نشریه علمی- پژوهشی

علوم و مهندسی آبخیزداری ایران
Iran-Watershed Management Science & Engineering

سال سیزدهم- شماره ۴۵- تابستان ۱۳۹۸

Vol. 13, No. 45, Summer 2019

مقایسه کارایی مدل‌های هیدرولوژیکی (AWBM و SimHyd) و شبکه عصبی (RBF و MLP) در شبیه‌سازی بارش- رواناب (مطالعه موردی: حوضه بارایه - نیشابور)

فریبا دستجردی[۱]، مریم آذرخشی[۲] و مهدی بشیری[۳]

تاریخ دریافت: ۹۶/۱۲/۱۳ تاریخ پذیرش: ۹۷/۰۷/۱۰

چکیده

برای مدیریت و برنامه‌ریزی صحیح منابع آب باید اطلاع دقیقی از دبی خروجی حوزه داشت. در بسیاری از حوزه‌های آبخیز ایستگاه هیدرومتری وجود ندارد، بنابراین از مدل‌های مختلف برای شبیه‌سازی دبی در حوزه‌های فاقد آمار استفاده می‌شود. انتخاب مدل مناسب برای شبیه‌سازی بارش- رواناب بستگی به هدف مدل‌سازی و اطلاعات موجود دارد. در این تحقیق از مدل‌های مفهومی AWBM و SimHyd و مدل‌های شبکه‌ی عصبی MLP وRBF (با توجه به نیاز کم‌تر به داده‌های اندازه‌گیری شده) جهت شبیه‌سازی فرایند بارش- رواناب در حوزه بار اریه نیشابور استفاده شد. طول دوره آماری مورد استفاده ۳۰ سال (۱۳۹۱-۱۳۶۲) و طول دوره واسنجی و اعتبارسنجی به ترتیب ۵ و ۷ سال انتخاب شد. برای شبیه‌سازی رواناب از نرم‌افزارهای RRL و SPSS استفاده شد. برای ارزیابی کارآیی مدل‌ها از ضریب نش- ساتکلیف (EN_S)، ضریب‌تبیین(R^2) و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) استفاده شد. نتایج نشان داد مدل‌های هیدرولوژیکی بهتر از مدل‌های شبکه عصبی فرآیند بارش- رواناب حوزه بار اریه را شبیه‌سازی می‌کنند. از بین مدل‌های ذکر شده، مدل SimHyd با ضریب نش- ساتکلیف، ضریب تبیین و ریشه میانگین مربعات خطا به ترتیب ۰/۶۳، ۰/۸ و ۰/۰۲ در دوره واسنجی و ۰/۵۴، ۰/۷۴ و ۰/۰۸ در دوره اعتبارسنجی نسبت به سایر مدل‌های مورد استفاده در این تحقیق کارآیی بهتری داشته است. نتایج نشان داد بهینه‌ساز چند آغازه روزنبروک در مدل‌های هیدرولوژیکی و تابع تانژانت هیپربولیک در شبکه عصبی نسبت به سایر بهینه‌سازها عملکرد دقیق‌تری دارند. هم‌چنین مدل‌های مورد استفاده، مقادیر کمینه و متوسط جریان را با دقت قابل قبولی شبیه‌سازی کردند. اما شبیه‌سازی مقادیر اوج جریان به خوبی صورت نگرفت. زیرا این مدل‌ها نوع و شدت بارش، زمان تاخیر ناشی از ذوب برف و زمان تمرکز حوزه را در نظر نمی‌گیرند.

کلید واژه‌ها: *اعتبارسنجی، بار اریه، شبیه‌سازی، مدل مفهومی، واسنجی*

مقدمه

شبیه‌سازی به منظور پی بردن به روابط حاکم بر فرآیند بارش- رواناب، همیشه یک موضوع اساسی از نقطه نظر پیش‌بینی رواناب و مدیریت آن در تحقیقات هیدرولوژیکی بوده است. هر قدر مدل‌ها به الگوی واقعی حاکم بر پدیده‌ها نزدیک‌تر باشند، تخمین‌ها و پیش‌بینی‌ها نیز دقیق‌تر خواهند بود که به تبع آن، اثرات اقتصادی معنی‌داری به همراه خواهند داشت. مدل‌ها در هیدرولوژی ابزاری جهت تشخیص، توسعه و مدیریت منابع آب می‌باشند که از آن‌ها جهت آنالیز کمیت و کیفیت جریان رودخانه‌ای، بهره‌برداری از مخازن، محافظت و توسعه آب‌های سطحی و زیرزمینی و مدیریت تلفیقی آب‌های سطحی و زیرزمینی استفاده می‌شود. در میان فرآیندهای هیدرولوژیکی، مدل‌های بارش- رواناب به دلیل انعکاس پاسخ حوضه در قبال بارش رخداده روی سطح آن، از اهمیت به سزایی برخوردار است. زیرا نتایج خروجی از این مدل‌ها به طور مستقیم در مسائلی از قبیل مدیریت منابع آب، کنترل سیلاب، مدیریت پهنه‌های سیلابی، پیش‌بینی تامین آب و طراحی سازه‌های هیدرولیکی مورد استفاده قرار می‌گیرد [۲]. هیدرولوژیست‌ها و مدیران منابع طبیعی برای فهم و مدیریت فعالیت‌های انسانی و طبیعی، که در سیستم‌های حوزه آبخیز تاثیر می‌گذارد، از مدل‌های هیدرولوژیکی و شبکه عصبی مختلفی بهره می‌گیرند و از طرف دیگر، این مدل‌ها این امکان را فراهم می‌سازند تا با شبیه‌سازی فرآیند بارش- رواناب عکس‌العمل حوزه را با حداقل زمان و هزینه ارزیابی کنند.

مطالعات مختلفی در داخل و خارج کشور در راستای شبیه‌سازی فرآیند بارش- رواناب صورت پذیرفته است. شریفی و همکاران [۱۹] به ارزیابی مدل AWBM در تعدادی از زیر حوزه‌های زاینده رود و کارون پرداختند. در این تحقیق از داده‌های ۲۰ ساله بارش،

۱- کارشناسی ارشد آبخیزداری، دانشگاه تربت حیدریه
۲- نویسنده مسئول و استادیار، گروه مهندسی طبیعت وگیاهان دارویی، دانشگاه تربت حیدریه. پست الکترونیک:m.azarakhshi@torbath.ac.ir
۳-استادیار، گروه مهندسی طبیعت وگیاهان دارویی، دانشگاه تربت حیدریه

