

برآورد فراسنج‌های مؤثر در دبی رودخانه با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در حوضه آبی دهگلان - کردستان

مسعود مرادی^{۱*}، محمدحسین قلی‌زاده^۲

^۱ دانشجوی دکتری آب و هواشناسی دانشگاه محقق اردبیلی، ایران
^۲ استادیار آب و هواشناسی دانشکده منابع طبیعی دانشگاه کردستان، ایران
تاریخ دریافت: ۹۲/۹/۱۲؛ تاریخ پذیرش: ۹۳/۱۰/۲۲

چکیده

کمبود بارش در یک دوره می‌تواند سبب کاهش تغذیه شود که به دنبال آن کاهش جریان سطحی و افت آب‌های زیرزمینی را سبب می‌شود. با توجه به اهمیت منابع آب در زندگی بشر، ایجاد تنش در دستیابی به منابع پایدار و قابل اطمینان اهمیت زیادی در میزان توسعه و پیشرفت جامعه دارد. این تنش‌ها می‌تواند به دلایل طبیعی و یا استفاده‌ی نادرست و غیر معقولانه از منابع آبی باشد و همراهی این دو عامل با هم سبب تشدید این تنش‌ها می‌شود. هدف از این پژوهش، بررسی فراسنج‌های مؤثر در تغییرات دبی ماهانه در حوضه‌ی آبی دهگلان است. داده‌های مورد استفاده در این تحقیق شامل بارش، تبخیر (حاصل از اندازه‌گیری تشت تبخیر)، دما و دبی ایستگاه‌های واقع در حوضه‌ی آبی دهگلان است که از سازمان هواشناسی و شرکت آب منطقه‌ای استان کردستان اخذ شده است. ابتدا داده‌های مربوط به بارش در سطح حوضه با استفاده از شاخص SPI استاندارد شده و سایر داده‌های اقلیمی و هیدرولوژیکی نیز نرمال‌سازی شد. سپس با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و به روش پرسپترون چندلایه، مدل‌های مختلفی از این داده‌ها بررسی شد. نتایج حاصل از بررسی مدل‌های مختلف نشان می‌دهد که بیشترین همبستگی و کم‌ترین مربعات خطا در شرایطی به دست می‌آید که شاخص SPI در مقیاس شش ماهه، دبی در ماه قبل و دما و تبخیر در ماه حاضر به عنوان ورودی شبکه و دبی ماه حاضر به عنوان خروجی به مدل معرفی شود. مقایسه‌ی روش شبکه‌های عصبی مصنوعی و رگرسیون چند متغیره، حاکی از نتایج بهتر در پیش‌بینی دبی ماهانه با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی است.

واژگان کلیدی: خشک‌سالی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، آب‌های سطحی، حوضه دهگلان.

مقدمه

منابع آب موجود در محدوده‌ی حوضه‌های آبی، ارتباط نزدیک با بارش و رواناب حاصل از آن دارد و نزولات جوی وارده بر آن از طریق نفوذ در خاک، جریان سطحی و زیر سطحی به نوبه خود تأمین‌کننده آب مصرفی گیاهان، آب شرب، صنعت و کشاورزی است. در این ارتباط، خشک‌سالی به عنوان پدیده‌ای نامحسوس و طبیعی که در پی کاهش بارندگی در یک دوره ممتد کوتاه یا طولانی روی می‌دهد (Hardy, 2003: 39)، تأثیر عمده‌ای در میزان رواناب دارد.

طرح مسأله

با توجه به اهمیت منابع آب در زندگی بشر، ایجاد تنش در دست‌یابی به منابع پایدار و قابل اطمینان، اهمیت زیادی در میزان توسعه و پیشرفت جامعه دارد. این تنش‌ها به دلایل طبیعی و یا استفاده‌ی نادرست و غیر معقولانه از منابع آبی رخ می‌دهد. در حوضه‌ی آبی دهگلان می‌توان گفت این دو جنبه در سال‌های همراه با وقوع خشک‌سالی تشدید شده و اثرات منفی آن در کشاورزی، شرب و صنعت نمود پیدا کرده است. بنابراین با بررسی تغییرات رواناب سطحی در خروجی حوضه در ارتباط با مقادیر بارش، می‌توان وضعیت منابع آبی و رفتار هیدرولوژیکی حوضه را در دوره‌های خشک‌سالی و ترسالی شناسایی کرد. از اهداف پژوهش حاضر می‌توان به شناسایی دوره‌های رخداد خشک‌سالی در سطح حوضه‌ی آبی دهگلان، بررسی شیوه‌های بهتر آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی دبی ماهانه و شناسایی بهترین مدل همبستگی میان فراسنج‌های اقلیمی و دبی ماهانه اشاره کرد.

پیشینه تحقیق

محققان از روش‌های مختلفی برای محاسبه و مدل کردن رابطه میان پارامترهای اقلیمی و آب‌های سطحی استفاده کرده‌اند. برای مثال کوارنر^۱ و همکاران (۱۹۹۷: ۱۷۴) به تحلیل تأثیر کاربری اراضی، اقلیم و کاهش آب‌های زیرزمینی در جریان رودخانه پرداخته‌اند. تأثیر این تغییرات در جریان رودخانه با استفاده از مدل‌های فیزیکی^۲ تحلیل شده است. با توجه به اینکه این مدل‌ها مبنای فیزیکی دارند، برای موقعیت‌های بالقوه با شرایط تغییر یافته که ممکن است سیستم هیدرولوژیکی را تحت تأثیر قرار داده باشد، مناسب‌اند. این مدل‌ها برای حوضه‌ی رودخانه‌های هلند، نروژ و اسکاتلند بررسی شده‌اند. شبیه‌سازی تأثیر جنگل‌زایی، تغییرات بارش در تغذیه‌ی آب‌های زیرزمینی و کاهش آب‌های زیرزمینی در خشک‌سالی‌های جریان سطحی، از موارد استفاده از این مدل‌ها بوده است. در تحقیقی دیگر (Fang,

1- Querner

2- BILAN, HBVMOR, MODFLOW, MOGROW

Pomeroy & 2005:236) تأثیر خشک‌سالی بر آب‌های سطحی و زیرزمینی در چمن‌زارهای کانادا بررسی شده است. نتیجه‌ی این پژوهش، تأثیر افت بارش و کاهش در انباشت برف و در نتیجه پایین آمدن میزان رواناب را از علل اساسی کاهش در منابع آب سطحی و زیرزمینی در خشک‌سالی ۱۹۹۹-۲۰۰۲ قلمداد می‌کند. پالمیو^۱ و کاسارانو^۲ (۲۰۰۸: ۴۵) با استفاده از داده‌های بارش، دما و تخلیه‌ی رودخانه در جنوب ایتالیا، به بررسی تأثیر تغییر اقلیم اخیر در قابلیت دسترسی به منابع آب پرداخته‌اند. ایشان روش‌های تجزیه و تحلیل متعددی، شامل: تحلیل مؤلفه‌های مینا برای تقسیم‌بندی منطقه مورد مطالعه به قسمت‌های همگن، تحلیل روند، بررسی من‌کندال^۳، آزمون تی-استیودنت^۴، تحلیل‌های همبستگی و میانگین فصلی، سالانه و متحرک مؤلفه‌ها را با استفاده از تحلیل فضایی هر کدام از مؤلفه‌ها در GIS بررسی کردند. نتایج کار این دو حاکی از روند منفی بارش از ۰/۸- تا ۲/۹- در سطح منطقه است. اما بررسی تغییرات درجه حرارت نشان می‌دهد که این پارامتر در اکثر مناطق بدون روند بوده است.

