

مقدمه

پیش‌بینی جریان رودخانه علاوه بر مدیریت منابع آب در طراحی تأسیسات آبی، کنترل فرسایش و رسوب و بهره‌برداری از مخازن سدها نقش بسزایی داشته و در سال‌های اخیر توجه زیادی به مدل‌سازی آن شده است.

برای مدل‌سازی روش‌های مختلفی وجود دارد. یکی از روش‌های مدل‌سازی هنگامی که دانشی در خصوص اجزای تشکیل دهنده پدیده وجود ندارد، گروه‌بندی یا طبقه‌بندی توسط روش‌های آموزشی^۳ (مانند شبکه عصبی (ANN^۴))، ماشین بردار پشتیبان (SVM)، الگوریتم شاخه درختی (M5) و سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS^۵)) منجر به بهبود نتایج می‌شود. اما این روش‌ها هنگامی که حوضه دچار تغییر شده باشد، اغلب دچار مشکلاتی در طبقه‌بندی می‌شوند. با توجه به تغییراتی که معمولاً در حوضه‌ها به دلیل تغییر کاربری و تغییر اقلیم به وجود می‌آید استفاده از این روش‌ها معمولاً با خطا همراه بوده و توصیه نمی‌شود. روش دیگری که قابلیت اعتماد بیشتری نسبت به روش قبل دارد شناسایی اجزای تشکیل دهنده یک پدیده و مدل‌سازی جداگانه آن‌ها می‌باشد. بیشتر پدیده‌های طبیعی حاصل ترکیب بخش‌هایی هستند که با یکدیگر در تعامل می‌باشند. هال [۱۷] مزایا و معایب روش‌های مختلف جداسازی دبی پایه را بررسی کرد. وانگ و همکاران [۳۷] از روش‌های مختلفی برای دسته‌بندی جریان رودخانه زرد در چین استفاده کردند. سپس با استفاده از شبکه عصبی دبی رودخانه را برای هر یک از دسته‌ها پیش‌بینی و کارایی هر یک از روش‌ها را در پیش‌بینی کوتاه و بلند مدت بررسی کردند. نتایج نشان داد دسته‌بندی دبی منجر به بهبود پیش‌بینی نسبت به حالت بدون دسته‌بندی می‌گردد. جاین و سرینوسول [۱۸] هیدروگراف جریان در حوضه را بر اساس مفاهیم فیزیکی به بخش‌های مختلفی تقسیم کردند و هر بخش را به صورت مجزا با شبکه عصبی مدل‌سازی کردند. نتایج نشان داد ترکیب نتایج حاصل از مدل‌سازی هر بخش بهتر از مدل‌سازی یک هیدروگراف کامل مدل می‌کند. سلوماتین و زو [۳۰] نشان دادند جداسازی هیدروگراف سیل و مدل‌سازی هر بخش با شبکه عصبی و الگوریتم شاخه درختی و ترکیب دوباره این دو بخش باعث افزایش دقت پیش‌بینی سیل در روز آینده می‌شود.

پیش‌بینی جریان با استفاده از روش جداسازی دبی پایه

مهسا باقرپور^۱، سید مرتضی سیدیان^{۲*}، ابوالحسن فتح‌آبادی^۲، امین محمدی^۲
 تاریخ دریافت: ۹۶/۰۷/۰۶ تاریخ پذیرش: ۹۷/۰۳/۱۹

چکیده

در پژوهش حاضر با استفاده از روش جداسازی دبی پایه از جریان سطحی و سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) دبی روزانه در سال‌های آبی ۱۳۸۴-۱۳۷۹ در رودخانه‌های خرمالو، قره‌چای و چهل‌چای واقع در استان گلستان شبیه‌سازی شد. ابتدا با استفاده از روش فیلتر دیجیتالی بازگشتی دبی پایه از جریان سطحی جدا گردید. سپس با استفاده از دبی در روزهای قبل و پارامترهای هواشناسی مانند دما و بارندگی، جریان سطحی و دبی پایه به صورت مجزا توسط ANFIS شبیه‌سازی شده و بهترین ورودی‌ها تعیین گردیدند. در نهایت بهترین مدل دبی پایه و جریان سطحی توسط ANFIS ترکیب و دبی کل بدست آمد. نتایج حاصل از ترکیب مدل‌های دبی پایه و جریان سطحی و در نهایت مدل‌سازی دبی کل نشان داد در هر سه ایستگاه مدلی که حاصل ترکیب دبی پایه و جریان سطحی یک روز قبل بوده دارای کمترین مقدار خطا و بالاترین ضریب تعیین است. مقدار ضریب تعیین در مرحله آزمون برای ایستگاه‌های نوده‌خاندوز، رامیان و لزوره به ترتیب ۰/۹۹۱، ۰/۹۹۱ و ۰/۹۹۹ و مقادیر خطا نیز به ترتیب ۱/۴۱۳، ۰/۱۳۱ و ۰/۰۳۶ حاصل گردید. نتایج نشان داد استفاده از روش جداسازی دبی پایه با کاهش تعداد ورودی‌ها باعث افزایش سرعت و دقت شبیه‌سازی می‌گردد.

واژه‌های کلیدی: دبی پایه، دبی کل، جریان سطحی، ANFIS.

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد گروه آبخیزداری، دانشگاه کشاورزی و منابع طبیعی گنبد کاووس.

۲- استادیار گروه آبخیزداری، دانشگاه کشاورزی و منابع طبیعی گنبد کاووس.
 نویسنده مسئول: Email:seyedian@gonbad.ac.ir

3- Learning techniques

4- Artificial Neural Network

5- Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

در دهه اخیر مدل‌سازی توسط هوش مصنوعی به عنوان ابزاری کارآمد در شبیه‌سازی فرایندهای هیدرولوژیکی به کار گرفته شده است [۲۹]. مدل‌های استنتاج فازی-عصبی تطبیقی به دلیل استفاده از الگوریتم‌های خاص و پیچیده، قابلیت مناسبی برای پدیده‌های پیچیده و غیرخطی مانند پیش‌بینی جریان را از خود نشان می‌دهد. عقیل و همکاران [۲] به بررسی مقایسه‌ای شبکه عصبی مصنوعی و سیستم عصبی-فازی در مدل‌سازی پیوسته رفتار روزانه و ساعتی جریان پرداختند. نتایج حاصل از این مطالعه کارایی بهتر سیستم عصبی-فازی را نشان داد. نورانی و همکاران [۲۴] از دو روش سری‌های زمانی (SARIMAX) و سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی برای مدل‌سازی بارش-رواناب استفاده کردند و نشان دادند هر دو مدل رواناب را در کوتاه مدت و بلند مدت پیش‌بینی کرده‌اند اما نتایج سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی نسبتاً بهتر بوده است. شفیعی و همکاران [۲۷] به پیش‌بینی بارش-رواناب ماهانه رودخانه کلانگ در مالزی پرداختند و نشان دادند سیستم عصبی-فازی نسبت به مدل فازی دارای برتری می‌باشد.

شیری و همکاران [۲۸] به مقایسه مدل‌های برنامه‌ریزی ژنتیک، سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی و شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. آن‌ها با استفاده از دبی روزهای قبل در بالادست حوزه نشان دادند دقت برنامه‌ریزی ژنتیک اندکی از سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی بیشتر بوده است. غفاری و وفاخواه [۱۷] با استفاده از شبکه عصبی و سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی فرایند بارش-رواناب را به صورت روزانه در حوزه حاجی‌قوشان شبیه‌سازی کردند. نتایج نشان داد سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی با دقت بالاتری رواناب را پیش‌بینی می‌کند.

جریان در یک حوضه به دو بخش جریان سطحی و دبی پایه قابل تقسیم است. دبی پایه بخشی از جریان است که نسبتاً پایدار است و تغییرات آن تدریجی بوده و کمتر تحت تأثیر مستقیم بارندگی می‌باشد و معمولاً به جریان تخلیه شده از سفره زیرزمینی بستگی دارد. پیش‌بینی دبی رودخانه به خصوص دبی پایه از اهمیت ویژه‌ای در مدیریت بهینه منابع آب برخوردار است. همچنین اطلاع از تغذیه و تخلیه آبخوان‌های کم‌عمق برای توسعه موثر مدل‌ها، مدل‌سازی کمی بارش-رواناب و مدل‌سازی کیفیت آب بسیار مهم است [۳] و ۱۵ و ۳۴]. در بسیاری از حوضه‌ها دبی پایه یک بخش مهم از جریان می‌باشد که اطلاع از مقدار آن حائز اهمیت است. به دلیل اهمیت دبی پایه در این حوضه‌ها، از گذشته مطالعه گسترده‌ای در خصوص جداسازی دبی پایه انجام شده است [۱۷].