www.SID.ir

Archive of SID

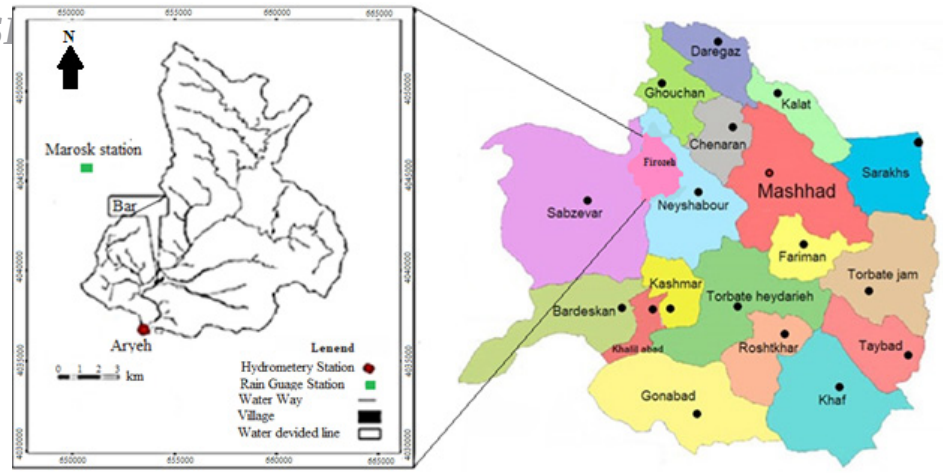
رواناب و تبخیر و تعرق روزانه استفاده شد. سپس به کمک مدل و با بهینه‌سازی پارامترهای مدل، میزان دقت و کارایی آن در برآورد رواناب با استفاده از ضریب همبستگی بین رواناب مشاهده‌ای و برآوردی مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد مدل از دقت قابل قبولی برخوردار است. رواناب ناشی از بارندگی در حوزه آبخیز کارده واقع در شمال شرقی خراسان رضوی به کمک مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و مدل هیدرولوژیکی (HEC-HMS) پیش‌بینی شد. نتایج حاکی از دقت بالاتر مدل شبکه عصبی نسبت به مدل HEC-HMS بود [۱۲]. سلطانی و مرید [۲۲] با مقایسه عملکرد مدل‌های مفهومی SAC-SMA و SWAT و شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی فرآیند بارش- رواناب حوزه امامه، نتیجه گرفتند که در مقایسه با دیگر مدل‌ها، شبکه عصبی مصنوعی به اطلاعات کم‌تری نیاز دارد و روند واسنجی و اعتبارسنجی آن سریع‌تر و آسان‌تر است. از سویی دیگر، شبکه عصبی مصنوعی در زمان کم آبی و مدل‌های مفهومی در زمان پر آبی عملکرد بهتری دارند. گودرزی و همکاران [۱۰] عملکرد سه مدل هیدرولوژی SWAT، IHECRAS و SimHyd در شبیه‌سازی رواناب حوضه قره‌سو در آذربایجان غربی را مقایسه کردند. معیارهای ارزیابی در این مطالعه، ضریب نش- ساتکلیف، ضریب تبیین و ریشه میانگین مربعات خطا بود. شبیه‌سازی‌ها نشان داد مدل SWAT با ضریب نش- ساتکلیف ۰/۸ و معیار خطای ۱/۲ برای دوره واسنجی و ضریب نش- ساتکلیف ۰/۷۳ و معیارخطای ۱/۱ برای دوره اعتبارسنجی بهترین عملکرد را نسبت به سایر مدل‌ها دارد. رستمی‌خلج و همکاران [۱۷] با مقایسه کارآیی مدل‌های بارش رواناب AWBM، Sacramenta، SimHyd، SMAR و Tank در حوزه آبخیز نوده گلستان نشان دادند مدل‌های AWBM و SMAR به ترتیب بهترین و پایین‌ترین کارآیی را داشته‌اند. هم‌چنین مدل‌های مورد بررسی توانایی شبیه‌سازی مقادیر کمینه و بیشینه را نداشته‌اند اما مقادیر متوسط را به طور قابل قبولی شبیه‌سازی می‌کنند. نظری و همکاران [۱۵] به مدل‌سازی بارش- رواناب با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی MLP و RBF در حوزه‌ی رودخانه‌ی بابلرود پرداختند. معیارهای گزینش شبکه در مرحله‌ی آموزش و آزمون به دست آمدند. نتایج نشان داد که بهترین مدل در ایستگاه قرآن طالار و کشتارگاه، مدل RBF می‌باشد. بهمنش و همکاران [۵] کارایی مدل‌های AWBM وSimHyd را در مدل‌سازی بارش- رواناب حوزه آبخیز نازلوچای استان آذربایجان غربی بررسی کردند. برای ارزیابی نتایج به‌دست آمده از مدل‌ها، شاخص نش- ساتکلیف و ضریب تبیین مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان داد مدل‌ها، تطبیق قابل قبولی با شرایط منطقه مورد مطالعه دارند. باجلان و همکاران [۴] رواناب ماهانه را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی از نوع پس انتشار با تابع انتقال سیگموئید و الگوریتم لونبرگ مارکوات در حوضه آبخیز کسیلیان پیش‌بینی کرده و نتایج را با روش‌های تجربی جاستین و خوسلا مقایسه کردند. نتایج به دست آمده دقت قابل قبول شبکه عصبی مصنوعی را در پیش‌بینی رواناب نسبت به روش‌های تجربی مورد تایید قرار داد.

آونل [۳] ضمن تحقیقات خود در حوزه آبخیز فیتزوری[1] استرالیا، در بررسی بارش- رواناب منطقه، از مدل AWBM استفاده نمود. در نهایت به این نتیجه رسید که این مدل به علت سهل‌الوصول بودن پارامترهای ورودی از سایر مدل‌های بارش- رواناب کارآمدترمی‌باشد. وانگ و همکاران [۲۴] به مقایسه کارایی مدل‌های AWBM، SMAR SARC، TANK، SimHyd و YRWBM در طی یک دوره ده ساله در رودخانه زرد چین پرداختند. نتایج نشان داد که تمامی مدل‌ها به خوبی دبی ماهانه را شبیه‌سازی می‌کنند، در حالی که عملکرد ضعیفی در شبیه سازی دبی روزانه دارند. هم‌چنین با وجود ساختار ساده‌تر و تعداد پارامتر کم‌تر دو مدل YRWBM و SimHyd دقت بالاتر، انعطاف بیشتر و کاربرد ساده‌تری دارند به طوری که مقدار ضریب نش- ساتکلیف در شبیه‌سازی دبی ماهانه دو مدل YRWBM و SimHyd، ۰/۷ و خطای نسبی کم‌تر از ۵ درصد به‌دست آمد. داوسون وویلبی [۸] به منظور پیش‌بینی دبی جریان در رودخانه مول در انگستان با استفاده از شبکه عصبی MLP و RBF از بارندگی‌های ۱۵ دقیقه‌ای جهت شبیه‌سازی رابطه بارش- رواناب استفاده کردند. نتایج نشان‌دهنده عملکرد بهتر مدل MLP نسبت به مدل RBF بود. لورایی و سچی [۱۴] شبیه‌سازی فرآیند بارش- رواناب در حوزه آبخیز آراکسیسی[2]در ساردینیا [3] را با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) و به کارگیری اطلاعات بارندگی و متوسط درجه حرارت انجام دادند، نتایج نشان داد که این مدل دقت قابل قبولی در شبیه سازی بارش- رواناب این حوضه دارد. آلاموس و همکاران[۱] برای ارزیابی منابع آب قابل دسترس آینده در شرایط سناریوهای تغییر اقلیمی در حوزه مرو[4] از مدل‌های ModHydPMA، HBV، AWBM و SimHyd استفاده کردند. نتایج نشان داد هر چهار مدل هیدرولوژیکی بکاررفته قابلیت خوبی برای شبیه سازی جریان روزانه دارند و مدل‌های AWBM و SimHyd بهترین عملکرد را در مرحله واسنجی و مدل‌های ModHydPMA و HBV بهترین عملکرد را در مرحله اعتبارسنجی داشتند. ارزیابی مقایسه‌ای بین مدل‌های AWBM و SimHyd، در دو حوزه فرنو[5] در آمریکا و حوزه رودخانه ریمبند[6] در فرانسه، نشان داد مدل AWBM نسبت به مدل SimHyd در مناطقه حاشیه‌ای حوزه‌ها عملکرد بهتری دارد و هیچ کدام از مدل‌ها عملکرد مناسب در مناطق پاکسازی شده از جنگل نداشتند [۲۶]. با مقایسه روش‌های رگرسیون خطی، چند مرحله‌ای[7] و مدل‌های هیدرولوژیکی SimHyd و Xinanjiang جهت برآورد اندیس جریان پایه در ۵۹۶ حوزه در استرالیا، مشخص شد

1.Fitzory
2. Araksysy
3. Sardinia
4. Merou
5. Fernow
6. Rimband
7. Multilevel Regression

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی حوزه بار اریه

Fig 1. Geographical location of Bar-Aryeh watershed

مدل‌های هیدرولوژیکی در هر دو مرحله واسنجی و اعتبارسنجی در برآورد جریان پایه ضعیف عمل کرده‌اند و مدل رگرسیون چند مرحله‌ای بهترین نتایج را با ضریب نش- ساتکلیف ۰/۷۵ جهت شبیه سازی جریان پایه داشته است [۲۷]. برای پیش‌بینی خصوصیات جریان آب در ۷۸۰ حوزه فاقد آمار در استرالیا و تحت تاثیر تغییر اقلیم از سه مدل بارش رواناب SIMHYD،GR4J و Xiniangjiang استفاده شد. نتایج نشان داد پیش‌بینی جریان حداکثر و متوسط نسبتا آسان است اما شبیه‌سازی جریان حداقل سخت بوده و نیاز به مدل‌سازی دقیق‌تری دارد [۶]. در بسیاری از حوزه‌های آبخیز که نیازمند برنامه‌ریزی منابع آب هستند، ایستگاه‌های هیدرومتری برای اندازه‌گیری وجود ندارد، یا اینکه آمار ایستگاه‌های موجود ناقص است و به نظر نمی‌رسد که در آینده نزدیک کلیه مناطق دارای ایستگاه‌های اندازه‌گیری شوند. بنابراین روش‌هایی که به کمک آن‌ها بتوان میزان رواناب حاصل از بارندگی را در حوضه‌های فاقد آمار یا دارای آمار ناقص تخمین زد، از اهمیت قابل توجهی برخوردار می‌گردند. لذا هدف پژوهش حاضر، ارزیابی و مقایسه دو مدل مفهومی و دو مدل شبکه عصبی به منظور شبیه‌سازی بارش- رواناب در حوزه بار اریه نیشابور و انتخاب مدل مناسبتر جهت شبیه‌سازی رواناب در حوزه‌های فاقد آمار منطقه است.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