آکسوی^۵ و داهامشه^۶ (۲۰۰۹: ۹۲۰) با استفاده از شبکه‌های عصبی به پیش‌بینی بارش ماه آینده در منطقه‌ی خشک و نیمه‌خشک اردن پرداخته است. آن‌ها شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل پس‌انتشار خطا، تابع مبنای شعاعی و همبستگی تعمیم‌یافته را در مقایسه با یک همبستگی چندمتغیره ساده بررسی کرده‌اند. از سه ایستگاه منتخب در دو ایستگاه با روش پس‌انتشار خطا، بیش‌ترین همبستگی به دست آمد. در یک ایستگاه نتایج کار با سه روش پس‌انتشار خطا، تابع مبنای شعاعی و همبستگی تعمیم‌یافته مشابه بوده است. اسکیوتو^۷ و همکاران (۲۰۰۹: ۱۴)، کیفیت داده‌های بارش را با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی کنترل نموده و دقت پروژه را با شناسایی خطاهای داده‌های موجود ارزیابی کرده‌اند. مندز^۸ و همکاران (۲۰۰۴: ۳۸)، رفتار هیدرولوژیکی حوضه‌ی رودخانه‌ی گالاس در شمال غرب اسپانیا را با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی مدل‌سازی کردند و به نتایج قابل قبولی دست یافتند. میشر^۹ و دسای^{۱۰} (۲۰۰۶: ۱۲۷) با مقایسه‌ی مدل‌های خطی تصادفی، شبکه‌ی عصبی چندمرحله‌ای بازگشتی و شبکه‌ی عصبی چندمرحله‌ای مستقیم در زمینه پیش‌بینی خشک‌سالی را در بازه‌های زمانی

- 1- Polemio
- 2- Casarano
- 3- Mankendal
- 4- T Studet
- 5- Aksoy
- 6- Dahamsheh
- 7- Sciuto
- 8- Mendez
- 9- Mishra
- 10 - Desai

مختلف بررسی کردند. همچنین می‌توان به کار اسکویوتو (۲۰۰۹: ۱۳) در این زمینه اشاره کرد. رخدادهای خشک‌سالی در مناطق مختلف کشور، تأثیر محسوس بر منابع آب دارد. برخورداری و خسروشاهی (۱۳۸۵: ۱۹۳) تغییرات هیدرولوژیکی حوضه‌ی آبی میناب را در ارتباط با خشک‌سالی و تغییرات کاربری اراضی در سه دوره‌ی زمانی با استفاده از روش GIS & RS بررسی کرده‌اند. نتایج کار آن‌ها نشان داد که در دوره‌های ترسالی با میزان بارندگی مشابه، دبی‌های متوسط و آب‌پایه‌ی رودخانه کاهش قابل چشمگیری یافته است. اسلامیان و همکاران (۱۳۸۸: ۷۹) با بررسی تغییرات روند بارش، تعیین دبی سیلاب و ترسیم هیدروگراف سیلاب در دوره‌های بازگشت مختلف وضعیت سیلاب را در حوضه‌ی آبی دشت بوئین بررسی کردند. سپس سطح آب‌های زیرزمینی و تأثیر تغییرات بارندگی بر تغییرات آن را از طریق ایجاد ضریب همبستگی با تأخیر زمانی یک تا شش ماهه بررسی کردند. نتایج کار آن‌ها نشان داد که اثر ریزش‌های جوی بر سطح ایستابی با تأخیر سه ماهه صورت می‌گیرد. روش برنامه‌ریزی ژنتیک (GP) به عنوان یک روش صریح برای پیش‌بینی جریان رودخانه‌ها به منظور بررسی تأثیر توالی دبی روزانه در پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه‌ی آبرده واقع در استان لرستان (داننده مهر و مجدزاده، ۱۳۸۸: ۳۲۶)، مورد استفاده و دقت نتایج حاصله با روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی مقایسه شده است. نتایج، حاکی از کارایی مناسب و دقت بالای برنامه‌ریزی ژنتیک در مقایسه با شبکه‌ی عصبی مصنوعی در پیش‌بینی جریان رودخانه در منطقه‌ی مورد مطالعه است.

رضوی و کارآموز (۱۳۸۸: ۹۴۴) برای پیش‌بینی ماهانه‌ی جریان رودخانه، از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده کرده‌اند و کاربرد آن با استفاده از آمار و اطلاعات حوزه‌ی سد زاینده‌رود در پیش‌بینی رواناب زاینده‌رود در محل ورودی به سد آزمایش شده و در پایان برای مقایسه، از روش رگرسیون خطی نیز استفاده شده است. نتایج نشان‌دهنده‌ی توانایی و برتری شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی جریان رودخانه با دقت قابل قبول است.

در موارد مشابه می‌توان از کارهای خسروی و شکیبیا (۱۳۸۹: ۸)، صادقی و همکاران (۱۳۸۴: ۴)، زارع‌زاده و حداد (۱۳۸۹: ۹۴۴)، خوشحال و حسینی (۱۳۸۹: ۱۰۹) و قلی‌زاده و دارند (۱۳۸۸: ۵۱) نیز نام برد.

سؤالات تحقیق

این پژوهش درصدد است تا به سؤالات زیر پاسخ دهد:

- در دوره آماری از مهر ۱۳۶۵ تا مهر ۱۳۸۸، چند دوره خشک‌سالی در سطح حوضه رخ داده است؟
- چه رابطه‌ای میان مقیاس زمانی شاخص بارش استاندارد و تغییرات دبی ماهانه وجود دارد؟
- فراسنج‌های مؤثر در تغییرات دبی ماهانه کدامند؟

– آیا شبکه‌های عصبی مصنوعی، نتایج بهتری نسبت به رگرسیون چندمتغیره ارائه می‌دهند؟

مفاهیم، دیدگاه‌ها و مبانی نظری

در هر منطقه‌ای بر اساس نوع منابع و ذخایر آب موجود، متغیرهای مختلفی در بیلان آبی و توزیع زمانی و مکانی منابع آبی تأثیر می‌گذارند. هر چند پیش‌گیری کامل از وقوع کمبود آب امری ناممکن به نظر می‌رسد، با اتخاذ تدابیر مدیریتی و اجرای برنامه‌های متناسب با ظرفیت‌ها و امکانات موجود در هر منطقه، قدم‌های مطمئن‌تری را می‌توان در زمینه‌ی استفاده از منابع آبی یک منطقه در بخش‌های مختلف کشاورزی، شرب و صنعت برداشت. در این زمینه، یکی از مهم‌ترین اقدامات اولیه، آگاهی از شرایط آب و هوایی و نحوه‌ی ارتباط میان عناصر اقلیمی و رفتار هیدرولوژیکی در یک حوضه‌ی آبی است. چرخه‌ی هیدرولوژیکی تحت تأثیر تغییرات بارش به عنوان تابعی از مقیاس‌های زمانی با بسامدهای متفاوتی از متغیرهای هیدرولوژیکی - اقلیمی شکل می‌گیرد (4: Vasiliades, 2009). مطالعه و شناخت روابط موجود میان این متغیرها در حوضه‌ی آبی دهگلان می‌تواند ما را در آگاهی بیشتر از منابع آبی موجود و استفاده‌ی بهینه از آن کمک کند.