روش‌های جداسازی دبی پایه به دو بخش اصلی تقسیم می‌شوند: روش‌های مبتنی بر ردیاب و روش‌های غیر ردیاب. با توجه به وقت‌گیر و هزینه‌بر بودن روش‌های مبتنی بر ردیاب، اغلب سعی می‌شود دبی پایه با روش‌های مختلف، مدل‌سازی شود. تحقیقات زیادی در زمینه جداسازی دبی پایه و جریان سطحی از هیدروگراف سیل صورت گرفته است. گزنالیس و همکاران [۱۶] در یک منطقه

دشتی در هلند مطالعه‌ای با هدف مقایسه روش‌های جداسازی دبی پایه با استفاده از ردیاب و بدون استفاده از ردیاب انجام دادند و این نتیجه حاصل شد که روش فیلتر دیجیتال بازگشتی^۱ بهترین نتیجه را می‌دهد. مقایسه روش‌های فیزیکی و شیمیایی برای برآورد دبی پایه در جنوب رودخانه استرالیا بیانگر برتری روش فیلترهای دیجیتال بازگشتی می‌باشد [۵]. قنبرپور و همکاران [۱۵] به منظور تشخیص مناسب‌ترین روش برای تفکیک جریان و برآورد دبی پایه در حوزه آبخیز کارون روش‌های مختلف جداسازی دبی پایه و روش فیلتر بازگشتی با ضرایب ۰/۹-۰/۹۷۵ را مورد بررسی قرار داده و نشان دادند که روش فیلتر بازگشتی با ضریب ۰/۹۲۵ دقیق‌ترین روش به منظور جداسازی دبی پایه در منطقه مورد مطالعه می‌باشد. همچنین در تحقیقات مختلفی برتری روش فیلتر دیجیتال بازگشتی تأیید شده است [۲۳ و ۳۴ و ۳۵]. تمامی مطالعات انجام شده دقت روش فیلتر دیجیتال بازگشتی را تأیید می‌کند.

مطالعات مختلف در زمینه هیدرولوژی نشان می‌دهد جداسازی و یا طبقه‌بندی باعث افزایش دقت در مدل‌سازی می‌شود. کرزو و سولماتین [۶] با جداسازی دبی پایه از جریان سطحی با دو روش شیب ثابت و رابطه آکهارت و مدل‌سازی آن‌ها به صورت جداگانه و ترکیب مجدد آن‌ها نشان دادند دقت پیش‌بینی دبی کل افزایش می‌یابد. تورمینا و همکاران [۳۳] دبی پایه و جریان سطحی را در ۹ ایستگاه آمریکای شمالی با استفاده از رابطه آکهارت تفکیک کردند. سپس با استفاده از ماشین یادگیری سریع^۲ و ورودی‌های بارندگی، دمای حداکثر و حداقل و مقدار بارش برف، دبی پایه و جریان سطحی را شبیه‌سازی و سپس با یکدیگر ترکیب کردند.

رحیمی و همکاران [۲۵] با استفاده از داده‌های دبی رودخانه چهل‌چای و مدل سری زمانی فصلی مقادیر دبی کل، دبی پایه و رواناب مستقیم پیش‌بینی شد و نتایج نشان داد دبی کل حاصل شده از مجموع پیش‌بینی دبی پایه و جریان سطحی دارای دقت بیشتری نسبت به دبی کل پیش‌بینی شده می‌باشد.

مرور منابع نشان می‌دهد تحقیقات کمی در خصوص جداسازی جریان سطحی از دبی پایه و شبیه‌سازی دبی کل صورت گرفته است. علی‌رغم استفاده زیاد از هوش مصنوعی در زمینه هیدرولوژی، تحقیقات کمی هم که در خصوص جداسازی جریان پایه و سطحی وجود دارد با ANN انجام شده و کمتر به ANFIS توجه شده است. هدف از انجام این پژوهش پیش‌بینی دبی پایه و شبیه‌سازی دبی کل با استفاده از ANFIS با جداسازی جریان سطحی از دبی پایه با روش فیلتر دیجیتال بازگشتی می‌باشد. پس از جداسازی دبی پایه و جریان سطحی به صورت مجزا با ANFIS شبیه‌سازی شده و مدل‌های مختلف دبی پایه و جریان سطحی ارزیابی شده و بهترین ورودی‌ها و توابع برای ترکیب دبی پایه و سطحی و تشکیل دبی کل در ایستگاه‌های هیدرومتری نوده‌خاندوز، رامیان و لزوره معرفی می‌شود.

1- Recursive Digital Filter
2- Extreme learning machines

جدول ۱. مشخصات آماری داده‌های مورد استفاده

ایستگاه	پارامترهای آماری	دبی کل (m ³ /s)	بارندگی (mm)	دما (c)
نوده‌خاندوز	میانگین	۱/۷۴	۲/۳۷	۱۰/۹۸
	انحراف معیار	۱/۹۴	۶/۸۶	۷/۲۹
	حداکثر	۳۰/۰۲	۶۳/۰۰	۲۶/۵۰
	حداقل	۰/۰۰	۰/۰۰	-۰/۰۷
رامیان	میانگین	۰/۹۲	۲/۴۲	۱۶/۹۸
	انحراف معیار	۱/۹۷	۸/۰۲	۷/۴۸
	حداکثر	۲۶/۹	۱۰۳/۰۰	۳۲/۰۰
	حداقل	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰
لزوره	میانگین	۱/۶۱	۲/۰۰	۱۵/۸۱
	انحراف معیار	۱/۹۸	۶/۶۳	۹/۸۱
	حداکثر	۲۷/۸۰	۷۲/۰۰	۳۳/۰۰
	حداقل	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در این تحقیق حوزه گرگان‌رود است که از شریان‌های اصلی شمال کشور و استان گلستان می‌باشد. در شرق از کوه‌های واقع در استان خراسان شمالی سرچشمه گرفته و پس از طی مسافت در حدود ۲۵۰ کیلومتر در استان گلستان در نهایت در غرب استان به دریای خزر می‌ریزد. این رودخانه از طول جغرافیایی ۵۴ درجه تا ۵۶ درجه و ۲۹ دقیقه شرقی و از عرض جغرافیایی ۳۶ درجه و ۳۶ دقیقه تا ۳۷ درجه و ۴۷ دقیقه شمالی امتداد دارد. مساحت حوزه آبریز گرگان‌رود حدود ۱۱۳۰۰ کیلومتر مربع است. حوزه آبریز گرگان‌رود با متوسط بارندگی ۶۰۰ میلی‌متر در سال دارای اقلیم معتدل خزری است. داده‌های مورد استفاده در این تحقیق میانگین روزانه دبی، بارندگی و دمای سه ایستگاه نوده، رامیان و لزوره که به ترتیب در رودخانه‌های خرمالو، قره‌چای و چهل‌چای واقع شده‌اند، می‌باشد. ایستگاه نوده با طول جغرافیایی ۳۴°۶۶′۱۷″ و عرض جغرافیایی ۴۱°۲۹′۵۳″ متر و ارتفاع از سطح دریا ۲۸۰ متر است. ایستگاه رامیان با طول جغرافیایی ۳۳°۴۲′۳۴″ و عرض جغرافیایی ۴۰°۹′۸۹″ متر و ارتفاع از سطح دریا ۲۰۰ متر است. ایستگاه لزوره با طول جغرافیایی ۳۵°۸′۲۵″ و عرض جغرافیایی ۴۱°۲۰′۹۶″ متر و ارتفاع از سطح دریا ۱۵۵ متر است.