حوزه آبخیز بار اریه نیشابور به مساحت ۱۱۳۸۸ هکتار در جنوب غربی سلسله جبال بینالود قرار گرفته است شکل(۱). این منطقه در مختصات ۴۶ ۴۰ ۵۸° تا ۳۱ ۴۹ ۵۸° طول شرقی و ۳۸ ۲۷ ۳۶° تا ۳۲ ۳۶ ۳۶° عرض شمالی قرار دارد. متوسط ارتفاع حوزه ۲۲۲۶ متر، محیط آن ۵۴ کیلومتر، شیب متوسط حوزه ۱۱/۹ درصد و متوسط دبی آن نیز ۰/۶۶ متر مکعب بر ثانیه می‌باشد. اقلیم منطقه براساس شاخص دومارتن نیمه خشک، متوسط دمای سالانه ۱۲/۸ درجه سانتی‌گراد و متوسط بارندگی سالانه آن ۳۳۰/۴ میلی‌متر است. این حوضه در زون بینالود و در یک منطقه کوهستانی واقع شده است. سنگ‌شناسی حوضه شامل تشکیلات آهک لار و سنگ‌های مارنی- آهکی ولیچای و بخشی هم مربوط به ماسه‌سنگ‌های پلیوسن، میوسن و ائوسن و رسوبات دوره کواترنری می‌باشد.

داده‌های مورد استفاده

در این پژوهش از داده‌های دبی روزانه ایستگاه هیدرومتری بار اریه و هم‌چنین از داده‌های روزانه بارش، تبخیر تعرق پتانسیل ایستگاه تبخیرسنجی بار اریه نیشابور (شکل۱) در دوره آمار ۳۰ ساله (۱۳۶۲-۱۳۹۱)استفاده شده است. پس از جمع‌آوری داده‌های مورد نیاز، اعتبار داده‌ها و آزمون داده‌های پرت به روش توکی[1] در محیط نرم‌افزار SPSS انجام شد.

مدل‌های مورد استفاده و نحوه‌ی عملکرد آن‌ها

مدل AWBM براساس نظریه جریان از سطوح جزئی اشباع که مشابه نظریه جریان سطحی اشباع است، توسعه داده شده است. به طور کلی مدل با در نظر گرفتن سه سطح ذخیره (C1، C2 و C3) با مساحت‌های سه‌گانه (A1، A2 و A3)، از آن برای شبیه‌سازی رواناب استفاده می‌کند. به طور کلی بیلان آب در هر سطح ذخیره به طور مستقل محاسبه می‌گردد.

به این ترتیب در مدل AWBM بیلان آب در هر مساحت جزئی و در هر مرحله زمانی محاسبه می‌شود [۱۶].

SimHyd یک مدل مفهومی ساده بارش- رواناب است، که به صورت یکپارچه عمل نموده و در مطالعات تخمین رواناب، اثر تغییر اقلیم بر مقدار رواناب و آنالیز منطقه‌ای عملکرد موفقی داشته است. در SimHyd بارش روزانه ابتدا ذخیره برگاب را که هر روز توسط تبخیر خالی می‌شود، پر می‌کند. بارش مازاد سپس وارد تابع نفوذ شده و ظرفیت نفوذ را تعیین می‌نماید. بارش مازادی که از ظرفیت نفوذ تجاوز می‌کند به رواناب مازاد نفوذ تبدیل می‌شود. رطوبتی

1.Tukey

www.SID.ir

که نفوذ می‌کند وارد تابع رطوبت خاک می‌شود و از آنجا آب را به آبراهه (جریان داخلی)، ذخیره آب زیرزمینی و ذخیره رطوبت خاک هدایت می‌کند. جریان داخلی و تغذیه آب زیرزمینی به عنوان یک تابع خطی از رطوبت خاک محاسبه می‌شوند و باقی‌مانده آب به مخزن رطوبت خاک انتقال می‌یابد. تبخیر و تعرق از مخزن رطوبت خاک به عنوان یک رابطه خطی از رطوبت خاک برآورد می‌شود، در صورتی که از مقدار تبخیر و تعرق کنترل شده اتمسفری مازاد نباشد. مخزن رطوبت خاک ظرفیت محدودی دارد و به داخل مخزن آب زیرزمینی سرریز می‌شود. جریان پایه از مخزن آب زیرزمینی نیز به صورت افت خطی از مخزن تخمین زده می‌شود. در این مدل برای ۹ پارامتر ضریب جریان پایه، آستانه نفوذناپذیر، ضریب نفوذ، شکل نفوذ، ضریب جریان زیر قشری، کسر نفوذپذیر، ظرفیت مخزن بارش برگاب، ضریب تغذیه و ظرفیت مخزن رطوبت خاک از مقادیر پیش‌فرض استفاده می‌شود. این مدل، تولید رواناب را از سه منبع رواناب مازاد بر میزان نفوذ، جریان داخلی و رواناب مازاد بر اشباع و جریان پایه بررسی کرده و تخمین می‌زند [۱۶].

MLP از جمله روش‌های شبکه عصبی، پرسپترون چند لایه است که در بسیاری از مسائل پیچیده‌ی ریاضی که به حل معادلات غیر خطی منجر می‌شود، می‌تواند به سادگی با تعریف اوزان و توابع مناسب مورد استفاده قرارگیرد. در این شبکه‌ها، ازیک لایه‌ی ورودی جهت اعمال ورودی‌های مساله، یک لایه پنهان و یک لایه‌ی خروجی که در نهایت پاسخ‌های مساله را ارائه می‌نماید، استفاده می‌شود [۲۰]. معمولا الگوریتم آموزش در پرسپترون چندلایه، پس‌انتشار است. پرسپترون، برداری از ورودی‌های با مقادیر حقیقی را دربرمی‌گیرد و یک ترکیب خطی از این ورودی‌ها را محاسبه می‌کند و اگر نتیجه‌ی به دست آمده از یک مقدارآستانه بیشتر باشد، خروجی پرسپترون برابر ۱ و در غیر این صورت معادل ۱- است.

روش تابع شعاع مدار یا تابع پایه شعاعی(RBF) نیز در حل بسیاری از مسائل متفاوت، به ویژه در مسائل طبقه‌بندی، الگوشناسی و تحلیل سری‌های زمانی مورد استفاده قرارگرفته‌است [۲۱]. معیار اصلی این روش متشکل از یک شبکه‌ی سه لایه است. لایه‌ی ورودی فقط یک لایه‌ی کشنده است و در آن هیچ پردازشی صورت نمی‌گیرد. لایه‌ی دوم یا لایه‌ی پنهان، یک انطباق غیرخطی مابین فضای ورودی و یک فضا با بعد بزرگتر برقرار می‌کند که در آن الگوها به صورت تفکیک‌پذیر خطی در می‌آیند. در نهایت لایه‌ی سوم، جمع وزنی را به همراه یک خروجی خطی تولید می‌کند.

در این تحقیق برای مدل‌های AWBM و SimHyd از نرم‌افزار RRL و برای مدل‌های MLP و BRF از نرم‌افزار SPSS استفاده شد. هم‌چنین با تغییر در تعداد لایه‌های پنهان، توابع انتقال و ورودی‌ها، مدل MLP در سی و دو مرحله و مدلRBF در ۸ مرحله انجام شد تا مناسب‌ترین مدل انتخاب گردد.