روش تحقیق

داده‌های مورد استفاده در این تحقیق شامل داده‌های بارش، تبخیر (حاصل از اندازه‌گیری‌های تشت تبخیر)، دما و دبی ایستگاه‌های واقع در حوضه آبی دهگلان است که از سازمان هواشناسی و شرکت آب منطقه‌ای استان کردستان اخذ شده است. دوره‌ی آماری مورد بررسی از سال آبی ۱۳۶۵-۱۳۶۶ تا ۱۳۸۶-۱۳۸۷ و در مقیاس زمانی ماهانه است.

جدول ۱ - مشخصات جغرافیایی ایستگاه‌های هواشناسی واقع در محدوده

نام ایستگاه	نوع ایستگاه	مشخصات جغرافیایی		
		طول شرقی	عرض شمالی	ارتفاع (متر)
بیلان آباد	تبخیرسنجی	۴۷/۹	۳۵/۰۸	۲۰۲۵
ناصرآباد	تبخیرسنجی	۴۷/۳۰	۳۵/۱۷	۱۷۷۱
قروه	سینوپتیک	۴۷/۴۸	۳۵/۱۰	۱۹۲۵
قاملو	اقلیم‌شناسی	۴۷/۲۹	۳۵/۱۱	۱۹۱۰
سراب شهرک	اقلیم‌شناسی	۴۷/۳۶	۳۵/۶۱	۱۹۸۳
خسروآباد	باران‌سنجی	۴۷/۶۱	۳۵/۸۵	۱۸۷۹
حسن خان	باران‌سنجی	۴۷/۰۳	۳۵/۷۱	۱۷۴۵
حسن خان	هیدرومتری	۴۵/۰۳	۳۵/۷۱	۱۷۴۵

ابتدا داده‌های یاد شده از نظر صحت و دقت با استفاده از روش جرم مضاعف بررسی شد و پس از اطمینان از صحت آن‌ها، داده‌های مفقود هر ایستگاه با استفاده از داده‌های ایستگاه‌های مجاور و از طریق روش نسبت‌ها و تفاضل‌ها (علیزاده، ۱۳۸۸: ۷۳۰) بازسازی شد. داده‌های مفقود شامل یک سال آمار بارش در ایستگاه‌های خسروآباد و صلوات‌آباد است که ۴/۵ درصد از آمار بارش هر ایستگاه را شامل می‌شود.

برای مطالعه‌ی خشک‌سالی‌ها، از شاخص بارش استاندارد استفاده شده است. امکان استفاده در مقیاس‌های زمانی مختلف و با اهداف متفاوت، قابلیت استفاده در اقلیم‌های مختلف به دلیل خاصیت نرمال بودن و سهولت در محاسبه‌ی خشک‌سالی (Hayes et al., 1999: 430) را می‌توان از جمله دلایل انتخاب این شاخص برای محاسبه‌ی خشک‌سالی عنوان کرد. شاخص بارش استاندارد از طریق رابطه‌ی (۱) به دست می‌آید.

$$SPI = \frac{Pi - \bar{p}}{s} \quad \text{رابطه (۱)}$$

در این رابطه، SPI شاخص بارش استاندارد، pi میزان بارش هر ماه در دوره‌ی آماری، \bar{p} میانگین بارش برای دوره‌ی مورد نظر و s انحراف معیار مقادیر بارش است. برای محاسبه‌ی شاخص SPI بر اساس آمار طولانی‌مدت بارندگی در دوره‌ی آماری، ابتدا داده‌های بارندگی را بر یک توزیع احتمالاتی برازش داده و سپس آن را به توزیع نرمال تبدیل می‌کنیم؛ به طوری که میانگین برای دوره و منطقه‌ی مورد نظر صفر شود (عرفانیان و احمدیان، ۱۳۸۸: ۳). این خاصیت نرمال بودن SPI، یکی از مهم‌ترین مزایای این شاخص به شمار می‌رود. از این رو اقلیم‌های خشک و مرطوب می‌توانند به یک روش، مشخص شوند.

جدول ۲- طبقه‌بندی مقادیر SPI (مک کی ۱۹۹۳)

۲ و بیشتر	فوق‌العاده مرطوب
۱/۵ تا ۱/۹۹	خیلی مرطوب
۱ تا ۱/۴۹	مرطوب متوسط
۰/۹۹ تا -۰/۹۹	نزدیک به نرمال
-۱ تا -۱/۴۹	خشک ملایم
-۱/۵ تا -۱/۹۹	خشک شدید
-۲ و کم‌تر	فوق‌العاده خشک

بر اساس شاخص SPI، رخداد خشک‌سالی در مقیاس زمانی t دوره‌ای است که در آن شاخص بارش استاندارد، پیوسته منفی بوده و مقدار آن -1 و یا کم‌تر باشد (Mckee et al., 1993: 2).

شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱

شبکه‌های عصبی، نوعی مدل‌سازی ساده‌انگارانه از سیستم‌های عصبی واقعی است که کاربرد فراوانی در حل مسائل مختلف در علوم دارد. شاید مهم‌ترین مزیت این شبکه‌ها، توانایی وافر آن‌ها در کنار سهولت استفاده از آن‌ها باشد (www.mathhouse.org).

با استفاده از قانون یادگیری که در واقع یک الگوریتم ریاضی پیچیده است، هر شبکه برای به وجود آمدن و قابل قبول بودن با استفاده از دو سری داده، شامل سری آموزش و سری آزمون که به ترتیب هشتاد درصد و بیست درصد داده‌ها را شامل می‌شود، شروع به یادگیری می‌کند.