داده‌های مورد استفاده

برای پیش‌بینی دبی روزانه رودخانه‌های خرمالو، قره‌چای و چهل‌چای از متوسط داده‌های روزانه دبی (Q)، بارندگی (R) و دما (T) سه رودخانه از سال آبی ۱۳۸۰-۱۳۷۹ تا سال آبی ۱۳۸۵-۱۳۸۴ یعنی در مجموع ۵ سال به عنوان ورودی استفاده شد. در این تحقیق از مجموع کل داده‌های، پنج ساله دبی، بارش و دما ۶۰ درصد داده‌های روزانه (سه سال) برای آموزش، ۲۰ درصد کل داده‌ها (یک

سال) صحت‌سنجی^۲ و سال آخر به عنوان آزمون^۲ استفاده گردید. برخی از مشخصات آماری داده‌های مورد استفاده در جدول (۱) آورده شده است.

سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS)

استفاده ترکیبی از سیستم استنتاج فازی و شبکه‌های عصبی-مصنوعی می‌تواند ابزار قدرتمندی را تحت عنوان سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی به وجود آورد. در این روش ترکیبی، بخش فازی، رابطه بین متغیرهای ورودی-خروجی را ایجاد کرده و پارامترهای مربوط به توابع عضویت بخش فازی به وسیله شبکه عصبی بهینه می‌شود. لذا خصوصیات هر دو مدل فازی و عصبی در ANFIS نهفته است. در سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی ابتدا ساختار یک مدل با پارامترهای مشخص که متناسب با ورودی‌ها، درجه عضویت و قوانین است، انتخاب می‌شود. سپس بخشی از داده‌های موجود که در برگزیده تمامی خصوصیات داده‌ها (بیشینه و کمینه) باشد، انتخاب شده و در مرحله آموزش با حداقل کردن میزان خطا، پارامترهای مدل با مقادیر واقعی نزدیک می‌شود. پس از آموزش سیستم و انتخاب پارامترهای مناسب، نیاز به بررسی صحت‌سنجی مدل است. از این رو بخشی از داده‌ها که در مرحله آموزش به کار نرفته است به عنوان ورودی در مرحله صحت‌سنجی مورد استفاده قرار می‌گیرد تا از دقت و اعتبار مدل اطمینان حاصل شود [۱۲ و ۱۹].

جداسازی آب سطحی از دبی پایه روش فیلتر دیجیتال بازگشتی (RDF)

فیلتر بازگشتی مورد استفاده در این تحقیق که به عنوان روش فیلتر دیجیتال بازگشتی (RDF) شناخته شده است توسط لین و

2-Validation Data

3-Test Data

1-Training Data

جدول ۲. طراحی مدل‌های دبی پایه و جریان سطحی

تعداد کل قوانین	دبی پایه		جریان سطحی	
	شماره مدل	ساختار مدل	شماره مدل	ساختار مدل
3	1	$Q_{b(t)} = f(Q_{b(t-1)})$	6	$Q_{k(t)} = f(Q_{k(t-1)})$
9	2	$Q_{b(t)} = f(Q_{b(t-1)}, Q_{b(t-2)})$	7	$Q_{k(t)} = f(Q_{k(t-1)}, Q_{k(t-2)})$
27	3	$Q_{b(t)} = f(Q_{b(t-1)}, Q_{b(t-2)}, Q_{b(t-3)})$	8	$Q_{k(t)} = f(Q_{k(t-1)}, Q_{k(t-2)}, Q_{k(t-3)})$
9	4	$Q_{b(t)} = f(Q_{b(t-1)}, R_{(t-1)})$	9	$Q_{k(t)} = f(Q_{k(t-1)}, Q_{k(t-2)}, R_{(t-1)})$
9	5	$Q_{b(t)} = f(Q_{b(t-1)}, T_{(t-1)})$	10	$Q_{k(t)} = f(Q_{k(t-1)}, Q_{k(t-2)}, T_{(t-1)})$

مثلی^۱، دوزنقه‌ای^۲، زنگوله‌ای^۳، گوسی^۴، گوسی^۵، پی^۶، دسیگموئید^۷ و پسیگموئید^۸ با خروجی ثابت و حذف قوانین نامناسب با استفاده از فرایند آزمون و خطا تا رسیدن به بهترین نتایج استفاده شد.

جدول (۲) ۵ مدل مختلف برای پیش‌بینی دبی پایه و جریان سطحی را نشان می‌دهد. این مدل‌ها برای دبی پایه و جریان سطحی بر اساس نتایج مدل‌های قبل طراحی و اجرا گردید. برای این منظور هر پارامتری که به مدل قبل اضافه می‌شد و مقدار خطا را کاهش می‌داد در مدل بعد استفاده می‌گردید و در غیر این صورت حذف می‌شد و پارامتر دیگری جایگزین آن می‌گردید. در مدل‌ها تأثیر دبی، بارندگی و دمای روز قبل، دو روز و سه روز قبل بر پیش‌بینی دبی بررسی شد. در جدول (۲) t-1: روز قبل، t-2: دو روز قبل و t-3: سه روز قبل است.

معیارهای ارزیابی

برای مقایسه رواناب حاصل از شبیه‌سازی سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی با مقادیر مشاهداتی از سه پارامتر جذر میانگین مربعات خطا^۹، ضریب تعیین^{۱۰} و میانگین خطای اریب^{۱۱} استفاده شد.

- 1-Trimf
- 2-Trapmf
- 3-Gbellmf
- 4-Gaussmf
- 5-Gauss2mf
- 6-Pimf
- 7-Dsigmf
- 8-Psigmf
- 9-Error Root Mean Square of
- 10-Coefficient of Correlation
- 11-Mean Bias Error

هولیک [۲۰] ارائه گردید. در این فیلتر فقط نیاز به تعیین پارامتر ثابت بازگشت (a) می‌باشد. معادله این فیلتر به صورت رابطه (۱) است.

$$b_k = ab_{k-1} + \frac{1-a}{2}(y_k + y_{k-1}) \quad (1)$$

که در آن: b_k جریان پایه فیلتر شده در گام زمانی k (متر مکعب بر ثانیه)، b_{k-1} جریان پایه فیلتر در گام زمانی k-1 (متر مکعب بر ثانیه)، a پارامتر فیلتر مربوط به حوزه آبخیز، y_k جریان کل در گام زمانی k (متر مکعب بر ثانیه)، y_{k-1} جریان کل در گام زمانی k-1 (متر مکعب بر ثانیه) است. ناتان و مک ماهان [۲۳] مقدار پارامتر فیلتر را در محدوده ۰/۹ تا ۰/۹۵ قابل قبول دانستند و نشان دادند در حالتی که $b_k \leq b_{k-1}$ باشد مقدار a برابر با ۰/۹۲۵ باشد عملکرد بهتری دارد. به‌طور کلی برای برآورد جریان پایه، فیلتر کردن داده‌های روزانه در سه گام زمانی صورت می‌گیرد: رو به جلو، رو به عقب و سپس رو به جلو. به این صورت که در مرتبه اول از داده‌های ابتدایی شروع شده و به سمت داده‌های انتهایی حرکت می‌کنیم (رو به جلو) و در مرتبه دوم عمل مرتبه اول را به صورت عکس یعنی از انتها به اول انجام می‌دهیم (رو به عقب) و مرتبه سوم همانند مرتبه اول به کار برده می‌شود (رو به جلو) [۳ و ۴ و ۲۳]. با توجه به این که منطقه مطالعاتی این پژوهش در حوزه آبخیز گرگان‌رود می‌باشد و با استناد به نتایج [۲۵ و ۳۵] در این تحقیق از روش فیلتر عددی با ضریب فیلتر ۰/۹ برای جداسازی دبی پایه از دبی کل استفاده شده است.

