

مقایسه روش‌های CCA و MICCA در انتخاب بهینه ورودی‌های بارش به منظور مدل‌سازی بارش - رواناب در حوضه آبریز (مطالعه موردی: حوضه آبریز قره‌سو کرمانشاه)

میلاذ مرادی^{1*}، سمیه عزیزی²، صابره دربندی³

تاریخ دریافت: 1396/3/23 تاریخ پذیرش: 1396/5/25

چکیده

در این مطالعه، دو روش انتخاب ورودی مختلف تحلیل همبستگی متقابل (CCA) و ترکیب اطلاعات دوجانبه و تحلیل همبستگی متقابل (MICCA)، به منظور توسعه سیستم استنتاج فازی مبتنی بر شبکه (ANFIS) در حوضه آبریز قره‌سو واقع در استان کرمانشاه مورد استفاده قرار گرفت. شانزده رخداد بارش - رواناب روزانه در دوره آماری 10 ساله (1383-1394) انتخاب شدند که 12 رخداد برای واسنجی (آموزش) و چهار رخداد نیز برای صحت‌سنجی (آزمون) مدل‌ها به کار گرفته شد. سپس نتایج مدل‌های ANFIS با مدل مفهومی HEC-HMS مورد مقایسه قرار گرفت. بررسی شاخص‌های آماری نشان داد که مدل ANFIS توسعه داده شده بر اساس ورودی‌های MICCA (ANFIS-MICCA) عملکرد بهتری (CE=0/99) و ANFIS-CCA نسبت به مدل توسعه داده شده بر اساس ورودی‌های CCA (ANFIS-CCA) (RPE=10%/09 و CE=0/88) داشت. ANFIS-MICCA و ANFIS-CCA قادر به مقایسه با مدل HEC-HMS است که داده بارش تمام هشت ایستگاه باران‌سنجی در آن استفاده شده باشد؛ با این حال، ANFIS-MICCA مدل مناسب‌تری در برآورد جریان اوج بود. همچنین، نتایج نشان داد که عملکرد مدل HEC-HMS با کاهش تعداد ایستگاه‌های باران‌سنجی به دو و سه ایستگاه به ترتیب 59/8 درصد و 54/6 درصد کاهش می‌یابد. به طور کلی، در مواردی که تمام ایستگاه‌های بارندگی دایر نباشند، ANFIS به یک جایگزین قابل اعتماد برای HEC-HMS مبدل می‌شود.

واژه‌های کلیدی: حوضه قره‌سو، سیستم استنتاج فازی (ANFIS)، مدل‌سازی بارش - رواناب، HEC-HMS

مقدمه

بارش - رواناب به روشی محبوب در دهه گذشته تبدیل شده است. مدل‌هایی مانند شبکه عصبی مصنوعی (ANN) معمولاً به عنوان یک مدل جعبه سیاه شناخته می‌شوند که نگاهت مستقیم بین بارش رواناب را بدون نیاز به در نظر گرفتن فرآیندهای فیزیکی اعمال می‌کند. در دهه 1990 و اوایل دهه 2000، چند مدل تئوری شناخته شده همانند مدل‌های رگرسیونی، شبکه عصبی مصنوعی و سامانه‌های عصبی-فازی (NFS) در مدل‌سازی بارش - رواناب اتخاذ گردید. با این حال، بسیاری از مدل‌ها دارای طبیعت جعبه سیاه هستند، از این رو مدل‌سازی رویکردها به طور کامل از مدل‌های جعبه سیاه به سامانه‌های فازی مبتنی بر مفهوم در سال‌های اخیر تبدیل شده است (Ang and Quek., 2005; Aqil et al., 2007). NFS یک سامانه فازی است که از یک ترکیب تئوری فازی و شبکه‌های عصبی استخراج شده است که می‌تواند همبستگی غیرخطی بین ورودی و خروجی را از طریق منطق فازی با استفاده از توانایی‌هایی یادگیری سطح پایین شبکه‌های عصبی برقرار کند (Cho et al., 2009). بر خلاف مدل‌های بارش - رواناب فیزیک محور، در جایی که ورودی‌های مدل بر اساس پارامترهای فیزیکی حوضه تعریف

هدف نهایی از مدل‌سازی بارش - رواناب، یافتن راه‌حلی مناسب به منظور برآورد رواناب ناشی از بارش در یک حوضه آبریز و بررسی ارتباط تغییرات آن با مولفه‌های موثر در تولید رواناب است؛ در حالی که بارش - رواناب فرآیندی پیچیده و غیرخطی است و تغییرات مکانی و زمانی گسترده‌ای دارد و مدل‌سازی آن دشوار است. به همین دلیل مدل‌های پیش‌بینی‌کننده مختلفی با دیدگاه‌های متفاوت برای توسعه و بهبود مدل‌سازی این فرآیند ارائه شده است (نیک‌پور و همکاران، 1396).

استفاده از روش‌های داده محور به منظور مدل‌سازی فرآیند

- 1 - دانش‌آموخته کارشناسی ارشد مهندسی منابع آب، گروه مهندسی آب، دانشگاه شهید باهنر، کرمان
 - 2 - دانشجوی کارشناسی ارشد سازه‌های آبی، گروه مهندسی آب، دانشگاه تبریز، تبریز
 - 3 - استادیار گروه مهندسی آب، دانشگاه تبریز، تبریز
- * نویسنده مسئول: (Email: milad_uok@yahoo.com)

ساعتی برای دبی و زمان اوج برخوردار است (Young and Liu., 2015). بهمنش و آیاشم دو مدل عددی شامل ANN و ANFIS را برای مدل سازی فرآیند بارش - رواناب به کار بردند. آن‌ها همچنین با استفاده از معادلات رگرسیونی بهترین معادله را برای آنالیز رگرسیونی انتخاب کردند. نتایج به دست آمده حاکی از برتری مدل برگرفته از مدل سازی ANFIS نسبت به مدل برگرفته از مدل سازی رگرسیونی است (Behmanesh and Ayashm., 2015). یانگ و همکاران فرآیند بارش - رواناب را با ترکیب مدل HEC-HMS با مدل های ANFIS و GANN در جنوب تایوان انجام دادند. یافته های این پژوهش گران نشان دهنده بهبود قابل ملاحظه دقت پیش بینی دبی رواناب است (Yong et al., 2015). حسینی و مهاجر با ادغام مدل های ANN و مدل رگرسیون بردار پشتیبان توانستند یک مدل بارش - رواناب را ایجاد کنند. بررسی نتایج نشان داد که دقت مدل SVR-GANN بهتر از دیگر مدل ها می باشد که می توان از آن به عنوان ابزاری قابل اعتماد برای مدل سازی بارش - رواناب بهره جست (Hosseini and Mohajeri, 2016). مطهری و مازندرانی زاده مدل PSO-ANN را برای پاسخ به مدل سازی بارش - رواناب حوضه آبریز کرج توسعه دادند. نتایج این مطالعه نشان می دهد که یک پیش بینی قابل قبول را می توان با استفاده از مدل PSO-ANN و داده های رواناب پیشین دو روز قبل به دست آورد (Motahari and Mazandaranizadeh., 2017). در پژوهشی دیگر، پهلوانی و همکاران کاربرد ANFIS را در مدل سازی هیدروگراف سیلاب مخزن سد شیرین دره واقع در خراسان شمالی بررسی کردند. نتایج حاصل شده و ارزیابی آماره ها به منظور تعیین بهترین ساختار مدل نشان می دهد که عملکرد مدل نرو - فازی در پروژه های مدیریت سیلاب می تواند رضایت بخش باشد (Pahlevani et al., 2017).

با وجود استفاده موفق از تمام روش های یاد شده در انتخاب ورودی، به کارگیری آن ها برای مدل سازی بارش - رواناب رخداد محور مورد ارزیابی قرار نگرفته است. در مدل سازی بارش - رواناب رخداد محور با استفاده از مدل های داده محور، انتخاب ورودی یک چالش برانگیز خواهد بود زیرا خصوصیات رخدادها مهم و تاثیر گذار هستند.