یادگیری این نوع شبکه از نوع یادگیری با ناظر است. به طور کلی باید دو مورد مهم و اساسی در مدل‌سازی شبکه‌ی عصبی رعایت شود. اول اطمینان از ارتباط کلی خروجی شبکه با داده‌های ورودی است که از طریق معیارهای ارزیابی خطا مانند میانگین مربعات خطا (MSE)^۲ و ضریب همبستگی (R^2) قابل اندازه‌گیری است. دومین مورد، انتخاب بهینه‌ی تعداد مناسب نودهای مخفی است که غالباً از طریق آزمون و خطا و یا فرمول‌های موجود قابل تعیین است (Lallahem et al, 2004: 93). در این مطالعه، تعداد نودهای مخفی مناسب از طریق آزمون و خطا به دست آمده است. مراحل عملی این کار در محیط متلب^۳ و به روش پیشخور پس‌انتشار خطا^۴ (FFBP) انجام شده است. در این روش تعداد سه لایه به نام‌های لایه‌ی ورودی، لایه‌(های) پنهان و لایه‌ی خروجی وجود دارد که هر کدام، تعداد مشخصی نرون دارد. تعداد متغیرها در لایه‌ی ورودی، مشخص‌کننده‌ی تعداد نرون‌ها در این لایه و تعداد متغیرها در لایه‌ی خروجی، مشخص‌کننده‌ی تعداد نرون‌ها در لایه‌ی خروجی است. تعداد نرون‌ها در لایه‌ی پنهان به رویه‌ی آموزش - خطا بستگی دارد که در آن خطای میان متغیرهای مشاهده‌ای و مدل خروجی به حداقل رسیده باشد. با استفاده از یک تابع مناسب، متغیرهای ورودی ($x_i, i=1, \dots, n$) در لایه‌ی پنهان توسط رابطه (۲) پردازش می‌شود.

$$z_j = f\left(\sum_{x=1}^n x_i w_{ij} + b_j\right), \quad j=1, \dots, h \quad \text{رابطه (۲)}$$

که در آن w_{ij} وزن اتصال از آمین نرون ورودی به آمین نرون در لایه‌ی پنهان و b_j بایاس، آمین نرون لایه‌ی پنهان است. همچنین h ، نرون خروجی در لایه‌ی پنهان است. در مرحله‌ی بعد برای دستیابی به مدل خروجی، خروجی‌های لایه‌ی پنهان ($z_j, j=1, \dots, h$) به وسیله رابطه‌ی (۳) تبدیل می‌شود.

$$y_k = f\left(\sum_{x=1}^h z_j w_{jk} + b_k\right), \quad k=1, \dots, m \quad \text{رابطه (۳)}$$

1- Artificial Neural Network(ANN)

2- Mean Square Error

3- MATLAB

4- Feed Forward Back Propagation

که در آن w_{jk} ، وزن اتصال از آزمون نرون پنهان به k آزمون نرون خروجی و b_k بایاس، k آزمون نرون خروجی است. نرون‌های m در لایه خروجی قرار دارد (Ender&Filho, 2003, 194). مدل‌های متفاوتی از شبکه عصبی در دسترس است که هر کدام برای هدفی خاص بکار روند. در این تحقیق با توجه به مطالعات و تحقیقات قبلی در زمینه منابع آبی برای رسیدن به هدف از شبکه‌های عصبی پیشخور پس انتشار خطا با الگوریتم لوببرگ - مارکورت^۵ که بهترین راندمان را نسبت به دیگر مدل‌های شبکه عصبی در زمینه موضوع تحقیق دارد استفاده شده است. با توجه به این‌که دبی رودخانه به عواملی همچون بارندگی و میزان برف در هر ماه بستگی دارد، ارتباط دبی رودخانه با SPI در مقیاس‌های زمانی ۱، ۳، ۶ و ۱۲ ماهه، دبی جریان رودخانه در ماه‌های گذشته، دما، تبخیر در هر ماه و ماه‌های گذشته مورد بررسی قرار گرفته است. بیست درصد از داده‌های یادشده برای سری آزمون و به صورت تصادفی از میان کل داده‌های مورد استفاده انتخاب شده است. این کار سبب می‌شود تا سری آزمون، نمونه‌ی نزدیک‌تری به سری آموزش در شبکه باشد.

در نهایت خروجی‌های حاصل از توابع مختلف برای دستیابی به مناسب‌ترین مدل بررسی شده است. معیار تصمیم‌گیری بر پایه‌ی میانگین مربعات خطا و ضریب همبستگی است که این دو به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (q_{o,i} - q_{f,i})^2}{N} \quad \text{رابطه (۴)}$$

$$R^2 = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (q_{o,i} - \bar{q}_o)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (q_{o,i} - \bar{q}_o) \sqrt{(q_{f,i} - \bar{q}_f)}}} \right] \quad \text{رابطه (۵)}$$

که در آن $q_{f,i}$ و $q_{o,i}$ به ترتیب دبی مشاهده شده و پیش‌بینی شده در ماه i را در تمام n ماه موجود نشان می‌دهد و \bar{q}_o و \bar{q}_f مربوط به میانگین درازمدت بارش مشاهده شده و پیش‌بینی شده است. قبل از آموزش شبکه، داده‌های ورودی از طریق رابطه‌ی (۶) نرمال‌سازی شده‌اند.

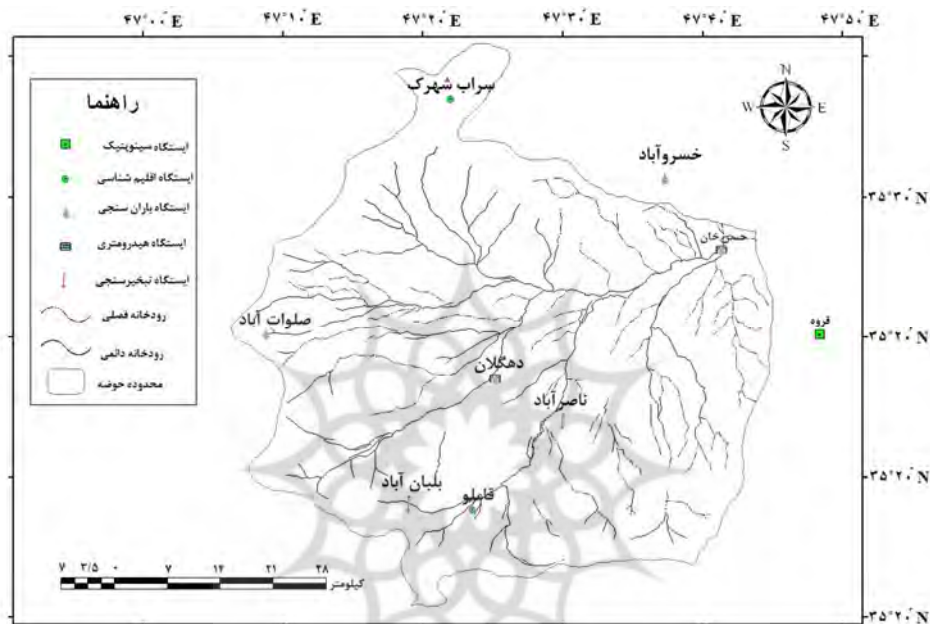
$$X_n = \frac{x_o - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad \text{رابطه (۶)}$$

در این رابطه، x_n داده‌های نرمال شده، x_o داده‌های اصلی و x_{min} و x_{max} مقادیر حداکثر و حداقل در میان داده‌های اصلی را نشان می‌دهد.

محدوده و قلمرو پژوهش

شکل (۱)، موقعیت حوضه آبی دهگلان را نشان می‌دهد. این محدوده به صورت دشتی با روند شمال غربی- جنوب شرقی کشیده شده است که از سه طرف با خط‌الرأس کوهستان‌های اطراف حوضه و در

قسمت شرقی با موج‌های طاق‌دیسی موجود، از حوضه‌های اطراف خود جدا می‌شود. محدوده‌ی مورد مطالعه در استان کردستان و در شرق شهرستان سنندج بین طول‌های جغرافیایی $01^{\circ} 47'$ تا $04^{\circ} 47'$ شرقی و عرض‌های جغرافیایی $00^{\circ} 35'$ تا $02^{\circ} 35'$ شمالی قرار دارد. مساحت این حوضه بالغ بر 2870 کیلومتر مربع است.