واسنجی و اعتبارسنجی مدل

واسنجی عبارتست از تعدیل و اصلاح پارامترهای ورودی مدل، به نحوی که بهترین برازش را با داده‌های مشاهده‌ای داشته باشد. در اغلب مدل‌های هیدرولوژیکی فرآیند واسنجی از طریق مقایسه مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده و براساس تابع هدف انجام می‌گیرد. فرآیند واسنجی به دو روش آزمون و خطا (روش دستی) و خودکار (با استفاده از برنامه کامپیوتری) انجام می‌گیرد [۱۳]. در این پژوهش از روش‌های واسنجی خودکار برای شناسایی مقادیر بهینه پارامترهای مدل استفاده گردید. این فرآیند با تغییر در مقادیر پارامترهای تعیین شده در فایل ورودی و ارزیابی کیفی مدل انجام می‌گیرد [۱۱].

در ابتدا مدل برای یک دوره مطلوب (۷۰ درصد داده‌ها) شبیه‌سازی شد و سپس براساس مقادیر اولیه بدست آمده برای یک دوره معین (۳۰ درصد داده‌ها) به اجرا در آمدند. پس از واسنجی، مدل‌ها برای بررسی دقت با پارامترهای حاصل از واسنجی اجرا گردیدند. اعتبارسنجی مدل‌ها برای اطمینان از این موضوع صورت گرفت که مدل شبیه‌سازی شده همه متغیرها و شرایط اثرگذار بر روی خروجی مدل‌های حاصل از واسنجی را به درستی ارزیابی نماید. در بسته نرم‌افزاری RRL هشت نوع بهینه‌ساز و در شبکه عصبی چهار بهینه‌ساز برای واسنجی و اعتبارسنجی مدل‌ها وجود دارد. از بین این دوازده بهینه‌ساز آن‌هایی که بهترین عملکرد را دارند، با توجه به شاخص‌های ارزیابی ضریب نش-ساتکلیف، ضریب تبیین و ریشه میانگین مربعات خطا انتخاب شدند. لازم به ذکر است که در تمام مدل‌های استفاده شده در این پژوهش دوره مدل‌سازی از سال ۱۳۶۲ تا ۱۳۷۹، دوره واسنجی از سال ۱۳۸۰ تا ۱۳۸۴ و دوره اعتبارسنجی از سال ۱۳۸۵ تا ۱۳۹۱ می‌باشد.

ارزیابی کارایی مدل‌ها

ضرایب مختلفی وجود دارد که می‌تواند برای ارزیابی دقت مدل‌های هیدرولوژیکی استفاده شود. رایج‌ترین توابع هدف استفاده شده برای واسنجی مدل‌های هیدرولوژیکی، ضریب نش- ساتکلیف (ENS)، ضریب تبیین (R^2) و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) می‌باشند [۲۴] که در این تحقیق استفاده شدند.

شاخص نش- ساتکلیف (رابطه۱) حالتی استاندارد از تابع حداقل مربعات خطاهاست که نسبت واریانس باقیمانده دبی‌ها را نشان می‌دهد. تغییرات ENS از ¥- تا ۱+ بوده و مقدار بهینه این شاخص یک است. براساس پژوهش‌های مختلف صورت گرفته، اگر مقدار ضریب ENS بالاتر از ۰/۵ باشد مدل شبیه‌سازی خوبی داشته است [۹].

$$E_{NS} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(Q_{e,i}-Q_{o,i})^2}{\sum_{i=1}^{n}(Q_{o,i}-\bar{Q}_{o,i})^2} \qquad (۱)$$

ضریب تبیین(R^2) رابطه (۲) بین صفر تا یک تغییر می‌کند و مقدار بهینه آن یک است و این حالت مربوط به زمانی است که در آن مقادیر شبیه‌سازی شده دقیقا مشابه مقادیر مشاهداتی باشد.

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^{n}(Q_{e,i}-\bar{Q}_{e,i})(Q_{o,i}-\bar{Q}_{o,i})]^2}{\sum_{i=1}^{n}(Q_{e,i}-\bar{Q}_{e,i})^2 \sum_{i=1}^{n}(Q_{o,i}-\bar{Q}_{o,i})^2} \qquad (۲)$$

Archive of SID
www.SID.ir

شاخص ریشه میانگین مربعات خطا نیز از رابطه (۳) محاسبه می‌گردد که مقدار این شاخص آماری بین صفر تا بی‌نهایت متغیر است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\Sigma(Q_{e,i} - Q_{o,i})^2} \qquad (۳)$$

در روابط فوق، Qe,i جریان شبیه‌سازی شده، Qo,i جریان مشاهده شده، $\overline{Q}_{o,i}$ میانگین جریان مشاهده شده، i گام‌های زمانی و n تعداد کل گام‌های زمانی استفاده شده در طی واسنجی و اعتبارسنجی می‌باشد.

نتایج

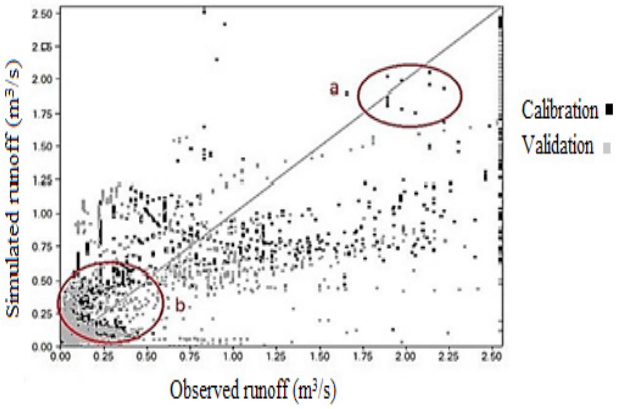
نتایج مدل‌های هیدرولوژیکی AWBM و SimHyd

برای شبیه‌سازی رواناب با مدل‌های AWBM و SimHyd از نرم‌افزار RRL استفاده شد. نتایج حاصل از اجرای مدل‌های AWBM و SimHyd در جدول ۱ ارائه شده است. مقادیر پیش‌فرض، بیشینه، کمینه و بهینه‌شده پارامترهای ۹ گانه ارایه شده در بخش معرفی مدل‌های AWBM و SimHyd در جدول۲ آورده شده است. منحنی پراکنش نقاط مقادیر مشاهده‌ای و برآوردی دبی روزانه در مراحل واسنجی و اعتبارسنجی مدل AWBM و SimHyd در شکل‌های۲ و ۳ ارائه شده است.

جدول ۱- ضرایب آماری ارزیابی دقت مدل AWBM و SimHyd در شبیه‌سازی رواناب روزانه در دوره واسنجی و اعتبارسنجی

Table 1. Statistical coefficients of accuracy evaluation of AWBM and SimHyd models for simulation of daily runoff during the calibration and validation periods.

شاخص آماری Statistical index					
دوره زمانی Period	مدل model	مرحله step	EN_S	R^2	RMSE
(2001-2005)	AWBM	واسنجی calibration	0.59	0.78	0.08
(2006-2012)	AWBM	اعتبارسنجی validation	0.47	0.71	0.15
(2001-2005)	SimHyd	واسنجی calibration	0.63	0.80	0.02
(2006-2012)	SimHyd	اعتبارسنجی validation	0.54	0.74	0.08



شکل ۲- منحنی پراکنش نقاط مقادیر مشاهده‌ای و برآوردی دبی روزانه در مرحله واسنجی و اعتبارسنجی در مدل AWBM

Fig 2. Distribution curve of the observed and predicted daily discharge values in the calibration and Validation periods in AWBM model

جدول۲- مقادیر پیش‌فرض پارامترهای AWBM و SimHyd

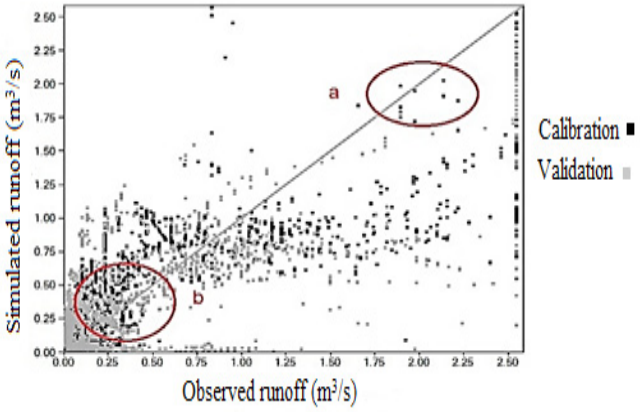
Table 2. default parameters values for AWBM and SimHyd