با بررسی مطالعات بالا، در می یابیم که چندین رویکرد انتخاب ورودی برای مدل های داده - محور هم چون ANFIS وجود دارد. با این حال، فقدان یک مطالعه شامل حوضه هایی با ایستگاه های متعدد (چندگانه) به منظور بررسی پتانسیل بالای بارش تاریخی به عنوان ورودی، محسوس است. این امر باعث می شود تا وظیفه انتخاب بهینه ورودی های بارش، به خصوص در زمان مقابله با مدل سازی رخداد محور بسیار چالش برانگیز است. این کار می تواند بسیار با اهمیت باشد، زیرا هنگامی که ورودی های بسیاری درگیر می شوند، عملکرد ANFIS به دلیل پیچیدگی های غیر ضروری تحت تاثیر قرار گیرد

می شوند، انتخاب مناسب نوع و تعداد ورودی های مورد استفاده در مدل های داده محور چالش برانگیزتر هستند، زیرا پیش تر شناخته نشده اند. نوع ورودی عمدتاً وابسته به مساله و داده های موجود دارد (Govindaraju., 2000). درک فیزیک مساله می تواند منجر به انتخاب بهتر متغیر ورودی برای رابطه بارش - رواناب باشد؛ با این حال، ورودی های مناسب مورد استفاده، نیازمند آن هستند که به منظور دستیابی به نتایج منطقی به طور صریح تعیین شوند.

اسکندری نیا و همکاران (1390) از شبکه پرسپترون چند لایه به منظور پیش بینی جریان روزانه رودخانه بختیاری و بررسی نقش بارش پیشین در فرآیند بارش - رواناب پرداختند. نتایج آنالیز حساسیت مدل نسبت به پارامترهای ورودی نشان می دهد که دبی یک روز قبل و میزان بارش هفت روز قبل پارامترهای اصلی در پیش بینی جریان روزانه حوضه مورد مطالعه بوده است. تالی خشک و همکاران (1393)، با استفاده از مقادیر بارش و دبی روزانه به عنوان ورودی مدل نروفازی، بهترین ساختار و ترکیب ورودی ها جهت پیش بینی جریان رودخانه های موجود در حوضه طالقان را تعیین کردند. نتایج نشان می دهد که مدل نرو - فازی با دقت بالایی ($RMSE=0/02$) و همکاران ($R^2=0/98$) قادر به پیش بینی جریان روزانه خواهد بود. چوا و همکاران یک مدل ANN را به منظور شبیه سازی فرآیند بارش - رواناب رخداد محور توسعه دادند و با مدل موج سینماتیکی مقایسه کردند. نتیجه پژوهش این محققان نشان داد که مدل ANN متشکل از بارش و دبی به عنوان ورودی، عملکرد مناسب تری را نسبت به مدل موج سینماتیکی از خود نشان داد (Chua et al., 2008). برآورد جریان سیلاب حوضه رودخانه آجای واقع در کشور هندوستان با استفاده از مدل های ANFIS، ANN و ترکیب مدل های ANFIS و GA (ANGIS) توسط موکرچی و همکاران صورت پذیرفت. آن ها نشان دادند که مدل ANGIS با در نظر گرفتن ورودی های بارش دو روز قبل و دبی یک روز قبل عملکرد بهتری به نسبت سایر مدل ها دارا می باشد (Mukerji et al., 2009). طالعی و چوا قابلیت مدل های ANFIS و SWMM برای مدل سازی بارش - رواناب در یک حوضه آبریز در سنگاپور را با یکدیگر مقایسه کردند. یافته های این محققان نشان می دهد که شکل هیدروگراف یک معیار مهم در انتخاب رخدادهای مرحله آموزش مدل ANFIS است (Talei and Chua., 2010). طالعی و همکاران تاثیر زمان تاخیر بر مدل سازی بارش - رواناب رخداد محور را با ANFIS بررسی کردند. آن ها نتیجه گرفتند که بارش پیشین غیرمتوالی نتایج بهتری را در مقایسه با ورودی های بارش متوالی تولید می کند (Talei et al., 2012). یانگ و لیو با استفاده از رویکردی جدید و با ترکیب مدل فیزیکی HEC-HMS و مدل ANN موفق به مدل سازی فرآیندهای بارش - رواناب شدند. ارزیابی عملکرد شاخص های آماری بیان می دارد که مدل ترکیبی HEC-HMS-ANN از توانایی بالایی برای پیش بینی دبی رواناب

در استان کرمانشاه و غرب ایران واقع شده است. آبراهه‌های این حوضه از کوه‌های شاهو، دالاهو و پرآو سرچشمه می‌گیرند و شیب متوسط حوضه نیز 6 درصد است. ارتفاع کمینه حوضه 1279 متر، ارتفاع بیشینه حوضه 3354 متر و ارتفاع متوسط حوضه 1570 متر است (شکل 1).

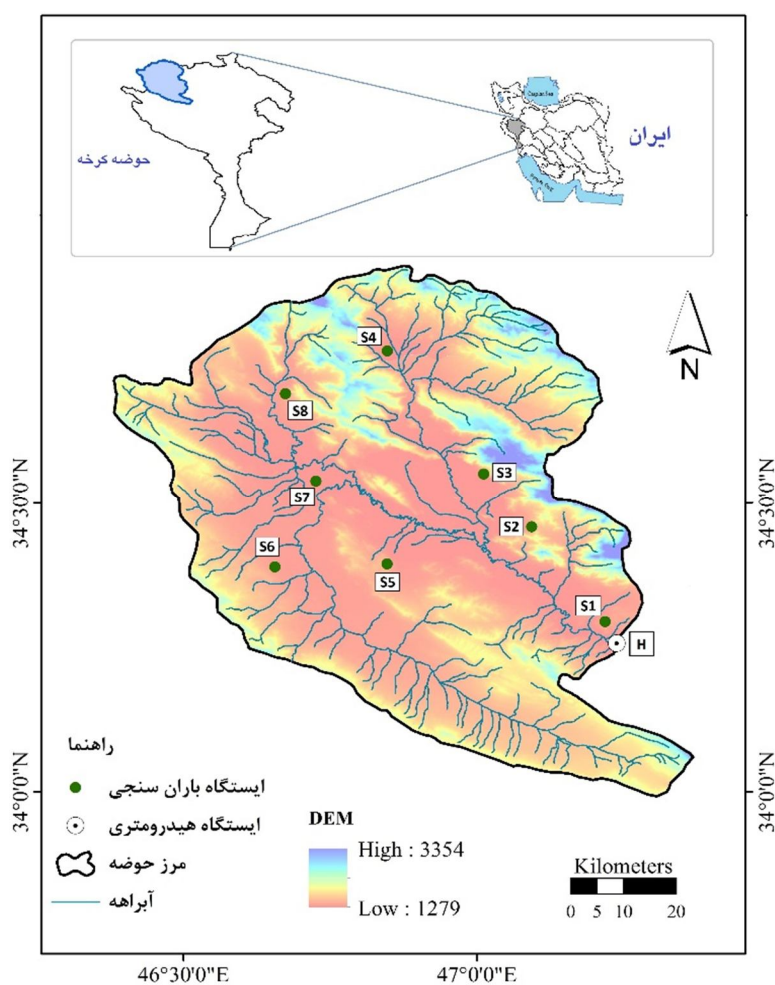
در پژوهش حاضر از 16 رخدادهای بارش - رواناب ساعتی جمع‌آوری شده از هشت ایستگاه باران‌سنجی و یک ایستگاه آب‌سنجی واقع در نقطه خروجی حوضه استفاده شد، که 12 رخداد برای آموزش و چهار رخداد نیز برای آزمون داده‌ها مورد استفاده قرار گرفتند. مشخصات ایستگاه‌های مورد بررسی در این تحقیق در جدول 1 آورده شده است. به منظور بررسی ایستگاه‌های باران‌سنجی انتخاب شده، داده‌های بارش در هشت ایستگاه باران‌سنجی مورد استفاده در این پژوهش مورد بررسی قرار گرفت. آمار اطلاعات بارش ثبت شده برای 16 رخداد این مطالعه (آموزش و تست) در جدول 2 آورده شده است.