شکل ۱- موقعیت ریاضی حوضه‌ی آبی دهگلان

بحث اصلی

یافته‌ها و تجزیه و تحلیل

- بررسی خشک‌سالی در مقیاس‌های زمانی مختلف نشان می‌دهد که با افزایش مقیاس زمانی در محاسبه‌ی بارش استاندارد از تعداد دوره‌های خشک‌سالی کاسته می‌شود (شکل ۲).
- شاخص بارش استاندارد در مقیاس سالانه‌ی پنج دوره‌ی خشک‌سالی با شدت و ضعف مختلف را در طول دوره‌ی آماری مورد بررسی نشان می‌دهد (شکل ۲).
- در بررسی فراسنج‌های مؤثر در تغییرات دبی ماهانه، بیش‌ترین میزان همبستگی و کم‌ترین میانگین مربعات خطا بین متغیرهای مستقل شامل دبی ماه گذشته، شاخص بارش استاندارد در مقیاس شش ماهه و دما و تبخیر در ماه همزمان با متغیر وابسته‌ی دبی ماهانه به دست آمد (جدول ۳).
- بررسی روش‌های مختلف در آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی نشان می‌دهد که آموزش شبکه

به روش ۱-۱۰-۱۰-۴، نتایج بهتری نسبت به سایر روش‌ها ارائه می‌دهد (جدول ۴).
- مقایسه‌ی روش‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی و رگرسیون چندمتغیره نشان می‌دهد که روش شبکه‌های عصبی مصنوعی، نتایج بهتری را به دست می‌دهد (جدول ۵). در ادامه به شرح و تحلیل یافته‌های پژوهش می‌پردازیم:

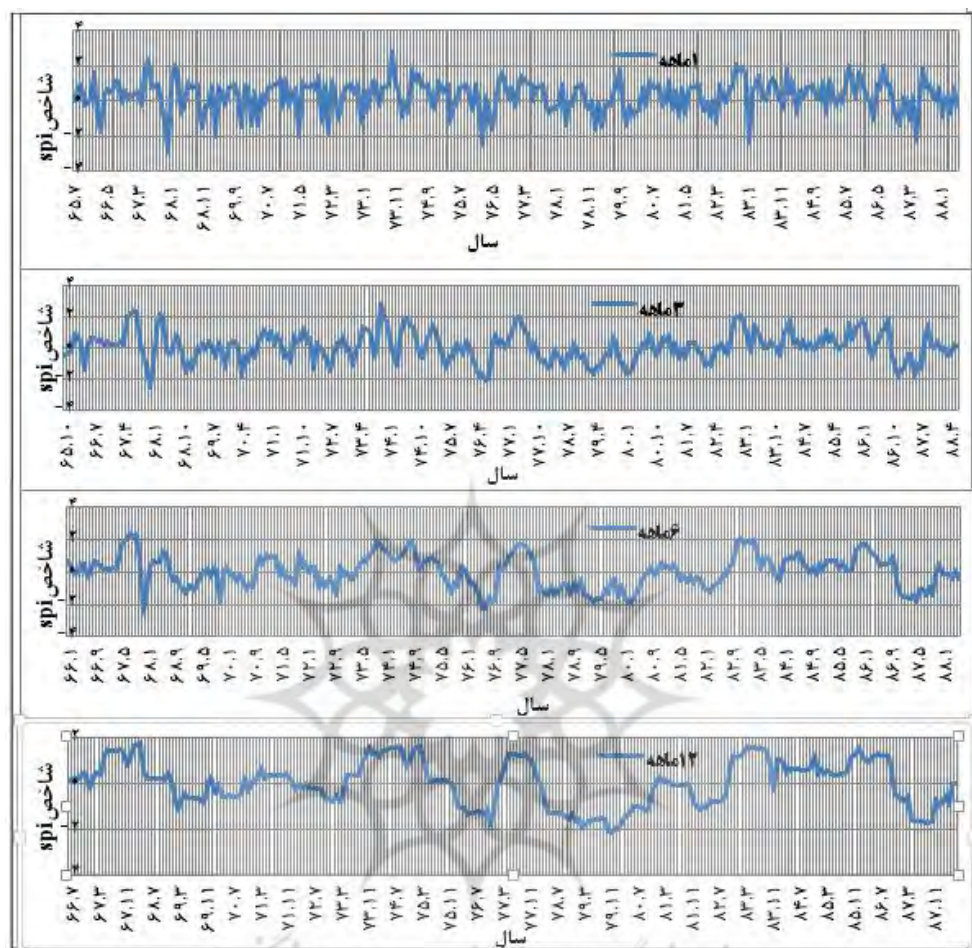
محاسبه‌ی دوره‌های خشک‌سالی: دوره‌های خشک‌سالی در حوضه با استفاده از شاخص SPI محاسبه شد. شکل (۲)، شاخص بارش استاندارد در مقیاس‌های زمانی ۱، ۳، ۶ و ۱۲ ماهه را در حوضه نشان می‌دهد. با توجه به آن می‌توان دریافت که با افزایش مقیاس زمانی شاخص SPI از تعداد دوره‌های خشک‌سالی کاسته شده و بر طول این دوره‌ها افزوده می‌شود. همچنین شاخص بارش استاندارد در مقیاس یک‌ساله نشان می‌دهد که در طول دوره آماری ۲۳ ساله از مهر ۱۳۶۵ تا مهر ۱۳۸۸، پنج دوره خشک‌سالی با شدت و ضعف متفاوت در سطح حوضه رخ داده است.

طراحی مدل شبکه عصبی مصنوعی

یکی از مهم‌ترین مراحل در طراحی یک مدل پیش‌بینی مناسب در شبکه‌های عصبی مصنوعی، انتخاب متغیرهای ورودی مناسب است (Aksoy & Dahamsheh, 2009: 921). بر این اساس دبی ماهیانه در هر ماه به صورت تابعی از دبی ماه‌های گذشته و برخی فراسنج‌های هواشناسی مانند میزان بارندگی ماهیانه، درجه‌ی حرارت و تبخیر حاصل از اندازه‌گیری‌های تشت تبخیر در همان ماه و ماه‌های گذشته در نظر گرفته شد. تابع کلی دبی جریان رودخانه در هر ماه به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$Q_t = f(Q_{t-1}, Q_{t-2}, Q_{t-3}, Q_{t-4}, SPI_1, SPI_3, SPI_6, SPI_{12}, T_t, T_{t-1}, T_{t-2}, T_{t-3}, E_t, E_{t-1}, E_{t-2}, E_{t-3})$$

که در آن Q دبی ماهانه، SPI شاخص بارش استاندارد، T دمای ماهانه، E تبخیر ماهانه و t زمان (ماه) است. ترکیباتی از پارامترهای مختلف برای ایجاد یک ساختار ورودی مناسب برای مدل پیش‌بینی رواناب استفاده شده است که پس از بررسی این ترکیبات مشخص شد که مجموعه‌ی کدام پارامترها، بیش‌ترین تأثیر را در مقادیر دبی دارند و همچنین زمان لازم برای این اثرگذاری چه میزان است. آیا این اثرگذاری به صورت همزمان است یا با تأخیر زمانی همراه است. جدول شماره‌ی (۳)، مدل‌های انتخابی برای آموزش شبکه را نشان می‌دهد.