مدل‌های دبی پایه و جریان سطحی

دبی پایه از جریان سطحی با استفاده از روش فیلتر بازگشتی جدا گردید. دبی پایه (Q_b) با استفاده از مدل‌های ۱-۵ و جریان سطحی (Q_k) توسط مدل‌های ۶-۱۰ (جدول ۲) پیش‌بینی شدند. در این مدل‌ها ابتدا تأثیر دبی در روزهای قبل و سپس تأثیر دما و بارندگی مورد بررسی قرار گرفت. برای آموزش مدل‌ها از ۸ تابع عضویت

خطای جذر میانگین مربعات (RMSE)

خطای جذر میانگین مربعات (RMSE)، یک معیار خطای بسیار پرکاربرد برای اندازه‌گیری دقت است که به صورت رابطه (۲) تعریف شده است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Q_{est} - Q_{obs})^2}{n}} \quad (2)$$

ضریب تعیین (R^2)

رابطه (۳) روش محاسبه ضریب تعیین را نشان می‌دهد.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obs} - \bar{Q}_{obs})(Q_{est} - \bar{Q}_{est})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_{obs} - \bar{Q}_{obs})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_{est} - \bar{Q}_{est})^2}} \quad (3)$$

میانگین خطای ارب (MBE)

مقادیر مثبت و منفی MBE به ترتیب نشان می‌دهد مدل رواناب را بیشتر و کمتر از مقدار واقعی پیش‌بینی می‌کند (رابطه (۴)).

$$MBE = \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{est} - Q_{obs})}{n} \quad (4)$$

که در اینجا n تعداد داده‌ها، Q_{est} دبی مشاهداتی و Q_{obs} دبی شبیه‌سازی شده می‌باشند.

نتایج و بحث

ابتدا در هر سه ایستگاه از روش فیلتر دیجیتال بازگشتی با ضریب

۰/۹ با استفاده از رابطه (۱) دبی پایه از هیدروگراف سیل جدا گردید و سپس جریان سطحی بدست آمد.

جدول (۳) نتایج بهترین توابع مدل‌های ۱ تا ۵ دبی پایه را در مراحل مختلف در ایستگاه‌های مورد مطالعه نشان داده است. برای بررسی تأثیر دبی پایه در گام‌های زمانی قبل بر پیش‌بینی دبی پایه، ابتدا دبی تا سه گام زمانی قبل، یعنی مدل‌های ۱ تا ۳ وارد شبکه شد. با مقایسه بهترین توابع مدل‌های ۱ تا ۳ در هر سه ایستگاه مشاهده می‌شود به دلیل نوسانات کم دبی پایه مقادیر خطا در مرحله آزمون در هر سه مدل قابل قبول می‌باشد. ANFIS در هر سه ایستگاه برای تمامی ورودی‌های دبی پایه با تعداد تأخیرهای مختلف، ضریب همبستگی را نزدیک به یک نشان می‌دهد که بیان می‌کند داده‌ها از همبستگی خوبی برخوردار می‌باشند.

جدول (۳) نشان می‌دهد اضافه کردن دبی پایه در دو و سه روز قبل باعث بهبود دقت شبیه‌سازی نمی‌گردد. بنابراین برای افزایش سرعت شبکه، مدل ۱ انتخاب و به آن بارندگی روز قبل و دمای روز قبل اضافه گردید که به ترتیب مدل‌های ۴ و ۵ ساخته و اجرا شد. مقایسه مدل‌های ۴ و ۵ در هر ایستگاه با مدل ۱ همان ایستگاه نشان می‌دهد مقدار RMSE و R^2 در هر سه مرحله آموزش، آزمون و صحت‌سنجی با اضافه شدن ورودی بارندگی و دمای روز قبل تفاوتی با مدل ۱ نداشته است. با توجه به تغییرات محدود دبی پایه در طی سال، تمام مدل‌ها در هر سه ایستگاه رواناب را با دقت نسبتاً یکسانی پیش‌بینی کرده‌اند.

جدول ۳: نتایج حاصل از پیش‌بینی مدل‌های مختلف دبی پایه در سه ایستگاه

ایستگاه	شماره مدل	تعداد قوانین منتخب	بهترین تابع عضویت	RMSE آموزش	R^2 آموزش	MBE	RMSE صحت‌سنجی	R^2 صحت‌سنجی	MBE	RMSE آزمون	R^2 آزمون	MBE
نوده‌خاندوز	۱	۳	زنگوله‌ای	۰/۲۴۰	۰/۹۲۲	۰/۰۰	۰/۱۴۱	۰/۹۳۹	۰/۰۱۰	۰/۱۲۹	۰/۹۸۹	۰/۰۰
	۲	۵	گوسی	۰/۲۴۱	۰/۹۲۱	۰/۰۰	۰/۱۳۷	۰/۹۴۲	۰/۰۱۰	۰/۱۲۳	۰/۹۸۹	۰/۰۰
	۳	۱۶	پسیگموئید	۰/۲۲۰	۰/۹۳۴	۰/۰۰	۰/۱۴۴	۰/۹۳۵	۰/۰۱۰	۰/۱۳۲	۰/۹۸۸	۰/۰۰
	۴	۶	گوسی ۲	۰/۲۳۵	۰/۹۲۵	۰/۰۰	۰/۱۳۹	۰/۹۴۰	۰/۰۰	۰/۱۲۷	۰/۹۸۹	۰/۰۰
	۵	۷	پسیگموئید	۰/۲۳۴	۰/۹۲۵	۰/۰۰	۰/۱۴۵	۰/۹۳۸	۰/۰۱۰	۰/۱۳۰	۰/۹۸۸	۰/۰۰
رامیان	۱	۳	دسیگموئید	۰/۲۵۵	۰/۹۲۶	۰/۰۰	۰/۰۹۴	۰/۹۵۵	۰/۰۰۹	۰/۱۶۳	۰/۹۳۹	۰/۰۰۱
	۲	۳	گوسی	۰/۲۵۵	۰/۹۲۷	۰/۰۰	۰/۰۹۱	۰/۹۷۵	۰/۰۰۷	۰/۱۶۰	۰/۹۴۱	۰/۰۰۳
	۳	۱۴	پسیگموئید	۰/۲۴۳	۰/۹۳۴	۰/۰۰	۰/۱۱۳	۰/۹۳۷	۰/۰۱۳	۰/۱۵۲	۰/۹۴۷	۰/۰۰۸
	۴	۷	گوسی ۲	۰/۲۴۳	۰/۹۳۴	۰/۰۰	۰/۰۹۳	۰/۹۵۶	۰/۰۱۱	۰/۱۶۳	۰/۹۳۸	۰/۰۰۰
	۵	۴	بی	۰/۲۴۸	۰/۹۳۱	۰/۰۰	۰/۰۹۶	۰/۹۵۳	۰/۰۱۱	۰/۱۶۵	۰/۹۳۸	-۰/۰۰۵
لزوره	۱	۳	دوزنقه‌ای	۰/۳۱۴	۰/۹۲۶	۰/۰۰	۰/۱۴۳	۰/۹۵۲	۰/۰۰۱	۰/۰۵۹	۰/۹۹۶	۰/۰۰۷
	۲	۴	پسیگموئید	۰/۳۱۴	۰/۹۲۶	۰/۰۰	۰/۱۴۷	۰/۹۴۸	۰/۰۰۹	۰/۰۵۸	۰/۹۹۶	۰/۰۰۵
	۳	۱۳	پسیگموئید	۰/۲۹۶	۰/۹۳۴	۰/۰۰	۰/۱۴۵	۰/۹۵۰	۰/۰۰۸	۰/۰۵۹	۰/۹۹۶	۰/۰۰۸
	۴	۵	دسیگموئید	۰/۳۱۳	۰/۹۲۶	۰/۰۰	۰/۱۴۳	۰/۹۵۱	۰/۰۱۴	۰/۰۵۸	۰/۹۹۷	۰/۰۰۷
	۵	۳	بی	۰/۳۱۱	۰/۹۲۷	۰/۰۰	۰/۱۴۴	۰/۹۵۰	۰/۰۱۷	۰/۰۵۷	۰/۹۹۷	۰/۰۰۵

در جدول (۴) نتایج مدل‌های مختلف جریان سطحی در ایستگاه‌های مورد مطالعه آورده شده است. مدل‌های ۶، ۷ و ۸ تأثیر دبی در گام‌های زمانی قبل را بر دقت پیش‌بینی جریان سطحی نشان می‌دهد. در ایستگاه نوده‌خاندوز اضافه شدن دبی در گام‌های زمانی قبل تأثیری در بهبود مقادیر خطا نداشته است و در ایستگاه رامیان اضافه شدن جریان سطحی در دو گام زمانی قبل (مدل ۷) و سه گام زمانی قبل (مدل ۸) باعث افزایش سه درصدی مقدار خطا نسبت به مدل ۶ در مرحله آزمون شده است. همچنین در ایستگاه لزوره با اضافه شدن جریان سطحی در دو گام زمانی قبل (مدل ۷) و سه گام زمانی قبل (مدل ۸) به ترتیب مقدار خطا در مرحله آزمون ۲۵٪ و ۲۹٪ نسبت به مدل ۶ افزایش داشته است.