(Talei and Chua., 2012). توسعه یک مدل قوی با تعداد ورودی‌های کم‌تر برای کاهش زمان محاسبات سودمند خواهد بود. علاوه بر این، چنین مطالعاتی می‌تواند در شناسایی ایستگاه‌های باران‌سنجی مازاد به منظور تعدیل هزینه‌های تعمیر و نگهداری ایستگاه‌های فعلی مفید باشد. هدف اصلی از انجام مطالعه حاضر، تمرکز بر انتخاب بهینه تعداد ورودی‌های بارش به منظور توسعه یک مدل ANFIS برای شبیه‌سازی بارش - رواناب رخداد محور است. در نهایت، نتایج حاصل از توسعه مدل ANFIS با نتایج مدل مفهومی بارش - رواناب HEC-HMS مورد مقایسه قرار گرفت.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه و داده‌های مورد استفاده

حوضه آبریز قره‌سو به مساحت 5278 کیلومترمربع و محیط 350/31 کیلومتر در عرض شمالی $34^{\circ} 0'$ تا $34^{\circ} 54'$ و طول شرقی



شکل 1- موقعیت جغرافیایی حوضه قره‌سو و ایستگاه‌های باران‌سنجی و آب‌سنجی مورد مطالعه

جدول 1- مشخصات ایستگاه‌های باران‌سنجی و آب‌سنجی مورد مطالعه

ارتفاع از سطح دریا (متر)	مختصات جغرافیایی		ایستگاه		کد
	عرض (شمالی)	طول (شرقی)	نام	نوع	
1349	34° 18'	47° 13'	کرمانشاه	سینوپتیک	S1
1477	34° 28'	47° 05'	شهرک صنعتی	باران‌سنجی	S2
1382	34° 34'	47° 00'	گوهرچقا	باران‌سنجی	S3
1385	34° 47'	46° 50'	ورله	باران‌سنجی	S4
1453	34° 24'	46° 50'	ماهیدشت	سینوپتیک	S5
1360	34° 26'	46° 39'	شورابه	باران‌سنجی	S6
1322	34° 33'	46° 43'	کوزران	باران‌سنجی	S7
1371	34° 42'	46° 40'	روانسر	سینوپتیک	S8
1279	34° 14'	47° 13'	قورباغستان	آب‌سنجی	H

جدول 2- داده‌های آماری هشت ایستگاه باران‌سنجی برای 16 رخداد مورد بررسی

ایستگاه‌های باران‌سنجی								پارامتر
S8	S7	S6	S5	S4	S3	S2	S1	
796	751	723	695	766	625	644	611	میانگین بارش کل سالانه (میلی‌متر)
219	228	188	192	203	179	196	183	بیشینه (میلی‌متر)
34/3	35/3	28/4	30/8	29/4	26/2	22	28/5	کمینه (میلی‌متر)
29/2	30/3	26/7	27/9	25/1	30/6	28/8	27/7	متوسط (میلی‌متر)
32/3	25/6	25/9	28/6	30/2	21/1	23/4	17/4	میانه (میلی‌متر)
14/1	15/4	21/3	23/4	17/8	23/3	24/5	22/6	انحراف معیار (میلی‌متر)

الگوریتم‌های آموزشی شبکه عصبی بهینه می‌کند. هر تابع عضویت با تعداد متفاوت توابع آموزش داده شده و مدل با حداقل مقدار خطا به‌عنوان تابع عضویت انتخاب می‌شود.

معیارهای ارزیابی مدل

در زیر آماره‌های اندازه‌گیری خطا و نکویی برازش که در این مطالعه اتخاذ گردیده آورده شده است:

$$1 - \text{ضریب بهره‌وری نش - ساتکلیف (CE)};$$

$$CE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (S_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (S_i - \bar{O})^2} \quad (1)$$

این ضریب از $-\infty$ تا یک تغییر می‌کند که ضریب یک بیان‌گر بهترین مدل هیدرولوژیکی است و هرچه این ضریب کوچک‌تر باشد، انطباق مدل با مقادیر مشاهداتی کم‌تر است. ضریب بالاتر از 0/8 نمایان‌گر نزدیک بودن مقادیر شبیه‌سازی شده با مقادیر اندازه‌گیری شده و کارایی خوب مدل است (Nash and Sutcliffe., 1970).

$$2 - \text{ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)};$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (S_i - O_i)^2}{n}} \quad (2)$$

به‌طور کلی هرچه مقدار جذر میانگین خطاها به صفر نزدیک‌تر

همان‌طور که مشاهده می‌گردد، ایستگاه (S8) بالاترین میانگین شدت بارش به میزان 32/3 میلی‌متر بر ساعت را دارا است. با مشاهده مقادیر متوسط شدت بارش در می‌یابیم که ایستگاه (S4) با 30/2 میلی‌متر بر ساعت در رتبه دوم قرار دارد.

سیستم استنتاج فازی مبتنی بر شبکه (ANFIS)

منطق فازی به‌عنوان یک ابزار مفید برای حل مسایل مرتبط با سامانه‌های پیچیده و پویا مطرح شده است. سیستم استنتاج فازی (FIS) سیستمی است که با استفاده از تئوری مجموعه فازی به تدوین و فرموله کردن یک نگاشت از ورودی به خروجی می‌پردازد. یک FIS معمولی شامل چهار مرحله است: 1- فازی‌سازی ورودی‌ها، 2- کاربرد عملگر فازی برای هر دستور، 3- گردآوری تمام دستوره‌های خروجی، 4- غیر فازی‌سازی با استفاده از رویکردهای مختلف (Jang., 1993). سیستم استنتاج فازی مبتنی بر شبکه (ANFIS) هر دو سبک یادگیری سطح پایین شبکه‌های عصبی و سبک با استدلال بالایی سیستم‌های فازی را به‌کار می‌برد. ANFIS با استفاده از جعبه‌ابزار منطق فازی در نرم‌افزار متلب (MATLAB) اجرا می‌شود. این روش پارامترهای تابع عضویت را با به‌کارگیری فرآیندهای آموزش هم‌چون خطای پس‌انتشار (BPE) یا خطای کمینه ریشه (RME) و

در این جا COV کوواریانس بین متغیرهای x و y ، σ_x و σ_y انحراف معیار x و y ؛ \bar{x} و \bar{y} میانگین مقادیر x و y ، و n تعداد داده‌های محاسبه شده بین ورودی و رواناب است. دامنه تغییرات CC در محدوده 1 تا -1 است که مقادیر 1 و -1 به ترتیب نشان دهنده همبستگی خطی مثبت و منفی است در حالی که مقدار CC برابر با صفر نشان می‌دهد که هیچ همبستگی بین دو مجموعه متغیرها وجود ندارد.

علاوه بر آن، اطلاعات متقابل بین دو متغیر تصادفی X و Y به صورت رابطه 6 تعریف می‌شود (Do Costa Couto., 2009):

$$MI(x, y) = \iint f_{X,Y}(x, y) \times \log\left(\frac{f_{X,Y}(x, y)}{f_X(x) \cdot f_Y(y)}\right) \quad (6)$$

در این جا $f_X(x)$ و $f_Y(y)$ به ترتیب تابع چگالی احتمال متغیرهای X و Y و $f_{X,Y}(x, y)$ تابع احتمال مفصل X و Y هستند. مقدار $MI=0$ نشان دهنده استقلال بین متغیرهای X و Y است و مقادیر بالای MI نشان دهنده وابستگی شدید بین متغیرهای X و Y را نشان می‌دهد (Moon et al., 1995). رابطه (6) را می‌توان به صورت رابطه 7 ساده کرد (Do Costa Couto., 2009):

$$MI(x, y) = \frac{1}{2} \log\left(\frac{|C_{XX}| |C_{YY}|}{|C|}\right) \quad (7)$$

در این جا C ماتریس کوواریانس است که از طریق رابطه 8 به دست می‌آید:

$$C = \begin{bmatrix} C_{XX} & C_{XY} \\ C_{YX} & C_{YY} \end{bmatrix} \quad (8)$$

در این جا C_{XX} و C_{YY} به ترتیب واریانس متغیرهای x و y ؛ C_{XY} و C_{YX} کوواریانس بین مجموعه‌ای متغیرهای X و Y هستند. در تعریف، $C_{XX} = C_{YX}^T$ که در آن T مخفف عملگر ترانهاده و $|C|$ دترمینان ماتریس کوواریانس را نشان می‌دهد.