شکل ۲- میانگین شاخص بارش استاندارد در مقیاس‌های زمانی ۱، ۳، ۶ و ۱۲ ماهه در حوضه

همچنان که در جدول (۳) مشاهده می‌شود، بیش‌ترین میزان همبستگی (۰/۸۵) همراه با خطای قابل قبول (۰/۰۱) در مدل شماره‌ی ۹ و پس از آن با کمی اختلاف در مدل شماره‌ی ۱۳ به دست آمد. ساختار مدل به صورت ۱-۱۰-۱۰-۴ (دارای چهار پارامتر ورودی، دو لایه‌ی پنهان با ده نرون و یک لایه‌ی خروجی) است. در مدل ۹، فراسنج‌های Q_{t-1} و SPI_6, T_t, E_t به عنوان ورودی و Q_t به عنوان خروجی به مدل معرفی شد. فراسنج‌های ورودی به مدل، شامل دبی جریان در یک ماه قبل (Q_{t-1})، شاخص بارش استاندارد در مقیاس شش ماهه (SPI_6)، دما در ماه مورد نظر (T_t) و میزان تبخیر در ماه مورد نظر است. بدین ترتیب مقدار جریان در ماه مورد نظر به عنوان خروجی مدل دارای بیش‌ترین

همبستگی با مقادیر ورودی ذکر شده در بالا را ساختار ۱-۱۰-۱-۴ دارد. نتایج به دست آمده از ساختارهای مختلف در جدول (۴) آمده است.

جدول ۳- مدل های انتخابی جهت آموزش شبکه و نتایج حاصل از آن

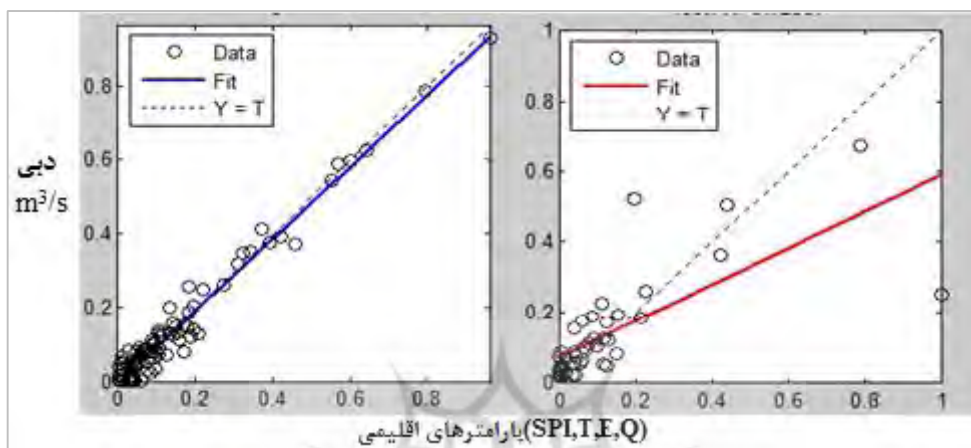
شماره مدل	تابع ورودی	MSE	R ²
۱	$Q_t = f(Q_{t-1}, SPI_1, T_t, E_t)$	۰/۱۷	۰/۷۷
۲	$Q_t = f(Q_{t-2}, SPI_1, T_{t-1}, E_{t-1})$	۰/۰۰	۰/۶۹
۳	$Q_t = f(Q_{t-3}, SPI_1, T_{t-2}, E_{t-2})$	۰/۱۱	۰/۱۰
۴	$Q_t = f(Q_{t-4}, SPI_1, T_{t-3}, E_{t-3})$	۰/۰۲	۰/۶۸
۵	$Q_t = f(Q_{t-1}, SPI_3, T_t, E_t)$	۰/۰۲	۰/۶۶
۶	$Q_t = f(Q_{t-2}, SPI_3, T_{t-1}, E_{t-1})$	۰/۰۵	۰/۰۳
۷	$Q_t = f(Q_{t-3}, SPI_3, T_{t-2}, E_{t-2})$	۰/۱۱	۰/۲۹
۸	$Q_t = f(Q_{t-4}, SPI_3, T_{t-3}, E_{t-3})$	۰/۱۶	۰/۳۷
۹	$Q_t = f(Q_{t-1}, SPI_6, T_t, E_t)$	۰/۰۱	۰/۸۵
۱۰	$Q_t = f(Q_{t-2}, SPI_6, T_{t-1}, E_{t-1})$	۰/۰۲	۰/۳۲
۱۱	$Q_t = f(Q_{t-3}, SPI_6, T_{t-2}, E_{t-2})$	۰/۱۰	۰/۲۵
۱۲	$Q_t = f(Q_{t-4}, SPI_6, T_{t-3}, E_{t-3})$	۰/۱۶	۰/۱۸
۱۳	$Q_t = f(Q_{t-1}, SPI_{12}, T_t, E_t)$	۰/۰۱	۰/۸۳
۱۴	$Q_t = f(Q_{t-2}, SPI_{12}, T_{t-1}, E_{t-1})$	۰/۱۰	۰/۲۸
۱۵	$Q_t = f(Q_{t-3}, SPI_{12}, T_{t-2}, E_{t-2})$	۰/۰۰	۰/۷۹
۱۶	$Q_t = f(Q_{t-4}, SPI_{12}, T_{t-3}, E_{t-3})$	۰/۰۷	۰/۲۶

جدول ۴- بررسی ساختارهای مختلف در آموزش شبکه

ساختار	RMSE	R ²
۴-۱۰-۱۰-۱	۰/۰۱۳	۰/۸۵
۴-۲۰-۲۰-۱	۰/۳۰	۰/۲۴
۴-۳۰-۳۰-۱	۰/۱۷	۰/۹۸

بر اساس جدول بالا، بهترین ساختار برای مدل شماره ۹، ساختار ۱-۱۰-۱۰-۴ است. میزان همبستگی در این ساختار، ۰/۸۵ است. این مقدار در مقایسه با ساختار ۱-۳۰-۳۰-۴، مقدار کمتری را نشان می دهد اما در قسمت میانگین مربعات خطا مشاهده می شود که ساختار ۱-۳۰-۳۰-۴، خطای بیش تری در پیش بینی دبی در ماه مورد نظر دارد. در ساختار ۱-۲۰-۲۰-۴ نیز میزان همبستگی کم تر

و خطای بیش‌تری نسبت به دیگر ساختارها دارد. شکل (۳ سمت راست) نحوه‌ی آموزش داده‌ها را با ساختار ۱-۱۰-۴ نشان می‌دهد.