مدل Model	پارامتر Parameter	پیش‌فرض Default	پیش‌فرض کمینه Default minimum	پیش‌فرض بیشینه Default maximum	مقادیر بهینه Optimum values
AWBM	A1	0.134	0	1	0.134
	A2	0.433	0	1	0.433
	BFI	0.45	0	1	1
	C1	7	0	50	0
	C2	70	0	200	100.4
	C3	150	0	500	96.4
	KBase	0.95	0	1	0.984
	KSurf	0.35	0	1	0.001
SimHyd	BFC	0.3	0	1	0.019
	IT	1	0	5	0
	IC	200	0	400	161
	IS	0.1	0	1	0.2
	IFC	0.001	0	1	0
	PF	0.9	0	1	1
	RISC	1.5	0	5	0
	RC	0.2	0	1	0.984
	SMSC	320	1	1	0

A1: First surface storage, A2: Second surface storage, BFI: Base flow index, C1: First surface storage capacity,C2:Second surface storage capacity, C3:Third surface storage capacity, KBase: Daily base flow recession coefficient, KSurf: Daily surface flow recession coefficient, BFC:Base flow coefficient, IT: Impervious threshold, IC: Infiltration coefficient, IS: Infiltration shape, IFC: Interflow coefficient, PF: Pervious fraction, RISC: Rainfall interception store capacity, RC: Recharge coefficient, SMSC: Soil moisture store capacity.

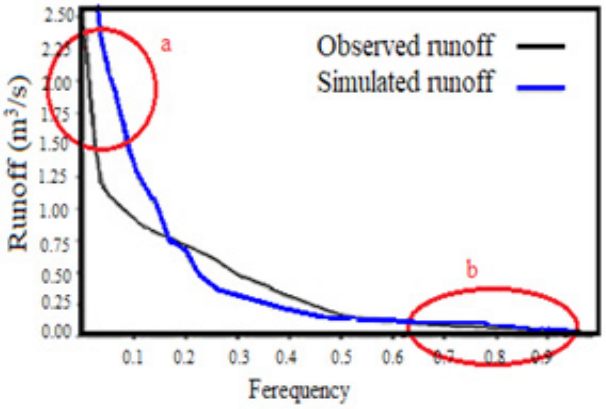
www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۳- منحنی پراکنش نقاط مقادیر مشاهده‌ای و برآوردی دبی روزانه در مرحله واسنجی و اعتبارسنجی در مدل SimHyd

Fig 3. Distribution curve of the observed and predicted daily discharge values in the calibration and validation periods in SimHyd model



شکل ۴- منحنی تداوم جریان رواناب مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده در دو مرحله واسنجی و اعتبارسنجی در مدل AWBM

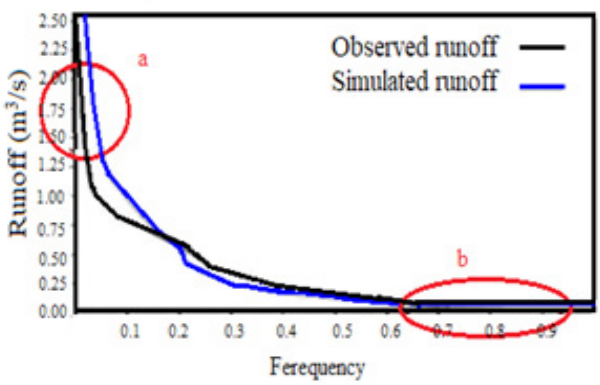
Fig 4. Flow duration curve of observation and simulation runoff in both calibration and validation periods in AWBM model

تفاوت بین منحنی تداوم جریان مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده نیز در شکل‌های۴ و ۵ ارائه شده است. با توجه به شکل‌های۴ و ۵ می‌توان نتیجه گرفت که هر دو مدل AWBM و SimHyd توانایی قابل قبولی در شبیه‌سازی مقادیر بیشینه (a) در منطقه مورد مطالعه ندارند، درحالی‌که مقادیر کمینه (b) با دقت قابل قبولی شبیه‌سازی شده است. مقادیر روزانه دبی مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده در مرحله واسنجی و اعتبارسنجی مدل‌های AWBM و SimHyd به‌ترتیب در شکل‌های ۶ و ۷ ارائه شده است.

نتایج مدل MLP و RBF

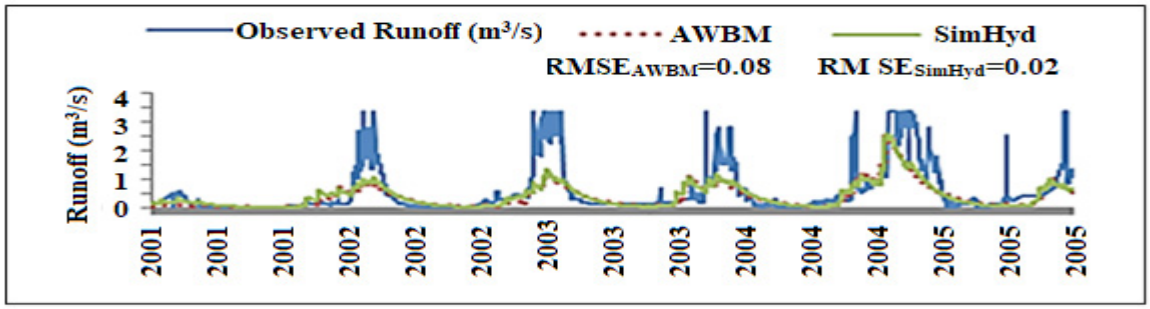
پس از سعی و خطای فراوان در انتخاب تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌ها در هر لایه و هم‌چنین انتخاب تابع تانژانت‌هایپربولیک و تابع بایاس به عنوان تابع فعال‌سازی، ۸ شبکه برای مدل RBF و ۳۲ شبکه برای مدل MLP با تعداد لایه‌های مختلف بررسی و یک شبکه از هر مدل به عنوان بهترین شبکه شد. نتایج حاصل از آموزش و آزمایش شبکه‌های به‌دست آمده در جدول ۳ نشان داده شده است.

به منظور مقایسه نتایج حاصل از هر شبکه عصبی با مقادیر واقعی در مرحله واسنجی و اعتبارسنجی و مقایسه شبکه‌های مختلف و



شکل ۵- منحنی تداوم جریان رواناب مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده در دو مرحله واسنجی و اعتبارسنجی در مدل SimHyd

Fig 5. Flow duration curve of observation and simulation runoff in both calibration and validation periods in SimHyd model

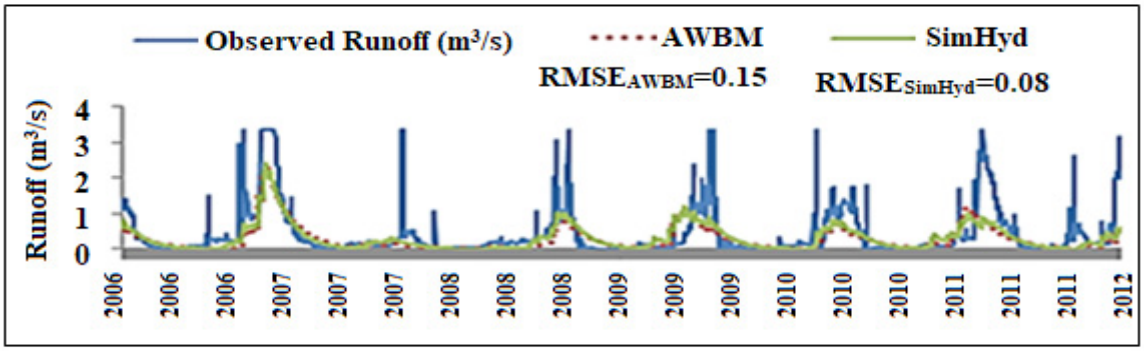


شکل ۶- سری زمانی رواناب مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده در دوره واسنجی توسط مدل‌هایAWBM و SimHyd

Fig 6. Time series of observation and simulation runoff in the calibration period with AMBM and SimHyd models

www.SID.ir

Archi



شکل ۷- سری زمانی رواناب مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده در دوره اعتبارسنجی توسط مدل‌هایSimHyd و AWBM

Fig 7. Time series of observation and simulation runoff in the validation period with AMBM and SimHyd models

انتخاب بهترین مدل، از شاخص‌های ارزیابی ریشه میانگین مربعات خطا، ضریب تبیین و ضریب نش- ساتکلیف استفاده شده است.