در مطالعه حاضر، ضریب رتبه‌بندی برای انتخاب ترکیب بهینه بین ورودی‌ها بر اساس مقادیر کمینه MI و بیشینه CC تعریف شده است:

$$R_j = \sum_{i=1}^n \hat{C}_i + \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{k=i}^n \hat{I}_{ik} \quad (9)$$

که \hat{C}_i ضریب همبستگی نرمال شده بین دبی و بارش در i -امین ترکیب ورودی؛ n تعداد ورودی‌ها در ترکیب ورودی خاص؛ و \hat{I}_{ik} مقدار نرمال شده برای MI محاسبه شده برای i -امین و k -امین مرتبه بارش در i -امین ترکیب ورودی است. از آن جا که MI اطلاعات متقابل است، MI به صورت مستقل بیان می‌گردد.

مقدار نرمال شده ایده‌آل \hat{C}_i (برای همبستگی بیشینه) و MI (برای اطلاعات متقابل کمینه) برابر با یک می‌باشد. در پژوهش

باشد، مدل مطلوب‌تر خواهد بود. برای یک مدل ایده‌آل، این مقدار صفر است (Dawson et al., 2006).

3- ضریب مقدار باقی‌مانده (CRM):

$$CRM = \frac{[\sum_{i=1}^n S_i - \sum_{i=1}^n O_i]}{\sum_{i=1}^n S_i} \quad (3)$$

مقدار مثبت این ضریب بیان‌گر تمایل مدل برای برآورد مقادیر کم‌تر از مشاهداتی است و مقدار منفی این ضریب بیان‌گر آن است که مقادیر برآورد شده از مدل، بزرگ‌تر از مقادیر مشاهده شده هستند. در یک مدل ایده‌آل این مقدار ضریب صفر است (Van Liew and Garbrecht., 2003).

4- خطای اوج نسبی (RPE):

$$RPE = \left(\frac{S_i - O_i}{O_i}\right) \times 100 \quad (4)$$

به منظور بررسی توانایی مدل‌های مورد استفاده در پژوهش برای پیش‌بینی جریان اوج به کار برده می‌شود. مقادیر نزدیک به صفر خطای اوج نسبی دقت بالاتر مدل را در برآورد جریان اوج نشان می‌دهد.

در روابط 1 تا 4، S_i مقدار شبیه‌سازی در زمان i ، O_i مقدار مشاهده شده در زمان i ، \bar{O} متوسط مقادیر مشاهده شده و n تعداد داده‌ها می‌باشد.

انتخاب ورودی‌ها

به منظور شناسایی مفیدترین و معنی‌دارترین بارش پیشین از ایستگاه‌های باران‌سنجی، انتخاب ورودی نیازمند تجزیه و تحلیل می‌باشد. یکی از معروف‌ترین روش‌های انتخاب ورودی آنالیز خودهمبستگی (CCA) است که به طور گسترده‌ای در مدل‌سازی بارش - رواناب توسط مدل‌های داده‌محور مورد استفاده قرار گرفته است (Brion et al., 2001; Coulibaly et al., 2000). آنالیز اطلاعات متقابل (MI) رویکرد دیگری برای شناسایی ورودی‌ها می‌باشد که می‌تواند در مدل‌سازی بارش - رواناب استفاده شود (He et al., 2011). در رویکرد MICCA دو عامل MI و CC مورد آنالیز قرار می‌گیرند. در این رویکرد، پتانسیل داده‌های بالقوه بایستی همبستگی بالایی با خروجی خواسته شده داشته باشد در حالی که با دیگر خروجی‌ها تطابق کم‌تری داشته باشد. ضریب همبستگی به صورت رابطه 5 بیان می‌شود:

$$CC(x, y) = \frac{COV(x, y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (5)$$

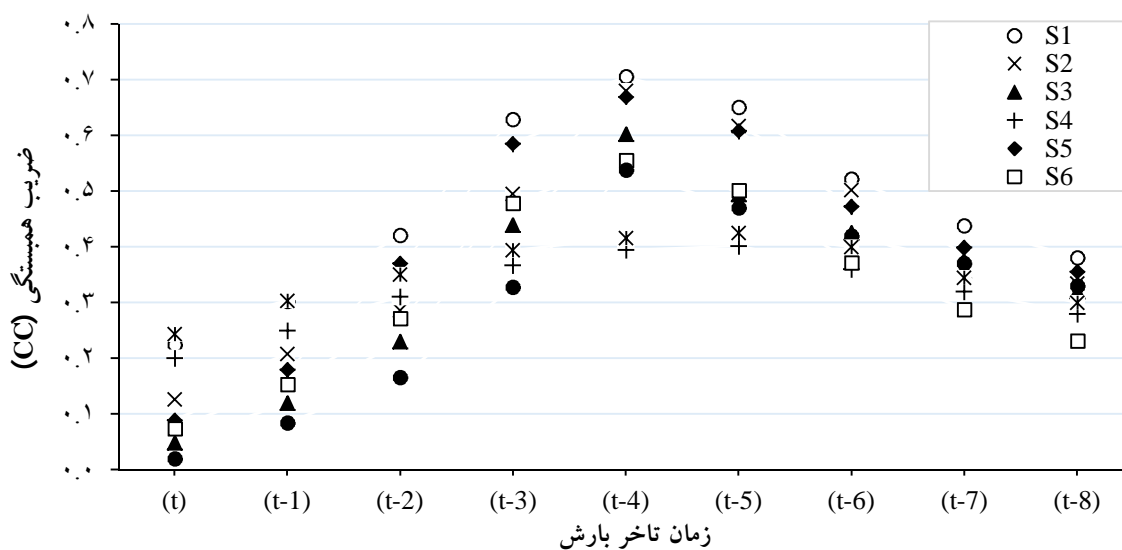
$$= \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

کمینه و بیشینه می‌باشد.

عملکرد مدل انفیس توسط پارامترهای مختلف مدل مانند تعداد توابع عضویت و نوع تابع عضویت مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت. تعداد بهینه توابع عضویت برابر با 2 تعیین شد که مطابق با تحقیق نایاک و همکاران نیز می‌باشد. به دلیل گستردگی کاربرد در مطالعات مختلف، نوع تابع عضویت به دو تابع عضویت مثلثی و گاوسی محدود شد. از آنجا که عملکرد انفیس تقریباً شبیه به هر دو تابع عضویت مثلثی و گاوسی است (Nayak et al., 2004)، تابع عضویت مثلثی اتخاذ گردید. علاوه بر این، آنالیز حساسیتی نیز برای تعداد تکرارها به منظور جلوگیری از بیش برآزش صورت پذیرفت. برای مدل ANFIS تعداد تکرارها برابر با 80 اتخاذ شد.

نتایج و بحث

انتخاب ورودی بر اساس CCA بر روی مجموعه داده‌های آموزش برای شناسایی همبسته‌ترین بارش پیشین با رواناب برای هر ایستگاه انجام شد. مقادیر ضریب همبستگی (CC) بین دبی در زمان حال $Q(t)$ و بارش پیشین به‌ازای تمام هشت ایستگاه باران‌سنجی مورد استفاده در پژوهش حاضر، در شکل 2 نشان داده شده است.