شکل ۳- نحوه‌ی آموزش داده‌ها (راست)، نحوه‌ی صحت‌یابی داده‌ها (چپ)

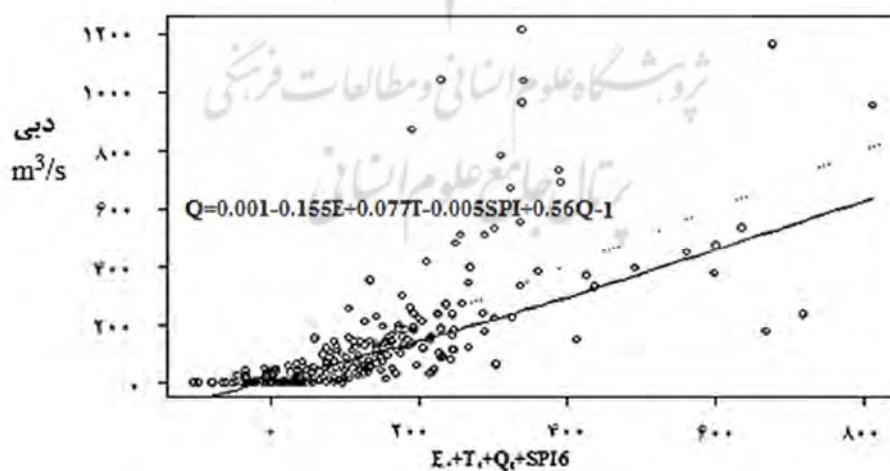
صحت‌یابی شبکه با مدل شماره ۹: برلی صحت‌یابی مدل شماره ۹، مقدار ۲۰٪ از داده‌های هواشناسی و هیدرومتری موجود به صورت تصادفی از میان داده‌های موجود انتخاب شد و مورد استفاده قرار گرفت. شکل (۳ سمت چپ) نحوه‌ی صحت‌یابی مدل شماره ۹ را با معادله $Qt=Qt-1, SPI6, Tt, Et$ نشان می‌دهد.

مقایسه‌ی روش‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی و رگرسیون چندمتغیره: در ادامه برای مقایسه‌ی روش‌ها، نتایج حاصل از رگرسیون چندمتغیره نیز برای مدل‌های جدول شماره‌ی (۳) بررسی شد. همان‌طور که در جدول شماره‌ی (۵) مشاهده می‌شود، بیش‌ترین میزان همبستگی در مدل‌های شماره‌ی ۵، ۹ و ۱۵ با R^2 برابر با ۰/۴۹ مشاهده شد. متغیرهای مستقل در این سه مدل، شامل دبی در ماه گذشته، دما و تخییر در ماه همزمان به صورت مشترک در هر سه مدل و شاخص بارش استاندارد به ترتیب در مقیاس‌های زمانی ۳، ۶ و ۱۲ ماهه بوده است. در کل نتایج حاصل از رگرسیون چندمتغیره، همبستگی پایین‌تری نسبت به مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی نشان می‌دهد.

جدول ۵- نتایج حاصل از رگرسیون چند متغیره

شماره مدل	مدل	P value	R ²
۱	$Q_t = f(Q_{t-1}, SPI_1, T_t, E_t)$	۰	۰/۴۵
۲	$Q_t = f(Q_{t-2}, SPI_1, T_{t-1}, E_{t-1})$	۰	۰/۳۰
۳	$Q_t = f(Q_{t-3}, SPI_1, T_{t-2}, E_{t-2})$	۴/۸	۰/۲۰
۴	$Q_t = f(Q_{t-4}, SPI_1, T_{t-3}, E_{t-3})$	۳/۲	۰/۱۲
۵	$Q_t = f(Q_{t-1}, SPI_3, T_t, E_t)$	۰	۰/۴۹
۶	$Q_t = f(Q_{t-2}, SPI_3, T_{t-1}, E_{t-1})$	۰	۰/۳۱
۷	$Q_t = f(Q_{t-3}, SPI_3, T_{t-2}, E_{t-2})$	۶/۵	۰/۲۱
۸	$Q_t = f(Q_{t-4}, SPI_3, T_{t-3}, E_{t-3})$	۱/۴	۰/۱۵
۹	$Q_t = f(Q_{t-1}, SPI_6, T_t, E_t)$	۰	۰/۴۹
۱۰	$Q_t = f(Q_{t-2}, SPI_6, T_{t-1}, E_{t-1})$	۰	۰/۳۲
۱۱	$Q_t = f(Q_{t-3}, SPI_6, T_{t-2}, E_{t-2})$	۲/۷	۰/۲۳
۱۲	$Q_t = f(Q_{t-4}, SPI_6, T_{t-3}, E_{t-3})$	۴/۶	۰/۱۷
۱۳	$Q_t = f(Q_{t-1}, SPI_{12}, T_t, E_t)$	۰	۰/۴۹
۱۴	$Q_t = f(Q_{t-2}, SPI_{12}, T_{t-1}, E_{t-1})$	۰	۰/۳۲
۱۵	$Q_t = f(Q_{t-3}, SPI_{12}, T_{t-2}, E_{t-2})$	۱/۱	۰/۲۴
۱۶	$Q_t = f(Q_{t-4}, SPI_{12}, T_{t-3}, E_{t-3})$	۲/۶	۰/۱۷

خط همبستگی مربوط به مدل شماره‌ی ۹ به عنوان نمونه‌ای از سه مدل مشخص شده در جدول (۵) در شکل (۴) آمده است.



شکل ۴- همبستگی دبی ماهانه با فراسنج‌های اقلیمی

جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

از مطالعات و بحث در مورد یافته‌های این تحقیق چنین نتیجه گرفته می‌شود که با افزایش مقیاس شاخص بارش استاندارد، همبستگی میان فراسنج‌های مختلف و دبی ماهانه افزایش می‌یابد. اما این شاخص تنها عامل مؤثر نبوده و تغییرات دبی در یک ماه گذشته به عنوان عامل مؤثر، دیگر نتایج همبستگی حاصل از مدل‌های مختلف را افزایش می‌دهد. تأثیر عناصر دمای هوا و میزان تبخیر بر دبی اندازه‌گیری در همان ماه، بیش‌ترین همبستگی را نشان می‌دهد. در نتیجه می‌توان گفت که این دو پارامتر، تأثیر سریع‌تری بر مقادیر دبی ماهانه خواهند داشت. اما با توجه به تغییرات عمده‌ای که در میزان همبستگی و خطای شبکه تحت تأثیر شاخص SPI و دبی ماه قبل رخ می‌دهد، می‌توان گفت که این دو فراسنج تأثیر بیش‌تری بر کاهش یا افزایش دبی جریان ماهانه دارند. در کل بیش‌ترین همبستگی و میانگین مربعات خطای مناسب در مدلی با ورودی شاخص SPI در مقیاس شش ماهه، دبی جریان در ماه قبل، دما و تبخیر در ماه همزمان با خروجی مدل یعنی دبی ماهانه به دست آمد. ساختار مدل به صورت ۱-۱۰-۱۰-۴ (دارای چهار پارامتر ورودی، دو لایه پنهان با ده نرون و یک لایه خروجی)، نتایج بهتری را نسبت به دو مدل ۱-۲۰-۲۰-۴ و ۱-۳۰-۳۰-۴ نشان می‌دهد. مقایسه‌ی نتایج حاصل از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی با روش رگرسیون چندمتغیره نیز نشان از کارایی بیش‌تر روش شبکه‌های عصبی مصنوعی در بررسی رابطه‌ی میان دبی و فراسنج‌های اقلیمی مورد مطالعه دارد.