شاخص‌های ارزیابی دقت مدل MLP و RBF در شبیه‌سازی دبی روزانه ایستگاه هیدرومتری بار اریه نیشابور طی دوره واسنجی و اعتبارسنجی در جدول ۴ ارائه شده است. به طور کلی با توجه به نتایج شبیه‌سازی، این دو مدل با دقت خوبی رواناب روزانه این حوضه را شبیه‌سازی نکرده‌اند. مقادیر روزانه دبی مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده در مرحله واسنجی و اعتبارسنجی انجام شده به وسیله مدل MLP و RBF در شکل‌های ۸ و ۹ ارائه شده است. مقادیر مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده رواناب با مدل MLP درشکل ۱۰ نشان داده شده است.

جدول ۳- مشخصات شبکه‌های عصبی منتخب

Table 3. Characteristics of selected neural networks

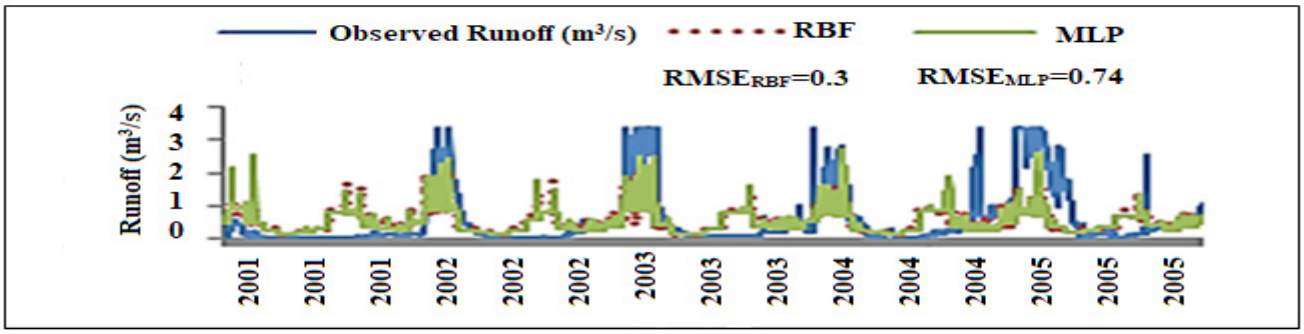
شاخص آماری Statistical index	RBF	MLP
تابع انتقال Transmission Function	بایاس Baias	تانژانت هیپربولیک Hyperbolic Tangent
الگوریتم Algorithm	مومنتوم Momentum	مومنتوم Momentum
تعداد لایه‌های پنهان Hidden Layers	7	2
تکرار Repeat	8	32
پارامتر حساس Sensitive Parameter	بارش Rainfall	بارش Rainfall

جدول۴- ضرایب آماری ارزیابی دقت مدل MLP و RBF در شبیه‌سازی رواناب روزانه در طی دوره‌های واسنجی و اعتبارسنجی

Table 4. Statistical coefficients of accuracy evaluation of RBF and MLP models for simulation of daily runoff during the calibration and validation periods

دوره زمانی Period	مدل Model	مرحله Step	ENS	R^2	RMSE
(2001-2005)	RBF	واسنجی calibration	0.20	0.44	0.30
(2006-2012)	RBF	اعتبار سنجی validation	0.17	0.43	0.30
(2001-2005)	MLP	واسنجی Calibration	0.13	0.33	0.74
(2006-2012)	MLP	اعتبار سنجی validation	0.18	0.43	0.74

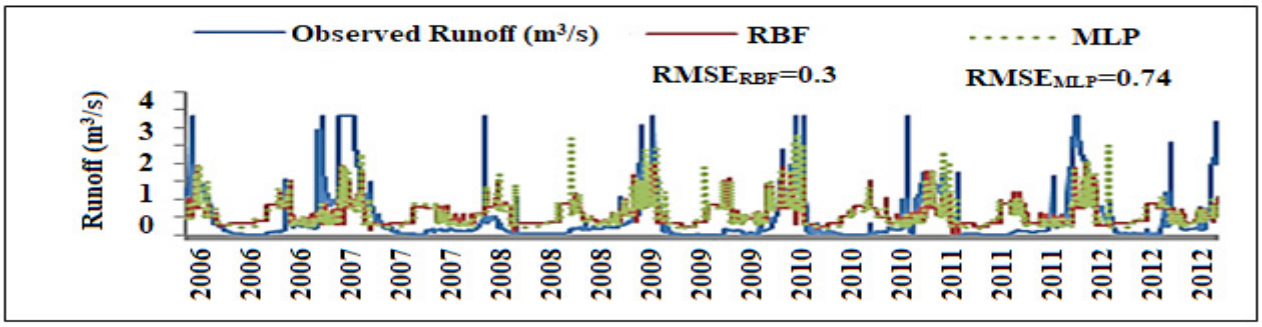
شاخص آماری
Statistical index



شکل۸- سری زمانی منتخب رواناب مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده با مدل‌های MLP و RBF در دوره واسنجی

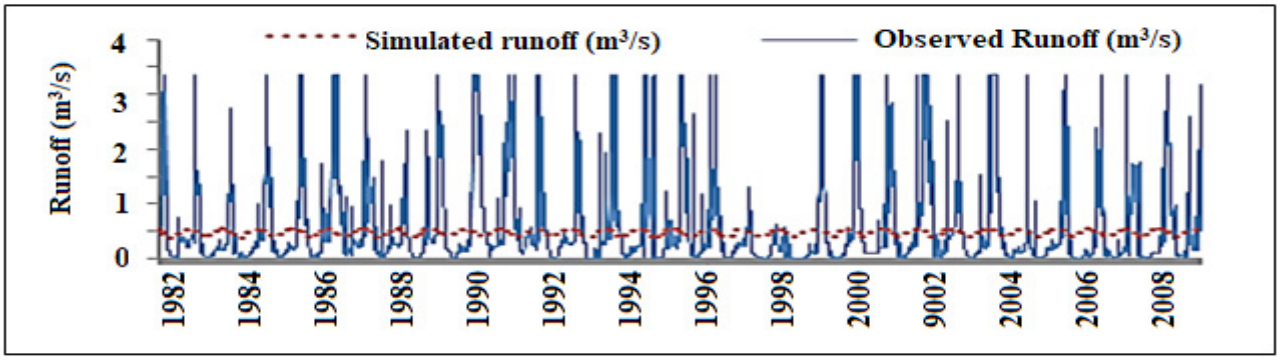
Fig 8. Time series of observation and simulation runoff with BRF and models in the calibration period

www.SID.ir



شکل۹- سری زمانی منتخب رواناب مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده با مدل‌های MLP و RBF در دوره اعتبارسنجی

Fig 9. Time series of observation and simulation runoff with BRF and models in the validation period



شکل ۱۰- مقادیر مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده رواناب در مدل MLP

Fig 10. Observed and simulated discharge values in the MLP model

بحث و نتیجه‌گیری

فرایند تبدیل بارش به رواناب بسیار پیچیده است و برهم کنش‌های زیادی بین اجزای مختلف آن وجود دارد و با توجه به دامنه متنوع مدل‌های هیدرولوژی در دسترس، انتخاب مناسب‌ترین مدل دشوار است. بنابراین نیاز به ارزیابی مقایسه‌ای برای تشخیص قابلیت و محدودیت مدل‌ها در منطقه مطالعاتی دارد. با توجه به فقدان و یا کمبود آمار مشاهداتی در بسیاری از حوزه‌های آبخیز، انتخاب مدل‌هایی که با حداقل داده ورودی بتوانند نتایج قابل قبولی ارائه دهند، به عنوان ابزاری کارآمد جهت مدیریت حوزه می‌باشد. لذا در این تحقیق از مدل‌های هیدرولوژیکی AWBM و SimHyd و مدل‌های شبکه عصبی RBF و MLP جهت شبیه‌سازی رواناب روزانه حوزه بار اریه استفاده شد.

با توجه به نتایج جدول ۱، مدل AWBM و SimHyd دقت قابل قبولی در شبیه‌سازی رواناب روزانه در طی هر دو دوره واسنجی و اعتبار سنجی دارند. نتایج مشابهی توسط بهمنش و همکاران [۵] در حوزه آبخیز نازلوچای بدست آمده است.