جدول (۴) نشان می‌دهد در ایستگاه‌های مورد مطالعه اضافه کردن جریان سطحی در روزهای قبل باعث افزایش دقت پیش‌بینی جریان سطحی نمی‌شود بنابراین ورودی‌های بارندگی و دمای روز قبل به مدل ۶ اضافه شد و به ترتیب مدل‌های ۹ و ۱۰ طراحی و اجرا گردید. مقایسه مقادیر $RMSE$ ایستگاه نوده‌خاندوز در مرحله آزمون نشان می‌دهد اضافه شدن بارندگی و دمای روز قبل به مدل ۶ در بهبود پیش‌بینی‌ها تأثیری نداشته است، ولی در ایستگاه رامیان با اضافه شدن بارندگی روز قبل به دبی روز قبل (مدل ۹) و دمای روز قبل به دبی روز قبل (مدل ۱۰) مقدار خطا در مرحله آزمون نسبت به مدل ۶ به ترتیب ۱۹٪ و ۳٪ کاهش داشته است. در ایستگاه لزوره نیز در مرحله آزمون مدل‌های ۹ و ۱۰ نسبت به مدل ۶ به ترتیب ۲۰٪ و ۲۳٪ مقدار خطا افزایش داشته است.

از حاصل جمع دبی پایه و جریان سطحی صرف نظر از جریان زیرقشری دبی کل حاصل می‌شود. نتایج جداول (۳ و ۴) نشان می‌دهد دقت مدل‌های ۲ و ۳ در پیش‌بینی دبی پایه و مدل‌های ۷ و ۸ در پیش‌بینی جریان سطحی که دبی در گام‌های زمانی دو و سه روز قبل را در نظر گرفته افزایش نداشته است.

اسکندری‌نیا و همکاران [۱۰ و ۱۱] در مطالعات خود نشان دادند که علت استفاده از ورودی دبی در گام‌های زمانی قبل برای در نظر گرفتن تأثیر دبی پایه می‌باشد. در تحقیقات عبدالله‌پور و ستاری [۱]، داننده‌مهر و مجدزاده [۸]، روشنگر و همکاران [۲۶] و طالعی و همکاران [۳۱] که پیش‌بینی جریان روزانه بدون جداسازی دبی پایه انجام گرفته به تأثیر دبی در گام‌های زمانی قبل و بهبود عملکرد شبکه اشاره شده است اما در زمینه شبیه‌سازی جریان سطحی و دبی پایه با استفاده از هوش مصنوعی تحقیقات زیادی انجام نشده است بنابراین برای بررسی بیشتر، از دبی پایه و جریان سطحی در گام‌های زمانی قبل استفاده گردید. عدم تأثیر دبی در روزهای قبل در هر سه ایستگاه نشان می‌دهد با جداسازی دبی پایه از جریان سطحی می‌توان فقط با استفاده از دبی روز قبل، جریان سطحی و دبی پایه را پیش‌بینی نمود.

پس از پیش‌بینی دبی پایه و جریان سطحی و با توجه به نتایج مدل‌های ۱ تا ۱۰ و به منظور ترکیب دبی پایه و جریان سطحی، مدل‌های ۱۱-۱۳ مطابق با جدول (۵) برای رسیدن به دبی کل طراحی و اجرا گردید.

جدول ۴: نتایج حاصل از پیش‌بینی مدل‌های مختلف جریان سطحی در سه ایستگاه

ایستگاه	شماره مدل	تعداد قوانین منتخب	بهترین تابع عضویت	آموزش	MBE	RMSE	R ²	صحت سنجی	MBE	RMSE	R ²	آزمون	MBE	RMSE	R ²
نوده‌خاندوز	۶	۳	پسیگموئید	۰/۳۰۷	۰/۰۰	۱/۱۸۴	۰/۳۵۳	۰/۱۵۶	-۰/۰۰۵	۱/۲۲۰	۰/۱۰۷	۰/۳۵۳	۱/۴۷۳	-۰/۰۰۵	۰/۱۵۶
	۷	۸	پسیگموئید	۰/۳۲۲	۰/۰۰	۱/۱۷۰	۰/۳۶۸	۰/۱۷۱	۰/۰۰۳	۱/۲۱۴	۰/۱۱۷	۰/۳۶۸	۱/۴۶۴	۰/۰۰۳	۰/۱۷۱
	۸	۱۴	دسیگموئید	۰/۳۹۸	۰/۰۰	۱/۱۰۳	۰/۳۷۵	۰/۰۹۳	۰/۰۱۳	۱/۴۶۱	۰/۱۲۲	۰/۳۷۵	۱/۴۶۳	۰/۰۱۳	۰/۰۹۳
	۹	۷	مثلثی	۰/۳۲۳	۰/۰۰	۱/۱۷۱	۰/۳۴۶	۰/۱۵۴	-۰/۰۲۶	۱/۲۱۹	۰/۱۰۷	۰/۳۴۶	۱/۴۸۸	-۰/۰۲۶	۰/۱۵۴
	۱۰	۵	زنگوله‌ای	۰/۲۶۶	۰/۰۰	۱/۲۱۸	۰/۳۴۹	۰/۱۵۵	-۰/۰۱۸	۱/۱۹۵	۰/۱۵۸	۰/۳۴۹	۱/۴۹۲	-۰/۰۱۸	۰/۱۵۵
رامیان	۶	۳	دسیگموئید	۰/۱۱۷	۰/۰۰	۱/۵۳۶	۰/۲۲۵	۰/۱۶۴	۰/۰۰۹	۱/۵۸۴	۰/۰۴۲	۰/۲۲۵	۰/۸۱۸	۰/۰۰۹	۰/۱۶۴
	۷	۳	دسیگموئید	۰/۱۱۸	۰/۰۰	۱/۵۳۵	۰/۲۱۴	۰/۱۷۹	۰/۰۰۷	۱/۵۷۳	۰/۰۲۹	۰/۲۱۴	۰/۸۲۴	۰/۰۰۷	۰/۱۷۹
	۸	۵	مثلثی	۰/۱۲۱	۰/۰۰	۱/۴۲۸	۰/۱۸۳	۰/۰۹۵	۰/۰۱۳	۱/۸۰۱	۰/۰۰۳	۰/۱۸۳	۰/۸۴۲	۰/۰۱۳	۰/۰۹۵
	۹	۵	مثلثی	۰/۲۹۷	۰/۰۰	۱/۳۷۰	۰/۴۸۹	۰/۱۷۱	-۰/۰۵۶	۱/۵۸۳	۰/۰۵۱	۰/۴۸۹	۰/۶۸۶	-۰/۰۵۶	۰/۱۷۱
	۱۰	۵	مثلثی	۰/۱۲۵	۰/۰۰	۱/۵۲۹	۰/۲۶۶	۰/۱۴۸	-۰/۰۵۴	۱/۶۰۳	۰/۰۴۲	۰/۲۶۶	۰/۷۹۵	-۰/۰۵۴	۰/۱۴۸
لزوره	۶	۳	دوزنقه‌ای	۰/۲۲۳	۰/۰۰	۱/۱۳۴	۰/۷۳۸	۰/۵۹۳	-۰/۰۴۲	۰/۹۳۵	۰/۰۴۴	۰/۷۳۸	۰/۳۰۶	-۰/۰۴۲	۰/۵۹۳
	۷	۷	دسیگموئید	۰/۲۴۴	۰/۰۰	۱/۱۱۸	۰/۷۰۸	۰/۵۳۹	-۰/۰۳۴	۰/۹۷۱	۰/۰۴۸	۰/۷۰۸	۰/۳۸۳	-۰/۰۳۴	۰/۵۳۹
	۸	۱۴	زنگوله‌ای	۰/۲۹۶	۰/۰۰	۱/۰۷۷	۰/۶۹۴	۰/۹۴۸	-۰/۰۴۲	۰/۹۴۸	۰/۰۴۲	۰/۶۹۴	۰/۳۹۷	-۰/۰۴۲	۰/۹۴۸
	۹	۵	گوسی	۰/۲۳۰	۰/۰۰	۱/۱۲۸	۰/۷۰۴	۰/۹۷۳	-۰/۰۴۲	۰/۵۲۴	۰/۰۱۲	۰/۷۰۴	۰/۳۶۷	-۰/۰۴۲	۰/۵۲۴
	۱۰	۴	گوسی	۰/۲۷۷	۰/۰۰	۱/۰۹۳	۰/۷۰۵	۰/۹۳۲	-۰/۰۷۲	۰/۵۷۸	۰/۰۸۳	۰/۷۰۵	۰/۳۷۷	-۰/۰۷۲	۰/۵۷۸