شکل 2- نتایج همبستگی متقابل بین آبدهی و بارش پیشین برای ایستگاه‌های باران‌سنجی حوضه قره‌سو کرمانشاه

ایستگاه S6) در نزدیکی رودخانه اصلی قرار گرفته‌اند. این اطلاعات می‌تواند در حوضه قره‌سو ارزشمند باشد که هیچ جریان دیگری به‌منظور ارزیابی سهم انشعابات رودخانه برای خروجی حوضه اندازه‌گیری نشده است. از این رو، انتخاب معنی‌دارترین ایستگاه‌های باران‌سنجی می‌تواند تا حدی فقدان برخی داده‌ها را در توسعه یک مدل قابل اعتماد برای برآورد دبی جبران کند.

حاضر، پنج ورودی فوقانی ترکیب ورودی با 2، 3 و 4 ورودی توسط رویکردهای CCA و MICCA به‌منظور توسعه مدل‌های انفیس مورد استفاده قرار گرفت. سرانجام، نتایج به‌دست آمده از هر مجموعه از مدل‌ها به‌منظور شناسایی بهترین مجموعه ورودی برای CCA و MICCA مورد مقایسه قرار گرفت. بهترین ترکیب ورودی توسط آنالیز صحت‌سنجی داده‌ها در فاز آزمون حاصل شد.

پیش‌پردازش داده‌ها و توسعه مدل

به‌منظور افزایش کارایی مدل، استانداردسازی داده‌ها قبل از آموزش و آزمون انجام شد. این کار به‌خصوص وقتی دامنه تغییرات ورودی‌ها زیاد باشد کمک شایانی به آموزش بهتر و سریع‌تر مدل می‌کند (Yu et al., 2006). تمام داده‌های ورودی و خروجی در یک بازه بین 0/1 تا 0/9 و با استفاده از روش استانداردسازی پیشنهاد شده توسط پهلوانی و همکاران استانداردسازی گردید که این روش در رابطه 10 آورده شده است:

$$x_{norm} = \frac{x_i - \bar{x}}{x_{max} - x_{min}} \quad (10)$$

در این‌جا x_{norm} اندازه‌گیری نرمال شده؛ x_i اندازه‌گیری مشاهداتی؛ x_{max} و x_{min} به‌ترتیب مقادیر اندازه‌گیری مشاهداتی

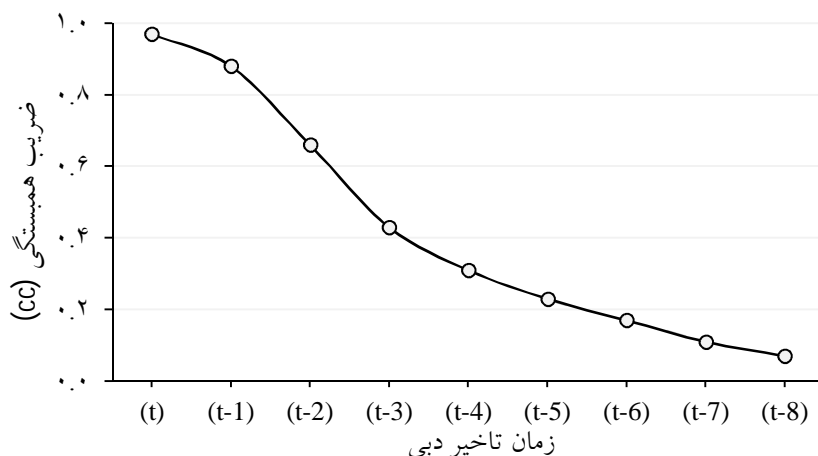
همبسته‌ترین بارش پیشین برای هر ایستگاه و مقادیر CC متناظر با آن‌ها در جدول 3 آورده شده است. مقادیر بالای CC توسط ایستگاه‌های باران‌سنجی نزدیک به خروجی حوضه (S1 و S2) تولید شده است. علاوه بر این، با بررسی موقعیت ایستگاه‌های انتخاب شده توسط مدل CCA (ایستگاه‌های S1 و S3) و مدل MICCA (ایستگاه‌های S1، S2 و S3)، مشاهده می‌گردد که همگی (بجز

جدول 3- همبسته‌ترین رخداد بارش پیشین با دبی برای هشت ایستگاه باران‌سنجی مورد مطالعه

ایستگاه	همبسته‌ترین بارش پیشین با دبی (Q(t))	ضریب همبستگی
S1	S1 _(t-4)	0/706
S2	S2 _(t-4)	0/681
S3	S3 _(t-4)	0/603
S4	S4 _(t-5)	0/402
S5	S5 _(t-4)	0/669
S6	S6 _(t-4)	0/556
S7	S7 _(t-4)	0/538
S8	S8 _(t-5)	0/425

نیز در پژوهش خود، افزایش تعداد ورودی‌ها در مدل انفیس را ناکارآمد گزارش کردند. بنابراین، یک آنالیز خودهمبستگی به‌منظور ارزیابی پتانسیل استفاده از دبی پیشین به‌عنوان ورودی انجام شد (شکل 3).

افزایش تدریجی تعداد ورودی‌های بارش در انفیس نشان می‌دهد که با استفاده از ورودی‌های بیش‌تر نه تنها عملکرد مدل بهبود نمی‌یابد، بلکه باعث کاهش عملکرد آن می‌شود. پهلوانی و همکاران



شکل 3- آنالیز خود همبستگی برای سری زمانی آینده در حوضه قره‌سو کرمانشاه

انتخاب شدند که $Q(t-1)$ به‌عنوان ورودی مورد نیاز در نظر گرفته شد. در جدول 4 خلاصه‌ای از سه مجموعه ورودی بارش برتر را توسط MICCA، رتبه‌بندی آن‌ها و عملکرد انفیس با آماره‌های CE، RMSE، CRM و RPE در رخدادهای تست آورده شده است. همان‌طور که در جدول 4 قابل مشاهده است، بهترین عملکرد انفیس زمانی به‌دست آمد که تعداد ورودی‌ها برابر چهار می‌باشد ($S1(t-1)$ ، $S2(t-2)$ ، $S3(t-4)$ و $Q(t-1)$). این مدل با عنوان ANFIS-MICCA در این مطالعه مشخص شده است. نتایج دو مدل انفیس (ANFIS-MICCA و ANFIS-CCA) با خروجی‌های مدل HEC-HMS مقایسه گردید که در جدول 5 آورده شده است. در جدول 5، مقادیر CE، RMSE، CRM و RPE مقادیر متوسط رخدادهای تست ارائه شده است.

همان‌طور که در شکل 3 دیده می‌شود، اولین و دومین دبی پیشین به‌ترتیب ضریب همبستگی برابر با 0/97 و 0/88 هستند. از این‌رو، اولین و دومین دبی پیشین $Q(t-1)$ و $Q(t-2)$ برای افزودن به ترکیبات ورودی تعیین شدند که این مطلب با نتایج ارائه شده توسط چن و همکاران هم‌خوانی دارد. نتایج اولیه نشان می‌دهد که استفاده از $Q(t-1)$ به‌تنهایی کفایت می‌کند و $Q(t-2)$ بهبودی را در نتایج ایجاد نمی‌کند. بهترین مدل انفیس توسعه داده شده بر اساس CCA زمانی حاصل شد که $S1(t-4)$ ، $S3(t-2)$ ، $S1(t-4)$ و $Q(t-1)$ به‌عنوان ورودی مورد استفاده قرار گرفتند. این مدل با عنوان ANFIS-CCA در پژوهش حاضر مشخص شده است.