مقادیر بهینه پارامترهای C1 (ضریب نگه‌داشت سطحی) در مدل AWBM صفر شده است (جدول۲)، که بیانگر حساسیت بسیار کم این پارامتر در منطقه مورد مطالعه است. مقدار پارمترهای A1 و A2 همان مقادیر پیش‌فرض مدل می‌باشد به طوری که در شبیه‌ساز، مقدارشان ثابت نگه داشته شده‌اند، بنابراین تاثیری در کنترل سیستم مدل AWBM ندارند. این نتایج با نتایج سلمانی و همکاران [۱۸] همسو می‌باشد. مقادیر بهینه پارامترهای ضریب جریان پایه و ضریب جریان زیرقشری در مدل SimHyd نزدیک به صفر شده که نشان‌دهنده حساسیت بسیار کم این پارامترها در منطقه مورد مطالعه است. همان‌طوری که در شکل‌های ۲، ۳، ۴ و۵ نشان داده شده است، مدل AWBM و SimHyd یک مدل کم برآورد در شبیه‌سازی دبی می‌باشند و باوجود این‌که این دو مدل شبیه‌سازی را با دقت بالایی انجام می‌دهند ولی مقدار دبی شبیه‌سازی شده به ویژه مقادیر اوج جریان به مراتب کم‌تر از مقادیر مشاهده‌ای است. سلمانی و همکاران [۱۸] به برآورد کم دبی اوج نسبت به داده‌های مشاهداتی در حوزه آراز کوسه گرگان توسط مدل AWBM اشاره کرده‌اند.

مقایسه سری زمانی دبی مشاهده‌ای و شبیه‌سازی، نشان‌دهنده عملکرد نسبتاً خوب هر دو مدل AWBM و SimHyd در شبیه‌سازی رواناب منطقه می‌باشد، نتایج مشابهی توسط آلاموس و همکاران [۱] به‌دست آمده است. مقایسه نتایج هیدروگراف مدل‌های AWBM و SimHyd در دوره واسنجی و اعتبارسنجی (شکل‌های ۶ و ۷) نشان می‌دهد که در برخی رخدادها اگر چه مدل‌ها سعی در مدل سازی کل نقاط هیدروگراف دارند، اما توابع مورد نظر تمامی نقاط پیک را به خوبی شبیه‌سازی نمی‌کنند. نتایج متفاوتی توسط چایو و همکاران [۶] بدست آمده است.

مدل RBF در هر دو مرحله واسنجی و اعتبارسنجی با داشتن ضریب

www.SID.ir

نش- ساتکلیف بالا و خطای کم‌تر نسبت به مدلMLP (جدول۴)، نتایج بهتری را ارائه داده است، نتایج متفاوتی توسط داوسون و ویلبی [۸] در حوزه مول انگلستان به‌دست آمده است.

مقایسه سری زمانی رواناب مشاهده‌ای و شبیه‌سازی، نشان‌دهنده عملکرد ضعیف مدل‌های MLP و RBF در شبیه‌سازی رواناب منطقه می‌باشد. بالاترین ضریب همبستگی در سری مدل‌های MLP ۰/۷۲ بود که تطابق خوبی با داده‌های مشاهداتی نشان نداده است (شکل ۱۰). معیار نش- ساتکلیف در این حالت برابر۰/۰۱ بود که مقداری پایین است. برای بررسی اعتبار مدل ضریب همبستگی به تنهایی کافی نبوده و معیار بهتر، ضریب کارایی نش- ساتکلیف و ریشه میانگین مربعات خطا است. مدل‌هایی با ضریب همبستگی بالا ولی ضریب کارایی نش- ساتکلیف پائین، از نظر نموداری تطبیق خوبی را نشان نمی‌دهند و برعکس مدل‌هایی با ضریب همبستگی متوسط اما ضریب نش- ساتکلیف بالاتر از نظر نموداری تطابق بهتری را نشان می‌دهند. در مورد کارایی ضریب همبستگی تحقیقات زیادی انجام شده که همگی بیان می‌دارند که ضریب همبستگی بالا الزاماً تطبیق تصویری خوبی درپی ندارد و به معنی بهترین برازش نیست [۲۳]. بنابراین با توجه به شکل ۸ علیرغم بالا بودن ضریب همبستگی تطبیق خوبی بین داده‌های مشاهداتی و شبیه سازی شده در مرحله واسنجی مشاهده نشد.

مقایسه نتایج شبیه‌سازی بارش رواناب حوزه بار اریه توسط مدل‌های هیدرولوژیکی AWBM و SIMHYD و مدل‌های شبکه‌ی عصبی MLP و RBF نشان داد که به طور کلی تطابق زیادی بین مقادیر اوج بارندگی با اوج رواناب شبیه‌سازی شده توسط مدل‌ها و رواناب حداکثر خروجی از حوزه مشاهده شده است. به عبارت دیگر اوج بارندگی مربوط به روزها و ماه‌های پر باران سال بوده و در ایام فاقد بارندگی مقادیر شبیه‌سازی شده دبی، کم‌تر از مقادیر مشاهداتی برآورد شده‌اند، که با نتایج سلمانی و همکاران [۱۸] مطابقت دارد. مدل‌های هیدرولوژیکی با ضریب نش بیش از ۰/۵ (جدول۱) در مرحله واسنجی و اعتبار سنجی نسبت به مدل‌های شبکه عصبی (جدول۴) رواناب خروجی را بهتر شبیه‌سازی کرده‌اند، که با نظر جهانگیر و همکاران [۱۲] وسلطانی و مرید [۲۲] مطابقت ندارد. با وجود این که شبکه عصبی مصنوعی غیر خطی بودن فرایند بارش- رواناب را درنظر می‌گیرد اما متعلق به مدل‌های جعبه سیاه بوده و نقاط ضعف این مدل‌ها را با خود دارد [۹]. یکی دیگر از علل شبیه‌سازی ضعیف فرایند بارش- رواناب توسط مدل‌های شبکه عصبی در نظر نگرفتن دبی پایه می‌باشد [۷]. در منطقه مورد مطالعه بخشی از سازندهای موجود آهکی بوده که جریان پایه و آب زیرزمینی را تقویت می‌کند اما در مدل‌های شبکه عصبی این بخش به صورت جداگانه در نظر گرفته نمی‌شود و شاید یکی از علل عملکرد مناسب‌تر مدل‌های هیدرولوژیکی تفکیک آب پایه و جریان زیرزمینی باشد. براساس نتایج مشخص شد که مدل‌های مورد استفاده در این تحقیق توانایی شبیه‌سازی مقادیر بیشینه را ندارند اما مقادیر کمینه و متوسط را به خوبی شبیه‌سازی کرده‌اند، نتایج مشابهی توسط رستمی خلج و همکاران [۱۷] بدست آمده است. از آنجا که مدل‌های AWBM و SimHyd از نوع مدل‌های یکپارچه هستند و در آن‌ها عوامل موثر دیگر بر تولید سیلاب و دبی اوج مانند ویژگی‌های رودخانه، ضریب زبری، سنگ‌شناسی، کاربری اراضی و ... در نظر گرفته نمی‌شود، بنابراین در حوزه بار اریه برای بررسی سیلاب نمی‌توان از این مدل‌ها استفاده کرد و فقط می‌توان دبی متوسط حوزه را جهت مدیریت آب برآورد کرد. از بین مدل‌های هیدرولوژیکی، مدل SimHyd با ضریب نش و ضریب همبستگی بالاتر و ریشه میانگین مربعات خطای کم‌تر (جدول ۱) نتایج بهتری ارائه نموده است. نتایج واسنجی نشان می‌دهد که مدل SimHyd می‌تواند ابزار مناسبی در رابطه با شبیه‌سازی بارش- رواناب در این حوضه باشد. دلیل کارایی بالاتر مدل SimHyd را می‌توان ناشی از ورودی‌های بیشتر و متنوع این مدل در زمینه فرآیند تبدیل بارش به رواناب مانند ضرایب نفوذپذیری، ظرفیت رطوبتی خاک، میزان تغذیه، ظرفیت جذب بارش و نیز جریان زیرقشری دانست.

