲): مقادیر معیارهای ارزیابی برای مدل‌های FIS و ANFIS

مدل	روش	تابع عضویت	تعداد تکرار	C_{NS}		RMSE	
				آموزش	آزمون	آموزش	آزمون
M1	FIS	مثلثی	–	0/967	0/942	0/166	0/219
	ANFIS	گوسی۲	۲۶۲	0/995	0/989	0/066	0/096
M2	FIS	مثلثی	–	0/923	0/841	0/253	0/362
	ANFIS	ذوزنقه‌ای	۲۵۶	0/952	0/893	0/200	0/297
M3	FIS	مثلثی	–	0/866	0/740	0/334	0/463
	ANFIS	ذوزنقه‌ای	۲۸۰	0/926	0/816	0/249	0/389
M4	FIS	مثلثی	–	0/873	0/720	0/326	0/481
	ANFIS	گوسی۲	۶۰۲	0/906	0/763	0/279	0/442

با توجه به نتایج جدول (۲) مشاهده می‌شود که بهترین نتایج برای هر دو روش FIS و ANFIS مربوط به مدل ۱ می‌باشد. نتایج پیش‌بینی این مدل با روش‌های FIS و ANFIS در اشکال ۴ و ۵ ارائه شده است.



شکل (۴): مقادیر دبی مشاهداتی و محاسباتی الف) ANFIS ب) FIS



شکل (۵): نمودار پراکنش دبی مشاهداتی و محاسباتی الف) ANFIS ب) FIS

نتیجه‌گیری و پیشنهادات

در این پژوهش، برای پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه لیقوان و بررسی عوامل مؤثر بر آن، از مدل‌های مبتنی بر منطق فازی (سیستم استنتاج فازی (FIS) و سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی (ANFIS)) استفاده شد. با مقایسه نتایج مدل فازی و فازی- عصبی، مشاهده می‌شود که پراکندگی داده‌ها در نمودار پراکنش (شکل ۵)، برای مدل فازی- عصبی بسیار کم است. این در حالیست که نتایج مدل فازی دارای پراکندگی زیادی است. همچنین با توجه به شکل (۴)، مدل ANFIS مقادیر پیک دبی را بهتر و دقیق‌تر برآورد کرده است که این نتایج حاکی از دقت بیشتر مدل فازی- عصبی می‌باشد. یکی از معایب سیستم استنتاج فازی، وقت‌گیر بودن آموزش آن می‌باشد. این در حالیست که مدل فازی- عصبی 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. نتایج تحقیقات پهلوانی (۱۳۸۸) نیز این موضوع را تأیید می‌کند. عمده‌ترین علت ضعف هر دو مدل در پیش‌بینی دبی برخی سال‌ها از آنجا ناشی می‌شود که این سال‌ها در دوره کالیبراسیون تکرار نشده‌اند و به همین دلیل، قوانین فازی تدوین شده به این رخدادها پوشش نداده است. نتایج این بخش از تحقیق با نتایج فلاح قالهری و همکاران (۱۳۸۸) مطابقت دارد. همچنین نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد که هر چه پراکندگی داده‌های ورودی مدل بیشتر باشد، مدل عصبی- فازی دارای توانایی بیشتری در شبیه‌سازی این نوع از داده‌ها می‌باشد، که نورانی و صالحی (۱۳۸۷) در تحقیقات خود به این نکته اشاره کرده‌اند. یکی از محدودیت‌های مدل فازی- عصبی، تعداد ورودی‌های آن است، بطوریکه اگر تعداد آن از ۵ پارامتر بیشتر باشد، سرعت آموزش به شدت کاهش می‌یابد. در حالیکه سیستم استنتاج فازی دچار این مشکل نیست. اما دلیل این محدودیت در شبکه‌های عصبی- فازی 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 (۱۳۸۸) در تحقیقات خود به این نکته اشاره کرده است.