رویکرد مشابه افزایش تدریجی ورودی‌ها، به‌منظور تعیین ورودی مناسب توسط MICCA انجام شد. چهار ترکیب برتر به‌ازای هر مورد

جدول 4- ترکیب‌های ورودی در روش MICCA و بررسی عملکرد مدل انفیس با آماره‌ها برای رویدادهای آزمون

تعداد ورودی	ترکیب ورودی	رتبه	CE	RMSE (m ³ /sec)	CRM	RPE (%)
2	S1(t-4),Q(t-1)	1	0/72	11/61	0/42	18/19
	S1(t-3),Q(t-1)	2	0/75	11/23	-0/21	16/92
	S2(t-4),Q(t-1)	3	0/69	12/65	-0/39	20/64
3	S1(t-5),Q(t-1)	4	0/75	13/22	0/25	19/55
	S1(t-4),S3(t-2),Q(t-1)	1	0/82	10/84	0/11	14/30
	S2(t-2),S6(t-4),Q(t-1)	2	0/76	11/34	0/15	15/52
4	S1(t-2),S2(t-3),Q(t-1)	3	0/77	11/20	0/092	13/86
	S1(t-3),S4(t-4),Q(t-1)	4	0/71	12/08	-0/13	16/11
	S3(t-3),S5(t-4),S7(t-4),Q(t-1)	1	0/80	11/31	0/18	12/64
	S1(t-4),S1(t-4),S5(t-5),Q(t-1)	2	0/82	10/85	-0/055	11/19
	S1(t-1),S2(t-2),S3(t-4),Q(t-1)	3	0/84	10/43	0/024	9/78
	S2(t-2),S4(t-4),S8(t-6),Q(t-2)	4	0/74	12/19	0/089	16/81

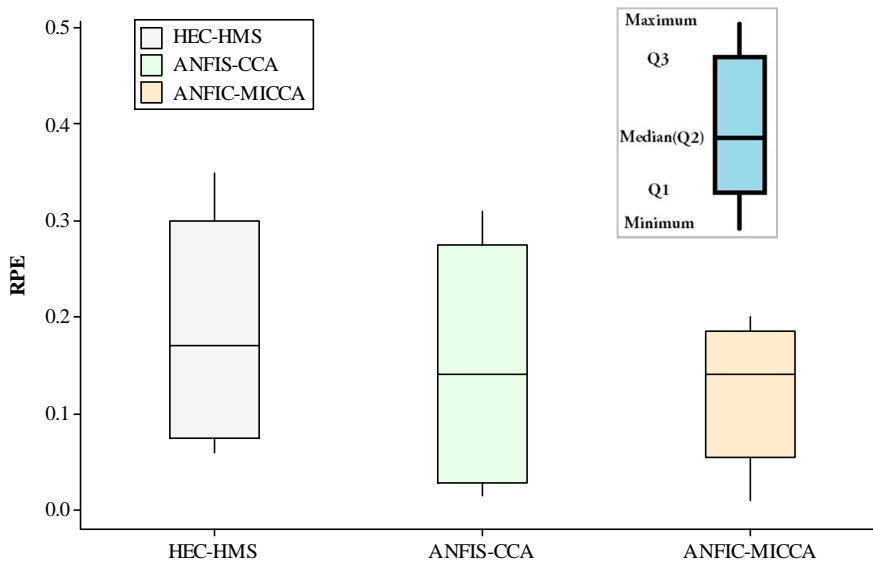
جدول 5- میانگین آماره‌های مورد استفاده به دست آمده توسط مدل‌های مختلف در رخدادهای آزمون

مدل	CE	RMSE (m ³ /sec)	CRM	RPE (%)
ANFIS-MICCA	0/99	11/08	0/03	10/09
ANFIS-CCA	0/88	13/40	-0/19	15/41
HEC-HMS	0/97	11/32	-0/14	14/66
HEC-HMS(II)	0/39	24/62	0/39	39/15
HEC-HMS(III)	0/44	21/81	0/35	34/73

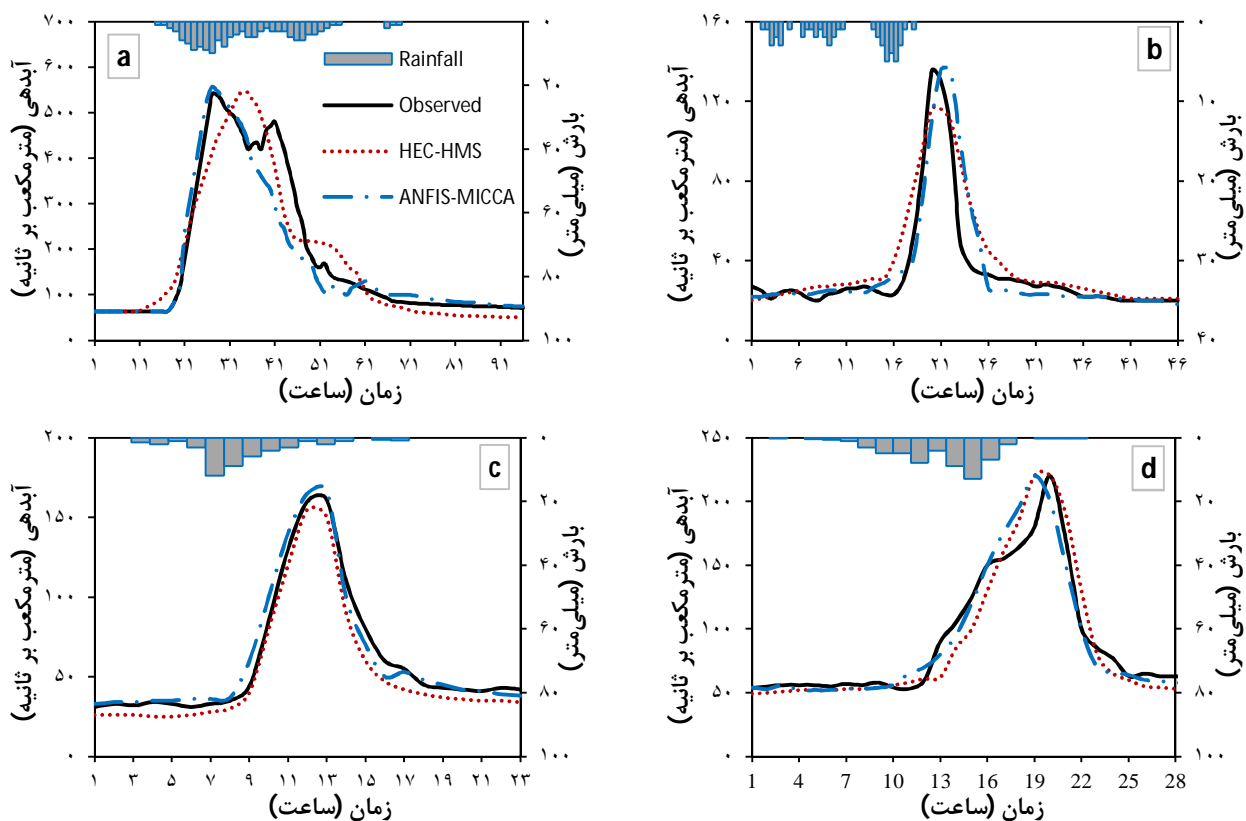
مقایسات بیش‌تر با HEC-HMS در نظر گرفته شد.

آب‌نمودهای مشاهداتی و شبیه‌سازی شده توسط مدل‌های ANFIS-MICCA و HEC-HMS برای رخدادهای آزمون در شکل 5 آورده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، هر دو مدل قادر به شبیه‌سازی دبی می‌باشد؛ با این‌حال، مدل HEC-HMS در رخدادهایی با جریان کم، جریان اوج را کم‌تر برآورد می‌کند (شکل b-5 و c-5). در بین رخدادهای آزمون مورد استفاده در پژوهش حاضر، رخداد (a) رخدادی با جریان بالا می‌باشد. برای رخداد شماره (a)، هر دو مدل جریان اوج را کم‌تر برآورد کردند؛ با این‌حال، عملکرد ANFIS-MICCA تنها اندکی بهتر از HEC-HMS گزارش شد. یافته‌های زما و همکاران که مدل HEC-HMS را در مدل‌سازی یک حوضه مدیریت‌ان‌ای مورد استفاده قرار داده بودند نیز همین واقعیت را تایید می‌کند که در جریان‌هایی با دبی کم‌تر، جریان اوج کم‌تر برآورد می‌گردد (Zema et al., 2016). ال‌حسن و همکاران نیز در رخدادهای آزمون، مقادیر دبی اوج را کم‌تر برآورد کردند که با خروجی‌های مطالعه حاضر هم‌خوانی دارد (El Hassan et al., 2013).