پیشنهادها

مطالعه تغییرات دبی ماهانه در حوضه‌ی آبی دهگلان با استفاده از دو روش مختلف، تأثیر فراسنج‌های اقلیمی - هیدرولوژیکی را بر رواناب سطحی در حد مناسبی نشان می‌دهد. حوضه‌ی آبی دهگلان با توجه به خصوصیات اقلیمی خود، بخش زیادی از بارش سالانه را به صورت برف دریافت می‌کند. در نتیجه مطالعه‌ی رواناب ناشی از ذوب برف می‌تواند اطلاعات کامل‌تری از منابع آبی حوضه فراهم سازد.

منابع

- ۱- اسلامیان، سید سعید؛ مسعود نصری و نعیمه رحیمی. ۱۳۸۸. بررسی دوره‌های ترسالی و خشک‌سالی و اثرات آن بر منابع آب در حوضه آبی دشت بوئین، مجله‌ی جغرافیا و برنامه‌ریزی محیطی، شماره ۳۳، اصفهان، صص ۷۵-۹۰.
- ۲- برخوردار، جلال و محمد خسروشاهی. ۱۳۸۵. بررسی اثرات پوشش اراضی و اقلیم بر جریان رودخانه،

- مجله‌ی پژوهش و سازندگی در منابع طبیعی، شماره‌ی ۷۷، تهران، صص ۱۹۱-۱۹۹.
- ۳- خسروی، محمود و هانیه شکیبا. ۱۳۸۹. پیش‌بینی بارش با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به منظور مدیریت سیل (مطالعه موردی: منطقه ایرانشهر)، چهارمین کنگره‌ی بین‌المللی جغرافی دانان جهان اسلام، زاهدان، صص ۱-۲۱.
- ۴- خوشحال، جواد و سید مهدی حسینی. ۱۳۸۹. کاربرد شبکه‌ی عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی عناصر اقلیمی و پیش‌بینی سیکل خشک‌سالی (مطالعه‌ی موردی: استان اصفهان)، مجله‌ی جغرافیا و برنامه‌ریزی محیطی، شماره‌ی ۳۹، اصفهان، صص ۱۰۷-۱۲۰.
- ۵- داندن‌مهر، علی و محمدرضا مجدزاده طباطبایی. ۱۳۸۸. بررسی تأثیر توالی دبی روزانه در پیش‌بینی جریان رودخانه‌ها با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک، نشریه‌ی آب و خاک، جلد ۲۴، مشهد، صص ۳۲۵-۳۳۳.
- ۶- علیزاده، امین. ۱۳۸۸. اصول هیدرولوژی کاربردی. چاپ بیست و ششم، مشهد، انتشارات دانشگاه امام رضا (ع).
- ۷- عرفانیان، مریم و جواد احمدیان، ۱۳۸۸. بررسی و محاسبه وضعیت خشکسالی استان خراسان رضوی، مجموعه مقالات اولین کنفرانس بین‌المللی مدیریت منابع آب. شاهرود، انتشارات دانشگاه صنعتی شاهرود.
- ۸- رضوی، سید سامان و محمد کارآموز. ۱۳۸۸. استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی ماهانه جریان رودخانه، دهمین کنفرانس سراسری دانشجویان مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران.
- ۹- زارع‌زاده مهریزی، محبوبه و امید بزرگ حداد. ۱۳۸۹. شبیه‌سازی و پیش‌بینی آب‌دهی با استفاده از الگوریتم ترکیبی ANN-GA، نشریه‌ی آب و خاک، جلد ۲۴، شماره‌ی ۵، مشهد، صص ۹۴۲-۹۵۴.
- ۱۰- صادقی، س.ح.ر.، ب یثربی و نورمحمدی، ف. (۱۳۸۴). تهیه و تحلیل مدل‌های بارش-رواناب ماهانه حوزه‌ی آبخیز هراز در استان مازندران، پژوهش‌نامه‌ی علوم کشاورزی و منابع طبیعی خزر، سال سوم، شماره اول، مازندران، صص ۱-۱۲.
- ۱۱- قلی‌زاده، محمدحسین و محمد دارند. ۱۳۸۸. پیش‌بینی بارش ماهانه با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، پژوهش‌های جغرافیای طبیعی، شماره‌ی ۷۱، تهران، صص ۵۱-۶۳.
- 12-Aksoy, H., and Dahamsheh, A. 2009. Artificial neural network models for forecasting monthly precipitation in Jordan , *Stoch Environ Res Risk Assess*, 23, 917-931 .
- 13-Fang, X.J., Pomeroy, W. 2007. Drought impact on Canadian prairie wetland snow hydrology ,hydrological processes, 117: 233-251.
- 14-Hardy, J. 2003. *Climate Change, Causes, Effects and Solutions*, Wiley, New York, 264.
- 15-Laércio Ender, Rubens Maciel F. 2003. Neural networks applied to a multivariable nonlinear control strategies, *Computer Aided Chemical Engineering*, 15: 190-195.
- 16-Lallahem, S., Mania, J., Hani, A., and Najjar, Y. 2004. On the use of neural networks to evaluate groundwater levels in fractured media. *Journal of Hydrology*, 307: 92-111.

- 17-McKee T.B., Doesken N.J., and Kleist J. 1993. The Relationship of Drought Frequency and Duration to Time Scales, Proceedings of the Eighth Conference on Applied Climatology, American Meteorological Society, Boston, 179–184.
- 18-Mendez, Maria Castellano, Gonzalez, Wenceslao, Manteiga, Manuel Febrero, Bandea, 2004. Modelling of the monthly and daily behaviour of the runoff of the Xallas River using Box–Jenkins and neural networks methods, Journal of Hydrology, 296: 38–58.
- 19-Micheli Hayes, Mark D. Svoboda, Donald A. Wilhite, Olga V. Vanyarkho, 1999. Monitoring the 1996 Drought Using the Standardized Precipitation Index, Bull. Amer. Meteor. Soc., 80: 429–438.
- 20-Mishra, A.K., and Desai, V.R. 2006. Drought forecasting using feed-forward recursive neural network, ecological modeling, 19 (8): 127–138.
- 21-Polemio, M., and Casarano, D. 2008. Climate change, drought and groundwater availability in southern Italy, The Geological Society Special Publications, 288, Italy, 39-51.
- 22-Querner, E.P., Talaksen, L.M. and Van lanen, H.A.J. 1997. Impact of land-use, climate change and groundwater abstraction on stream flow droughts using physically-based models, IAHS Publ., 74: 171-179.
- 23-Sciuto G., Bonaccorso, B., Cancelliere, A., and Rossi, G. 2009. Quality control of daily rainfall data with neural networks, Journal of Hydrology, 364: 13– 22.
- 24-Vasiliades, L., and Loukas, A. 2009. Hydrological response to meteorological drought using the Palmer drought indices in Thessaly, Greece, Desalination 237: 3–21.