جدول ۵: ساختار طراحی شده دبی کل

شماره مدل	ورودی‌های مدل	تعداد قوانین
۱۱	۱ و ۶	۹
۱۲	۴ و ۹	۹
۱۳	۵ و ۱۰	۹

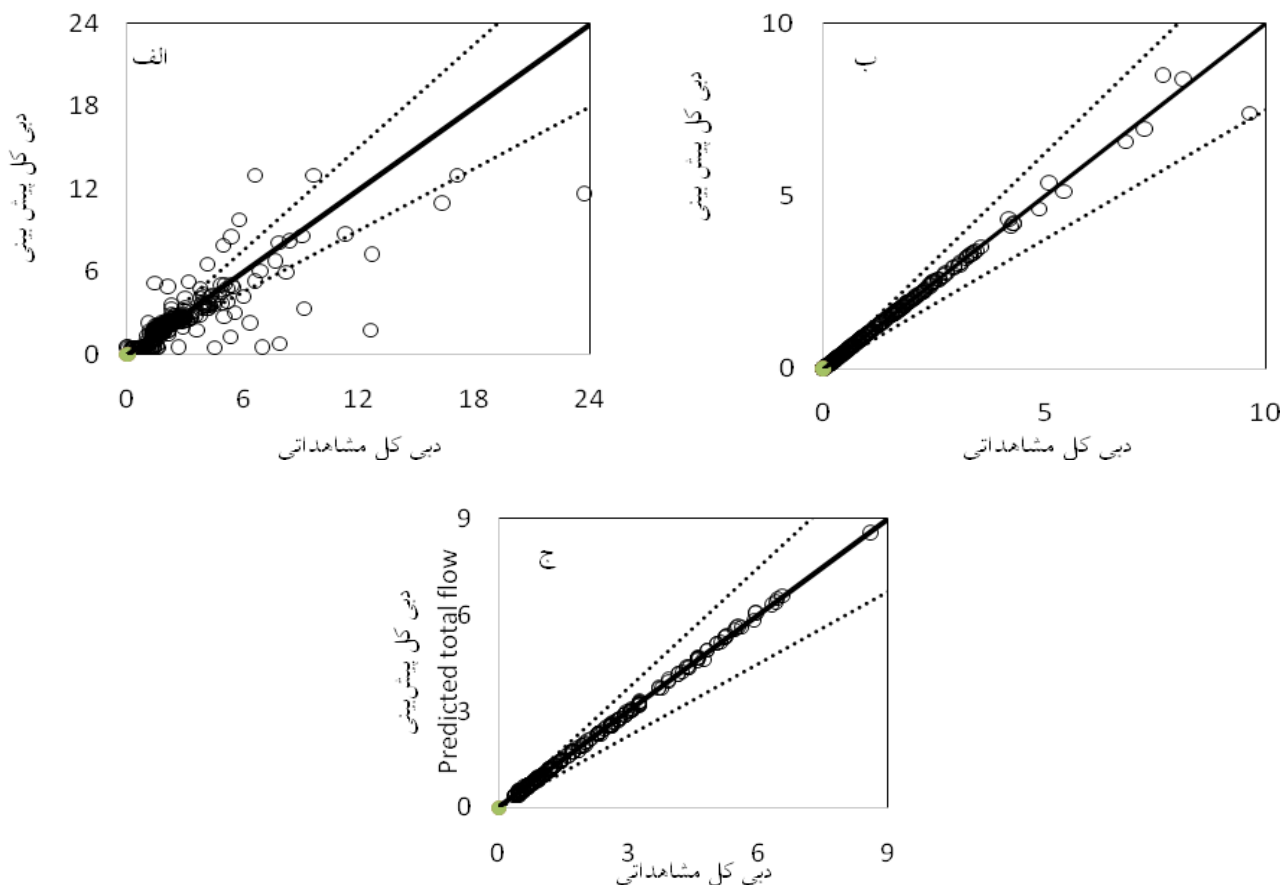
و همکاران [۳۶] نیز نشان می‌دهد اضافه شدن بارندگی به عنوان ورودی باعث افزایش مقدار خطای دبی محاسباتی شده است. در ایستگاه نوده‌خاندوز دما و بارندگی تأثیری بر دقت شبیه‌سازی رواناب ندارند اما در ایستگاه رامیان بارندگی خطای کمتری نسبت به دما به وجود آورده است و در ایستگاه لزوره دما خطای کمتری ایجاد کرده است. به‌طور کلی با جداسازی دبی پایه از جریان سطحی بدون نیاز به دما و بارندگی می‌توان شبیه‌سازی قابل قبولی ارائه کرد. شکل ۱ دیاگرام پراکنش دبی کل مربوط به مدل ۱۱ را در مرحله آزمون نشان می‌دهد. در ایستگاه نوده‌خاندوز پراکندگی نقاط در دبی‌های بیشتر از ۳ متر مکعب بر ثانیه زیاد و دقت پیش‌بینی دبی در این محدوده کم است. در کل دامنه تقاطعی وجود دارند که در محدوده $\pm 25\%$ قرار نگرفته‌اند. به‌طور کلی در این ایستگاه *ANFIS* دبی را با دقت کمی پیش‌بینی کرده است. ضریب تعیین و مقادیر خطا در جدول ۶ نیز این موضوع را تأیید می‌کند. در ایستگاه رامیان تمامی نقاط در محدوده اطمینان قرار گرفته است و دقت شبیه‌سازی زیاد است اما دبی‌های زیاد با مقداری خطا پیش‌بینی شده‌اند که می‌تواند به دلیل تعداد کم داده‌های حد بالا در داده‌های آموزش باشد که باعث شده شبکه به خوبی آموزش نبیند. در مطالعات دستورانی و همکاران [۹] و تالی خشک و همکاران [۳۶] نیز به این نکته اشاره شده است. در ایستگاه لزوره تمامی نقاط در محدوده اطمینان قرار گرفته و دبی با دقت بالایی پیش‌بینی شده است.

نتایج جدول (۶) نشان می‌دهد در ایستگاه نوده‌خاندوز مقادیر خطای مرحله آزمون برای هر سه مدل تقریباً مشابه بوده و مدل ۱۲ و ۱۳ که به ترتیب دما و بارندگی در روز قبل در آن‌ها وجود دارد تأثیری در کاهش مقدار خطا نداشته است. در ایستگاه رامیان مدل ۱۱ با کمترین مقدار خطای *RMSE* و بیشترین ضریب تعیین، رواناب را پیش‌بینی کرده است. در این ایستگاه اگرچه اضافه شدن ورودی‌های بارندگی (مدل ۱۲) و دما (مدل ۱۳) مقادیر خطا را افزایش داده ولی مشاهده می‌شود که مقدار خطا در مدل ۱۳ در مقایسه با مدل ۱۲، 54% کاهش داشته است. همچنین در ایستگاه لزوره مدل ۱۱ کمترین مقدار خطا و بهترین پیش‌بینی را داشته است و مدل ۱۲ در مقایسه با مدل ۱۳، مقدار خطا را تا 40% کاهش داده است.