همان‌طور که دیده می‌شود، ANFIS-MICCA همواره بهتر از دو مدل دیگر می‌باشد. برتری عملکرد مدل انفیس نسبت به سایر مدل‌ها به‌منظور مدل‌سازی بارش - رواناب، توسط ناظری تهرودی و همکاران (1395) نیز مورد تایید قرار گرفت. همچنین این مورد در مطالعات طالعی و همکاران (Talei et al., 2010) و قوز و همکاران (Ghose et al., 2013) نیز تایید شده است. پیشرفت (بهبود) از نظر آماره‌های CE، RMSE، CRM و RPE نسبتاً کم می‌باشد؛ با این‌حال، مقادیر RPE به‌دست آمده از ANFIS-MICCA به‌ترتیب 33/9 درصد و 41/3 درصد کم‌تر از مقادیر حاصل شده از مدل‌های HEC-HMS و ANFIS-CCA می‌باشد. به‌منظور مقایسه بهتر، نمودار جعبه‌ای مقادیر RPE به‌دست آمده توسط مدل‌های ANFIS-CCA، ANFIS-MICCA و HEC-HMS برای رخدادهای تست در شکل 4 ارایه شده است. نمودار جعبه‌ای چارک اول (Q₁)، میانه (Q₂) و چارک سوم (Q₃) را نشان می‌دهد. مقایسه نتایج ANFIS-MICCA با نتایج به‌دست آمده از دو مدل دیگر نشان می‌دهد که چون پراکندگی در ANFIS-MICCA کم‌تر از دو مدل دیگر است، پس برآورد جریان اوج برای رخدادهای تست نیز بهتر است (شکل 4). از این‌رو، از میان مدل‌های انفیس، مدل ANFIS-MICCA برای



شکل 4- نمودار جعبه‌ای مقادیر RPE مدل‌های HEC-HMS، ANFIS-CCA و ANFIS-MICCA در رخدادهای آزمون



شکل 5- آبنمودهای شبیه‌سازی شده توسط مدل‌های HEC-HMS و ANFIS-MICCA و مشاهداتی برای رخدادهای آزمون در خروجی حوضه قره‌سو کرمانشاه

مشابهی در شبیه‌سازی دبی در مقایسه با مدل HEC-HMS از خود

اگرچه مدل انفیس پیشنهادی در این مطالعه عملکرد تقریباً

دارند در حالی که HEC-HMS از تمامی هشت ایستگاه استفاده می‌کند. همچنین مشخص شد که مدل‌های HEC-HMS توسعه داده شده با استفاده از همان 2 و 3 ایستگاه انتخاب شده برای مدل‌های انفیس عملکرد بسیار بدتری به نسبت مدل HEC-HMS اصلی داشتند.

ایستگاه‌های انتخاب شده توسط CCA و MICCA دارای بیشترین بارش کل و شدت بودند. به علاوه، این ایستگاه‌ها نزدیک به انشعابات رودخانه اصلی در حوضه قرار گرفته‌اند. به عنوان نتیجه می‌توان بیان داشت که آن انشعابات بیشترین سهم را در آبدی خروجی حوضه دارند. این اطلاعات می‌تواند در حوضه قره‌سو ارزشمند باشد که هیچ جریان دیگری به منظور ارزیابی سهم انشعابات رودخانه برای خروجی حوضه اندازه‌گیری نشده است.

مدل انفیس پیشنهادی می‌تواند به عنوان یک رویکرد جایگزین برای زمانی که یک یا تعدادی از ایستگاه‌ها در مدل HEC-HMS خارج از سرویس می‌شوند، باشد.

منابع

اسکندری نیاع،، نظریور،ه، ضیا تباراحمدی،م، تیموری،م و مشفق،م.د. 1390. بررسی تاثیر عامل پیشین در برآورد جریان رودخانه توسط شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: رودخانه بختیاری). پژوهش‌نامه مدیریت حوزه آبخیز. 2.3: 62-51.

تالی خشک،ص، محسنی‌ساروی،م، وفاخواه،م و خلیقی سیگارودی،ش. 1394. مقایسه روش‌های نروفازی و SCS در اولویت‌بندی زیرحوضه‌های آبخیز به منظور اجرای اقدامات آبخیزداری (مطالعه موردی: حوضه آبخیز طالقان). فصل‌نامه مرتع و آبخیزداری. 2.68: 225-213.

ناظری تهرودی،م، هاشمی،ر، احمدی،ف و ناظری تهرودی،ز. 1395. بررسی دقت مدل‌های ANFIS، SVM و GP در مدل‌سازی مقادیر دبی جریان رودخانه. مجله اکو هیدرولوژی. 3.3: 361-347.

نیک‌پور،م،ر، ثانی‌خانی،ه، محمودی بابلان،س و محمدی،ع. 1396. کاربرد مدل‌های WIN، ANN، LS-SVM و GEP در شبیه‌سازی بارش رواناب رودخانه خیاوچای. مجله اکو هیدرولوژی. 2.4: 639-627.

Ang, K.K and Quek, C. 2005. RSPOP: Rough Set-Based Pseudo Outer-Product Fuzzy Rule Identification Algorithm: Neural Computation. 17.1: 205-243.

Aqil, M., Kita, I., Yano, A and Nishiyama, S. 2007. A comparative study of artificial neural networks and neuro-fuzzy in continuous modeling of the daily and hourly behaviour of runoff. Journal of Hydrology.

نشان داد، اما تفاوتی عمده در داده‌های مورد استفاده آن‌ها وجود دارد. در مدل HEC-HMS، داده‌های بارش تمام هشت ایستگاه منطقه مطالعاتی مورد استفاده قرار گرفتند در حالی که در دو مدل انفیس تنها 2 و 3 ایستگاه به کار برده شد. به منظور داشتن درک بهتری از حساسیت HEC-HMS به داده‌های بارش، دو مدل جدید HEC-HMS با استفاده از دو ایستگاه باران‌سنجی انتخاب شده برای CCA (ایستگاه‌های R1 و R3) و سه ایستگاه باران‌سنجی منتخب برای MICCA (ایستگاه‌های R1، R2 و R3) مورد واسنجی قرار گرفتند. این آنالیز برای ارزیابی عملکرد مدل HEC-HMS برای حالتی بود که حوضه آبریز تعداد کمتری ایستگاه باران‌سنجی فعال داشت. در جدول 5 متوسط مقادیر آماره‌های CE، RMSE، CRM و RPE برای رخدادهای صحت‌سنجی (آزمون) شده ارزیابی شده و با دیگر مدل‌ها مقایسه شد. به گونه‌ای که دیده می‌شود، عملکرد مدل HEC-HMS با دو ایستگاه باران‌سنجی ورودی (HEC-HMS(II)) و مدل HEC-HMS با سه ایستگاه باران‌سنجی ورودی (HEC-HMS(III))، در مقایسه با مدل HEC-HMS با تمام هشت ایستگاه باران‌سنجی مورد استفاده به عنوان ورودی، از نظر تمام آماره‌ها ضعیف‌تر گزارش گردید. همچنین قابل ذکر است که عملکرد HEC-HMS(III) اندکی بهتر از HEC-HMS(II) بود که می‌توان نتیجه گرفت، عملکرد مدل HEC-HMS وابسته به تعداد ایستگاه ورودی می‌باشد به طوری که با افزایش تعداد ایستگاه‌های باران‌سنجی مورد استفاده در واسنجی و صحت‌سنجی به طور مرتب افزایش می‌یابد. به طور کلی، چنین استنباط می‌شود که HEC-HMS به تعداد ایستگاه‌های باران‌سنجی مورد استفاده در صحت‌سنجی در مقایسه با مدل انفیس، حساس‌تر است. بنابراین، مدل انفیس پیشنهادی می‌تواند برای زمانی که یک یا تعدادی از ایستگاه‌ها (به علت خرابی یا تعمیرات) خارج از سرویس می‌شوند، موثرتر باشد.