با جمع‌بندی نتایج حاصل از این دو روش، می‌توان دریافت که در این شرایط دقت سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی از سیستم استنتاج فازی بیشتر می‌باشد. اما در صورتی‌که تعداد ورودی‌ها، بیش از ۵ پارامتر بوده و یا بتوان با روشی بهینه کننده، پارامترهای مدل فازی را به صورت هوشمند بهینه کرد، سیستم استنتاج فازی برای پیش‌بینی پیشنهاد می‌شود. همچنین پیشنهاد می‌شود که برای بهینه‌سازی پارامترهای سیستم استنتاج فازی، از روش‌های بهینه‌ساز (مانند الگوریتم ژنتیک) استفاده شود تا مدل به بهینه‌ترین وضعیت خود برسد، و یا برنامه‌ای با این عملکرد نوشته شود که این سیستم را بهینه کند.

منابع

۱. پهلوانی، ح. ۱۳۸۸. ارزیابی کارایی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی در تخمین هوشمند هیدروگراف سیل ورودی به سد مخزنی شیرین‌دره در مقایسه با مدل‌های تطبیقی عصبی- فازی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد آبخیزداری، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان.

۲. حسین‌پور، ح. ۱۳۸۸. استفاده از مدل فازی- عصبی و شاخص‌های اقلیمی جهت پیش‌بینی خشکسالی: مطالعه موردی زاهدان، پایان‌نامه کارشناسی ارشد مهندسی عمران، دانشگاه سیستان و بلوچستان، ۱۳۷ص.

۳. طارقیان، ر. و کاشفی‌پور، م. ۱۳۸۵. پیش‌بینی سطح آب در مخزن با استفاده از سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی(ANFIS)، هفتمین سمینار بین‌المللی مهندسی رودخانه.

۴. فلاح قالهری، ع.، موسوی بایگی، م. و حبیبی نوخندان، م. ۱۳۸۸. مقایسه نتایج بدست آمده از کاربرد سیستم استنباط فازی ممدانی و شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی بارش فصلی، مطالعه موردی: منطقه خراسان، مجله تحقیقات منابع آب ایران، سال پنجم، شماره ۲، ص ۴۰- ۵۲.

۵. کارآموز، م. و عراقی‌نژاد، ش. ۱۳۸۴. هیدرولوژی پیشرفته، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، صفحات ۳۱۳- ۳۱۴.

۶. معتمد وزیری، ب.، احمدی، ح.، مهدوی ، م.، شریفی ، ف. و جواهری ، ن. ۱۳۸۸. بررسی امکان مدل‌سازی بار معلق رودخانه با استفاده از منطق فازی (مطالعه موردی: حوضه آبخیز زنجانرود)، نشریه مرتع و آبخیزداری، مجله منابع طبیعی ایران، دوره ۶۲، شماره ۲، ص ۲۸۳- ۲۹۸.

۷. نبی‌زاده، م.، مساعدی ا.، حسام، م.، دهقانی، ا.، مفتاح، م. و ذاکری نیا، م. ۱۳۸۹ الف. پیش‌بینی جریان رودخانه با استفاده از سیستم استنتاج فازی و سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی، ششمین همایش ملّی علوم و مهندسی آبخیزداری و چهارمین همایش ملّی فرسایش و رسوب، دانشکده منابع طبیعی و علوم دریایی دانشگاه تربیت مدرّس.

۸. دهقانی، ا.، نبی‌زاده، م. ۱۳۸۹ ب. پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه با استفاده از سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی، نهمین کنفرانس هیدرولیک ایران، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تربیت مدرّس.

۹. نورانی، و. و صالحی، ک. ۱۳۸۷. مدل‌سازی بارش- رواناب با استفاده از روش شبکه عصبی- فازی تطبیقی و مقایسه آن با روش شبکه عصبی و استنتاج فازی، چهارمین کنگره ملی مهندسی عمران، دانشگاه تهران.

10. Bacanli, U., Firat, M., Dikbas, F. 2008. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) for drought forecasting, Stoch Environ Res Risk Assess, doi: 10.1007/s00477-008-0288-5.
11. Shu, C., Ouarda, T.B.M.J. 2008. Regional flood frequency analysis at ungauged sites using the adaptive neuro-fuzzy inference system . Journal of Hydrology, 349, Pp: 31-43.
12. 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.