همان‌طور که مشاهده می‌شود مدل ۱۱ در هر سه ایستگاه عملکرد قابل قبولی داشته است. مدل‌های ۱۲ و ۱۳ نشان دادند هنگامی که دبی پایه و جریان سطحی جداگانه پیش‌بینی می‌شوند دما و بارندگی نمی‌توانند باعث افزایش دقت شبیه‌سازی گردند و حتی در بعضی از ایستگاه‌ها باعث افزایش خطا می‌گردند. نتایج مطالعات تالی خشک

جدول ۶: نتایج حاصل از پیش‌بینی مدل‌های مختلف دبی کل در سه ایستگاه

ایستگاه	شماره مدل	تعداد قوانین بهترین تابع		آموزش			صحت‌سنجی			آزمون	
		متن	عضویت	RMSE	R ²	MBE	RMSE	R ²	MBE	RMSE	R ²
نوده‌خاندوز	۱۱	۵	مثلی	۱/۲۴۷	۰/۵۵۱	۰/۰۰	۱/۳۱۵	۰/۲۰۴	-۰/۰۷	۱/۴۱۳	۰/۶۹۱
	۱۲	۸	گوسی	۱/۲۴۰	۰/۵۵۷	۰/۰۰	۱/۲۴۶	۰/۲۹۳	-۰/۰۷	۱/۴۲۴	۰/۶۸۶
	۱۳	۶	مثلی	۱/۲۶۶	۰/۵۳۸	۰/۰۰	۱/۲۶۹	۰/۲۵۹	-۰/۱۱	۱/۴۱۵	۰/۶۸۹
رامیان	۱۱	۷	مثلی	۰/۱۸۳	۰/۹۹۳	۰/۰۰	۱/۱۰۰	۰/۶۹۷	-۰/۰۷۳	۰/۱۳۱	۰/۹۹۱
	۱۲	۶	گوسی	۰/۶۵۳	۰/۹۰۶	۰/۰۰	۰/۸۹۸	۰/۸۷۳	-۰/۱۴۱	۰/۶۳۲	۰/۷۷۳
	۱۳	۶	دوزنقه‌ای	۰/۷۲۸	۰/۸۸۳	۰/۰۰	۰/۵۲۲	۰/۹۲۴	-۰/۰۲۴	۰/۴۱۰	۰/۹۱۱
لزوره	۱۱	۹	زنگوله‌ای	۰/۱۱۷	۰/۹۹۷	۰/۰۰	۰/۱۷۰	۰/۹۹۶	۰/۰۱۲	۰/۰۳۶	۰/۹۹۹
	۱۲	۸	پی	۰/۱۷۴	۰/۹۹۳	۰/۰۰	۰/۲۹۶	۰/۹۷۹	-۰/۰۰۵	۰/۲۱۶	۰/۹۸۱
	۱۳	۵	زنگوله‌ای	۰/۴۹۱	۰/۹۴۵	۰/۰۰	۰/۸۱۲	۰/۹۵۳	۰/۰۷۴	۰/۳۰۴	۰/۹۷۰



شکل ۱: دیاگرام پراکنش دبی کل حاصل از مدل ۱۱ در مرحله آزمون: در ایستگاه الف) نوده‌خاندوز، ب) رامیان و ج) لزوره

نتیجه‌گیری

در این تحقیق برای شبیه‌سازی دبی رودخانه با روش جداسازی دبی پایه در ایستگاه‌های نوده‌خاندوز، رامیان و لزوره در استان گلستان از ANFIS گردید. موتوویلیو و همکاران [۲۱] بیان کردند که اگر مقادیر R^2 در ارزیابی مدل بزرگتر یا مساوی ۰/۷۵ باشد نتایج خوب و در صورتی که این مقدار بین ۰/۳۶ تا ۰/۷۵ باشد، نتایج شبیه‌سازی قابل قبول می‌باشد. بنابراین با توجه به نتایج جدول ۶ مقادیر R^2 مدل‌های شبیه‌سازی شده مرحله آزمون در ایستگاه نوده‌خاندوز قابل قبول و در دو ایستگاه رامیان و لزوره نتایج شبیه‌سازی‌ها توسط تمامی مدل‌ها خوب بوده است. دبی پایه با استفاده از دبی روز قبل با دقت زیادی قابل پیش‌بینی است و از آن می‌توان در کارهای مختلف هیدرولوژیکی استفاده کرد.

نتایج این تحقیق نشان داد دبی روز قبل قوی‌ترین رابطه را با رواناب و در نتیجه بیشترین اثر مثبت در مدل‌سازی را دارد که این اثر حتی از اثر بارش نیز بیشتر است که مطابق با نتایج دستورانی و همکاران [۹]، اسکندری‌نیا و همکاران [۱۰]، نصری و همکاران [۲۲] و طالعی و همکاران [۳۱] است. همچنین مطالعات تورمینا و همکاران [۳۳] نیز نشان می‌دهد تأثیر ورودی‌ها به ترتیب اهمیت عبارتند از دبی، بارندگی و دما که با نتایج ایستگاه لزوره در این تحقیق هم‌خوانی دارد.

یکی از محدودیت‌های مدل عصبی - فازی، تعداد ورودی‌های آن است که با افزایش ورودی‌ها سرعت اجرای مدل کاهش می‌یابد. این محدودیت در سیستم فازی - عصبی به دلیل افزایش قوانین فازی می‌باشد، زیرا قوانین متناسب با متغیرهای ورودی به صورت توانی افزایش می‌یابد. با افزایش ورودی‌ها و متناسب با آن تعداد قوانین، ساختار پیچیده‌ای از مدل تشکیل می‌شود که روند شبیه‌سازی را بسیار طولانی می‌کند [۳۸]. از طرف دیگر تأثیر عوامل مختلف و برهم‌کنش این عوامل بر دبی جریان، پیش‌بینی آن را پیچیده می‌کند. نتایج این تحقیق نشان داد با تکنیک جداسازی دبی پایه و استفاده از سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی می‌توان با یک ورودی (دبی روز قبل) دبی جریان را با دقت خوب و سرعت زیاد (به دلیل تعداد قوانین کمتر) شبیه‌سازی کرد و محدودیت سرعت اجرای ANFIS را برطرف نمود.

منابع

1. Abdullahpour, M. and Satri, M. 2015. Forecasting daily river flow of Ahar Chay River using Artificial Neural Networks (ANN) and Comparison with Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS). Journal of water and soil and conservation. 1(22): 287-

Persian)

11. Eskandarinia, A. Ahmadi, M. Nazarppour, H. Timuri, M. and Moshfegh, M. 2010. Investigation the effect of antecedent precipitation in the river flow estimation using artificial neural network (case study Bakhtiari River). *Journal of watershed management*. 3(2): 51-62. (In Persian)

12. FalahQalhari, Q. Vahidian, A. Mousavi, M. and Habibi, M. 2007. Application of adaptive neuro-fuzzy inference systems and Mamdani Fuzzy Inference System in annual rainfall prediction 8th Intelligent Systems conference Ferdowsi University of Mashhad. (In Persian)

13. Fenicia, F. Solomatine, D. P. Savenije, H. H. G. and Matgen, P. 2007. Soft combination of local models in a multi-objective framework. *Hydrology and Earth Systems Sciences*. 11(6): 1797-1809.

14. Ghaffari, GH. and Vafakhah, M. 2013. Rainfall-runoff modeling using artificial neural networks and neuro-fuzzy adaptive system (case study Haji Ghoshan watershed). *Journal of watershed management*. 8(3): 120-136. (In Persian)

15. Ghanbarpour, M. Timuri, M. and Gholami, SH. 2008. Comparison of Base Flow Estimation Methods Based on Hydrograph Separation (Case study: Karun Basin). *Water and Soil Science, Journal of Science and Technology of Agriculture and Natural Resources*. 44(2): 1-13. (In Persian)

16. Gonzales, A. Nonner, J. Heijkers, J. and Uhlenbrook, S. 2009. Comparison of Different Base flow Separation methods in a Lowland Catchment. *Hydrology and Earth System Sciences*. 13(11): 2055-2068.

17. Hall, F. R. 1968. Base-flow recessions – A review. *Water Resources Research*. 4(5): 973-983.

18. Jain, A., and Srinivasulu, S. 2006. Integrated approach to model decomposed flow hydrograph using artificial neural network and conceptual techniques. *Journal of Hydrology*. 317(3-4): 291-306.