نتیجه‌گیری

مطالب و روش‌های مورد بررسی در پژوهش حاضر را می‌توان به صورت زیر جمع‌بندی کرد:

دو روش انتخاب ورودی برای شناسایی ورودی بارش مناسب به مدل انفیس برای مدل‌سازی بارش - رواناب در حوضه قره‌سو کرمانشاه با هشت ایستگاه باران‌سنجی مورد استفاده قرار گرفت: الف) تحلیل همبستگی متقابل (CCA)؛ ب) ترکیب اطلاعات دوجانبه و تحلیل همبستگی متقابل (MICCA). مدل انفیس با ورودی‌های انتخاب شده توسط MICCA اندکی مناسب‌تر از مدل توسعه داده شده توسط CCA بود.

مدل‌های ANFIS-MICCA و ANFIS-CCA توانایی قیاس با مدل HEC-HMS را تنها با استفاده از 2 و 3 ایستگاه باران‌سنجی

- Motahari, M and Mazandaranzadeh, H. 2017. Development of a PSO-ANN Model for Rainfall-Runoff Response in Basins, Case Study: Karaj Basin. *Civil Engineering Journal*. 3.1:35-44.
- Mukerji, A., Chatterjee, C and Singh Raghuvanshi, N. 2009. Flood forecasting using ANN, neuro-fuzzy, and neuro-GA models. *Journal of Hydrologic Engineering*. 14:647-652.
- Nash, J.E and Sutcliffe, J.V. 1970. Torrent flow forecasting through conceptual models. Part I. A discussion of principles. *Journal of Hydrology*. 10:282-290.
- Nayak, P.C., Sudheer, K.P., Rangan, D.M and Ramasastri, K.S. 2004. A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series: *Journal of Hydrology*. 291.1:52-66.
- Pahlevani, H., Dehghani, A.A., Bahremand, A.R and Shojaei, S. 2017. Intelligent estimation of flood hydrographs using an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS). *Modeling Earth Systems and Environment*. 3.35:1-35.
- Talei, A and Chua, L.H.C. 2012. Influence of lag time on event-based rainfall-runoff modeling using the data driven approach: *Journal of Hydrology*. 438: 223-233.
- Talei, A., Chua, L.H.C and Wong, T.S.W. 2010. Evaluation of rainfall and discharge inputs used by Adaptive Network-based Fuzzy Inference Systems (ANFIS) in rainfall-runoff modeling: *Journal of Hydrology*. 391.3:248-262.
- Van Liew, M.W and Garbrecht, J. 2003. Hydrologic simulation of the little Washita torrent experimental watershed using SWAT. *Journal of the American Water Resources Association*. 39:413-426.
- Young, C.C., Liu, W.C and Chung, C.E. 2015. Genetic algorithm and fuzzy neural networks combined with the hydrological modeling system for forecasting watershed runoff discharge. *Neural Computing and Applications*. 1:26.7:1631-1643.
- Young, C.C and Liu, W.C. 2015. Prediction and modelling of rainfall-runoff during typhoon events using a physically-based and artificial neural network hybrid model. *Hydrological Sciences Journal*. 60.12:2102-2116.
- Yu, P.S., Chen, S.T and Chang, I.F. 2006. Support vector regression for real-time flood stage forecasting. *Journal of Hydrology*. 328.3: 704-716.
- Zema, D.A., Labate, A., Martino, D., Zimbone, S.M. 2016. Comparing different infiltration methods of the HEC-HMS model: The case study of the Mesima torrent (southern Italy). *Land Degradation and Development*. 28.1:294-308.
- 337.1.2: 22-34.
- Behmanesh, J and Ayashm, S. 2015. Rainfall-runoff modeling in the Turkey River using numerical and regression methods. *Journal of Fundamental and Applied Sciences*. 7.1:91-102.
- Brion, G.M., Neelakantan, T.R and Lingireddy, S. 2001. Using neural networks to predict peak *Cryptosporidium* concentrations: *Journal of American Water Works Association*. 93.1:99-105.
- Cho, S.Y., Quek, C. Seah, S.X and Chong, C.H. 2009. HebbR 2-Taffic: A novel application of neuro-fuzzy network for visual based traffic monitoring system: *Expert Systems with Applications*. 36.3: 6343-6356.
- Chua, L.H.C., Wong, T.S.W and Sriramula, L.K. 2008. Comparison between kinematic wave and artificial neural network models in event-based runoff simulation for an overland plane: *Journal of Hydrology*. 357.3: 337-348.
- Coulbaly, P., Anctil, F and Bob, B. 2000. Daily reservoir inflow forecasting using artificial neural networks with stopped training approach. *Journal of Hydrology*. 230.4:244-257.
- Da Costa Couto, M.P. 2009. Review of input determination techniques for neural network models based on mutual information and genetic algorithms. *Neural Computing and Applications*. 18.8:891-901.
- Dawson, C.W., See, L.M., Abrahart, R.J and Heppenstall, A.J. 2006. Symbiotic adaptive neuro-evolution applied to rainfall-runoff modelling in northern England. *Neural Networks*. 19.2:236-247.
- El Hassan, A.A., Sharif, H.O., Jackson, T. Chintalapudi, S. 2013. Performance of a conceptual and physically based model in simulating the response of a semi-urbanized watershed in San Antonio, Texas. *Hydrological Processes*. 27:3394-3408.
- Ghose, D., Panda, P., Swain, P. 2013. Prediction and optimization of runoff via ANFIS and GA. *Alexandria Engineering Journal*. 52.2: 209-220.
- He, J., Valeo, C., Chu, A and Neumann, N.F. 2011. Prediction of event-based stormwater runoff quantity and quality by ANNs developed using PMI-based input selection: *Journal of Hydrology*. 400.1: 10-23.
- Hosseini, S.M and Mahjouri, N. 2016. Integrating support vector regression and a geomorphologic artificial neural network for daily rainfall-runoff modeling. *Applied Soft Computing*. 31.38:329-345.
- Jang, J.S.R. 1993. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system: *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*. 23.3:665-685.
- Moon, Y.I., Rajagopalan, B and Lall, U. 1995 Estimation of mutual information using kernel density estimators. *Physics Review*. 52.3:2318-2321.

Comparison of CCA and MICCA Approaches for Choice of Optimum Rainfall Inputs Rainfall-Runoff Modeling in a Catchment (Case study: Kermanshah Qarasoo Catchment)

M. Moradi^{*1}, S. Azizi², S. Darbandi³

Received: Jun.13, 2017

Accepted: Aug.16, 2017

Abstract

In this study, two different input selection methods cross-correlation analysis (CCA), and a combination of mutual information and cross-correlation analyses (MICCA) were used to develop adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS) in Qarasoo basin, in Kermanshah province, Iran. Sixteen daily rainfall-runoff events 10-yearly (2006-2015) were selected which 12 events were used for calibration (training) and the remaining 4 events were reserved for validating (testing) the models. Then, the results of ANFIS models then were compared against the HEC-HMS conceptual model. Investigation statistical indices showed that ANFIS model developed based on MICCA input (ANFIS-MICCA) better performance ($CE=0.99$ and $RPE=10.09\%$) than the developed based on CCA inputs (ANFIS-CCA) ($CE=0.88$ and $RPE=15.41\%$). ANFIS-CCA and ANFIS-MICCA were able to perform comparably to HEC-HMS model where rainfall data of all 8 stations; however, in peak estimation, ANFIS-MICCA was the suitable model. Also, the results show that the HEC-HMS model performance deteriorates by reducing the number of rainfall stations to two and three stations 59.8% and 54.6% percent, respectively. In general, ANFIS was found to be a reliable alternative for HEC-HMS in cases whereby not all rainfall stations are functioning.

Keywords: Adaptive Network-based Fuzzy Inference System (ANFIS), HEC-HMS, Qarasoo basin, Rainfall-runoff modeling

1- M. Sc. Graduate of Water Resources Engineering, Department of Water Engineering, Shahid Bahonar University, Kerman

2- Graduate of Hydraulic Structures, Department of Water Engineering, University of Tabriz, Tabriz

3- Assistant Professor, Department of Water Engineering, University of Tabriz, Tabriz

(*- Corresponding Author: milad_uok@yahoo.com)