19. Kmasy, M. Alami, M. and Norani, V. 2012. Prediction of SPI drought index using ANFIS based on fuzzy C-mean clustering. *Journal of Water and Wastewater*. 4(2): 90-102. (In Persian)

298. (In Persian)

2. Aqil, M., Kita, L. Yano, A. and Nishiyama, S. 2007. A comparative study of artificial neural networks and neuro-fuzzy in continuous modeling of the daily and hourly behavior of runoff. *Journal of Hydrology*. 337(1-2): 22-34.

3. Arnold, J. and Allen, P. 1999. Automated methods for estimating baseflow and ground water recharge from streamflow records. *Journal of the American Water Resources Association*. 35(2): 411-424.

4. Brian, T.V.R., Kroll, Ch. and Famiglietti, J. 2013. Estimation of the base flow recession constant under human interference. *Water Resources Research*. 49(11): 7366-7379.

5. Cartwright, I. Gilfedder, B. and Hofmann, H. 2013. Contrasts Between Chemical And Physical Estimates Of Baseflow Help Discern Multiple Sources Of Water Contributing to Rivers. *Hydrology and Earth System Sciences* 10(18): 5943-5974.

6. Corzo, G. and Solomatine, D. 2007. Baseflow separation techniques for modular artificial neural networks modelling in flow forecasting. *Hydrological Sciences Journal*. 52(3): 491-507.

7. Corzo, G. and Solomatine, D. 2007. Knowledge-based modularization and global optimization of artificial neural network models in hydrological forecasting. *Neural Networks*. 20(4): 528-536

8. Danandemehr, A. and Majdzadeh Tabatabai, M. 2010. Effect of anticipant daily discharge in river flow forecasting using genetic programing. *Journal of water and soil (agricultural sciences and technology)*. 2(24): 325-333. (In Persian)

9. Dastorani, M. Sharifi, H. Talebi, A. and Moghaddamnia, A. 2011. Artificial neural networks and neuro-fuzzy inference system performance in rainfall-runoff modeling in Zayandehrood dam catchment. *Journal of Water and Wastewater*. 4(2): 114-125. (In Persian)

10. Eskandarinia, A. Ahmadi, M. Nazarppour, H. Timuri, M. and Moshfegh, M. 2009. Investigation the effect of antecedent precipitation in the river flow estimates using intelligence rainfall-runoff models 8th. *International Congress of Civil Engineering*. (In

- Trees and Neural Networks: Application to Flood Forecasting in the Upper Reach of the Huai River in China. *Journal of Hydrologic Engineering*. 9(6): 491-501.
31. Talei, A. Choy Chua, L. and Quek, Ch. 2010. A novel application of a neuro-fuzzy computational technique in event-based rainfall-runoff modeling. *Expert Systems with Applications*. 37(12): 7456-7468.
32. Talei, A. Choy Chua, L. and Wong, T. 2010. Evaluation of rainfall and discharge inputs used by adaptive network –based fuzzy inference systems (ANFIS) in rainfall-runoff modeling. *Journal of Hydrology*. 391(3-4): 248-262.
33. Taormina, R. Chau, K. and Sivakumar, B. 2015. Neural Network River forecasting through baseflow separation and binary-coded swarm optimization. *Journal of Hydrology*. 529(3): 1788-1797.
34. Teimuri, M. 2014. Evaluation of base flow separation on the basis of the recession curve. *Journal of Geographical Research*. 4(3): 57-66. (In Persian)
35. Tmskny, A. Zakerinia, M. Hezarjaribi, A. and Dehghani, A. 2013. Comparison of Base Flow separation methods from daily flow hydrograph (Case study: Upstream of Boostan dam catchment In Golestan province). *Journal of water and soil and conservation*. 6(3): 127-145. (In Persian)
36. Tullykhoshk, S. Mohsensaravi, M. Vafakhah, M. and Khalighisigaroudi, SH. 2014. Prediction of Daily River discharge using neuro-fuzzy model case study Taleghan watershed. *Journal of watershed management*. 10(2): 56-67. (In Persian)
37. Wang, W., Van Gelder, P. H. A. J. M. Vrijling, J. K. and Ma, J. 2006. Forecasting daily streamflow using hybrid ANN models. *Journal of Hydrology*. 324(1-4): 383-399.
38. Zratipour, A. Salajegheh, A. Almaai, N. and Askari, M. 2009. Investigation of rainfall-runoff using Neural Network and statistical two parameters regression (case study Minab watershed). *Journal of Watershed Management Researches*. 83(4): 70-74. (In Persian)
20. Lyne, V. and Hollick, M. 1979. Stochastic time variable rainfall runoff modeling. Institut of Engineers Australia National conference, publication. 79(10): 89-93.
21. Motovilov, Y. Gottschalk, L. Engeland, K. and Rodhe, A. 1999. Validation of a distributed hydrological model against spatial observations. *Agricultural and forest meteorology*. 98(99): 257-277.
22. Nasri, M. Modares, R. and Dastorani, M. 2009. Artificial Neural Network validation for rainfall-runoff relationship of Zayandehrud Dam Basin. *Watershed Management Researches Journal*. 88(127): 17-26. (In Persian)
23. Nathan, R. and McMahon, T. 1990. Evaluation of automated techniques for base flow and recession analysis. *Water Resources Research*. 26(7): 1465-1473.
24. Nourani, V. Kisi, Ö. and Komasi, M. 2011. Two hybrid Artificial Intelligence approaches for modeling rainfall-runoff process. *Journal of Hydrology*. 402(1-2): 41-59.
25. Rahimi, L. Dhqani, A. Ghorbani, KH. and Abdolhosseini, M. 2014. Comparative Analysis of Time Series Models for Total Flow, Base-Flow and Runoff (Case study: Chehelchai River, Gloestan Province). *Journal of water and soil and conservation*. 3(1): 55-77. (In Persian)
26. Roushangar, K. Vojoudi Mehrabani, F. and Taghi Alami, M. 2013. Forecasting daily stream flows of Vaniar River using genetic programming and neural networks approaches. *Journal of Civil Engineering and Urbanism*. 3(4): 197-200.
27. Shafie, A. Jaafer, O. and Akrami, A. 2011. Adaptive neuro-fuzzy inference system based model for rainfall forecasting in klang river Malaysia. *International journal of the physical sciences*. 6(12): 2875-2888.
28. Shiri, J. Kisi, O. Makarynsky, O. Shiri, A. and Nikoofar, B. 2012. Forecasting daily stream flows using artificial intelligence approaches. *Ish journal of hydraulic engineering*. 18(3): 204-214.
29. Sivakumar, B. and Berndtsson, R. 2010. Advances in Data-based Approaches for Hydrologic Modeling and Forecasting. World Scientific, Singapore.
30. Solomatine, D. and Xue, Y. 2004. M5 Model



Abstract

Forecasting Streamflow Using base Flow Separation Technique

A. Bagherpoor¹, M. Seyedian^{*2}, S. M.Fathabadi² and A.Mohamadi²

Received: 2017/09/28 Accepted: 2018/06/09

Materials and methods: In this study, daily rainfall-runoff simulation were discussed during 2000-2005 Khormaloo, Gharechay, Chehelchay Rivers in Golestan province using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS). First separate base and surface flow using a recursive digital filter. First separate base and surface flow using a recursive digital filter. Then using discharge in antecedent days and meteorological parameters such as temperature and rainfall, base and surface flow simulated separately using ANFIS and the best entries were determined. Total flow was determined by combination of best model of base and surface flow by ANFIS. The results of the combination of base flow and surface flow models and finally total flow modeling showed in all three stations, the model that combination of base flow and surface flow on before day has highest coefficient of determination and minimum error. Coefficient of determination in the test phase for Nodeh Khandooz, Ramian and Lazoore stations is 0.691, 0.991 and 0.999 respectively and error in stations is 1.413, 0.131 and 0.036 respectively. The results showed that the use of separation base flow technique increase the speed and accuracy of simulation and eliminates the problem of low speed execution in ANFIS and base and total flow predicted accurately.

Keywords: Base flow, Total flow, Surface flow, ANFIS

1. Watershed Graduate student, Gonbad-e-Kavouse University.

2. Assistant Professor, Faculty of Agriculture, Gonbad-e-Kavouse University.*Corresponding author Email: seyedian@gonbad.ac.ir