نتایج این مطالعه با توجه به معیارهای ارزیابی و شکل هیدروگراف و تطابق نسبی بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی نشان داد که روش بهینه‌سازی جستجوی چند آغازه روزنبروک در مدل‌های مفهومی و تابع تانژانت هیپربولیک در مدل‌های شبکه عصبی نسبت به سایر بهینه‌سازها، در فرایند شبیه‌سازی با دقت بیشتری عمل می‌کنند، نتایج مشابهی توسط داوسون و ویلبی [۸] به‌دست آمد.

طبق نتایج این پژوهش، مدل‌های هیدرولوژیکی نسبت به مدل‌های شبکه عصبی، کارایی بهتری در شبیه‌سازی بارش و رواناب دارا بودند. زیرا مدل‌های هیدرولوژیکی فرایندهای بارش رواناب را طبق پیش‌فرض‌های مدل و با توجه به شرایط داده‌ها شبیه‌سازی می‌کنند، اما مدل‌های شبکه عصبی از مدل‌های جعبه سیاه بوده و اشکالات این مدل‌ها را با خود دارند. دقت کم شبیه‌سازی مقادیر بیشینه مشاهداتی در سری داده‌ها، از نقاط ضعف مدل‌های اخیر است. مدل‌های مورد استفاده در مرحله واسنجی عملکرد بهتری را نسبت به مرحله اعتبارسنجی نشان دادند که می‌تواند ناشی از انتخاب الگوریتم‌های بهینه‌سازی در تحقیق باشد. با توجه به نتایج تحقیق پیشنهاد می‌گردد کارایی این مدل‌ها در سایر حوزه‌های کشور که فاقد آمار اندازه‌گیری هستند و شرایط اقلیمی مشابهی دارند ارزیابی گردد. به‌طور کلی کاربرد مدل‌های بارش- رواناب در حوضه‌های با اقلیم متفاوت و مقایسه عملکرد آن‌ها، می‌تواند در تعیین مناسب‌ترین مدل تاثیرگذار باشد که لازمست در سایر تحقیق‌ها مورد بررسی قرارگیرد. هم‌چنین علاوه بر سه فاکتور بارش، تبخیر تعرق و دبی مشاهده‌ای، فاکتورهای موثر دیگری بر میزان رواناب مانند شرایط خاکشناسی، زمین‌شناسی، پوشش‌گیاهی، ژئومورفولوژی و ذوب برف نیز اضافه شود و دلیل پایین بودن ضریب همبستگی بین دبی مشاهداتی و برآوردی توسط مدل‌های شبکه عصبی در این منطقه مشخص شود.

Archive of SID
www.SID.ir

Archive of SID

منابع

1.Alamou, E. A. Obada, E. Afouda, A. 2017. Assessment of Future Water Resources Availability under Climate Change Scenarios in the Mékrou Basin, Benin. Hydrology. 4(51): 1-21.

2.Asadi, A. 2011. Development a conceptual model of Tank–Hybrid-Channel to Simulate Rainfall – Runoff process in Navroudbasinin Gilan province. Ph.D.Dissertation. Faculty of Agriculture. Tabriz University. 153 pages. (In Persian)

3. Avenel, J. 2009. Gladstone LNG facility, Development–Surface Water EIS. Final Report. URS Australia Pty LTD. 84 pages.

4 .Bajelan, A. Mahmmodian Shoshtari, M. and Olapoor, M. 2005. Forecasting monthly runoff with artificial neural network (ANN) and compared with results of experimental methods in the Kasilyan basin. Proceedings of the Fifth Iranian Hydraulic Conference. 17-19 Nov.Kerman, Iran.Pp. 1-9. (In Persian)

5 .Behmanesh, J. Jabari, A. Montaseri, M. and Rezaei, H. 2014. Comparing AWBM and SimHyd models in rainfall-runoff modeling, Nazlou-Chay catchment in west Azarbaijan. Geography and Environmental Planning Journal. 52(4), 155- 168. (In Persian)

6- Chiew F.H.S. Zheng, H. and Potter N.J. 2018. Rainfall-Runoff Modeling Considerations to Predict Stream flow Characteristics in Ungauged Catchments and under Climate Change. Water,10: 1-19.

7. Dastorani, M.T., Sharifi Darani,H., Talebi, A. and Moghadam Nia, A.R. 2012. Evaluation of the Application of Artificial Neural Networks and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems for Rainfall-Runoff modeling in Zayandeh_rood Dam Basin. Journal of Water and Wastewater, 22(4), 114-125 (In Persian).

8. Dawson, C.W. and Wilby, R. 1998. An artificial neural network approach for rainfall-runoff modeling. Journal of Hydrology Science. 43: 47-66.

9 .Gassman, P.W. Reyes, M.R. Green, C.H. and Arnold, J.G. 2007. The soil and water assessment tool: historical development, applications, and future research directions. American Society of Agricultural and Biological Engineering. 50(40), 1211-1250.

10. Goodarzi, M.R. Zahabiyoun, B. MassahBavani, A. and Kamal, A.R. 2012. Performance comparison of three hydrological models SWAT, IHACRES and SimHyd for the runoff simulation of Gharesou basin, Journal of Water and Irrigation Management. 2(1), 20-45. (In Persian)

11. Himesh, S. Rao, CVC. And Mahajan, A.U. 2000. Calibration and Validation of Water Quality Model, CSIR Center for Mathematical Modeling and Computer Simulation. Technical Report CM0002, Bangalore, India, Pp.1-10.

12. Jahangeer, A.R. Raeini, M. and Ahmadi, M.Z. 2008. Comparison of artificial neural networks (ANN) simulation of rainfall-runoff process with HEC-HMS model in Kardeh watershed. Journal of Water and Soil. 22(2), 72-84. (In Persian)

13. Liu, Y. 2009. Automatic calibration of a rainfall-runoff model using a fast and elitist multi objective particle swarm algorithm. Expert System with Application, 36:950-953.

14. Lorrai, M. and Sechi, GM. 1995. Neural net for modeling rainfall-runoff transformation. Water Resources Management. 9)4): 299-313.

15.Nazari, M, Qasemiyeh, H. Sadatinejhad, J. and Vali, A. 2013. Rainfall-Runoff modeling using artificial neural network (MLP & RBF) in Babolrood River Basin. Sixth National Conference of watershed management and soil and water resources management, 10-15 Feb. Iran. Pp.1-12. (In Persian)

16. Podger, G. 2004. Rainfall-Runoff Library, User Guide version, 1(5):1-10.

17. Rostami Khalaj, M. Moghadamnia, A.R., Salmani, H. Sepahvand, A.R. 2017. Compare the performance of AWBM, Sacramento, SimHyd, SMAR and Tank. Natural Ecosystems of Iran, 7(2), 47-63. (InPresian)

18. Salmani, H. Bahremand, A.R, Saber Chenari, K. and Rostami Khalaj, M. 2015. Evaluation of the efficiency of AWBM, Sacramento, and tank rainfall runoff model in runoff simulation in Arazkoose - Goorganrood Basin, Golestan Province, Iranian Journal of Ecohydrology. 1(3), 221-227. (In Persian)

19. Sharifi, F. Namdrust, J. and Zarrin, H. 2006. Assessment the AWBM model in some sub catchments

www.SID.ir

Archive of SID

of Karoon watershed. First Regional Conference on Optimum Utilization of Water Resources in Karoon and Zayandehrud watersheds, 14-15 Aug. Iran. Pp. 823-832. (In Persian)

20. Sharifi, MB. And Salehi, R. 2005. Project Summary: The application of neural networks to predict river flow in the Kardeh basin, University of Ferdowsi, Khorasan Regional Water Authority, 1-10. (In Persian)

21. Shekari, M.R. SadatiNejad, J. Vali, A. Ghasemiye, H. Ghazavi, R. 2014. Application of Two Methods of Artificial Neural Network MLP, RBF for Estimation of Wind of Sediments Korsya of Darab Plain. Quarterly Journal of Environmental Erosion Researches. 12, 1-16. (In Persian)

22. Soltani, S. and Morid, S. 2002. Comparison of conceptual models with artificial neural networks in rainfall-runoff simulation. Sixth international conference of river engineering,8-10 Feb. Iran. Pp.1-10. (in Persian)

23. Taatgen, N. and Van Rijn, H. 2010. Nice graphs, good R^2, but still a poor fit. How to be surer your model explains your data. 10th international conference on cognitive modeling, USA. Pp.247-252.

24. Wang, G. Zhang, J. and He, R. 2007. Comparison of hydrological models in the middle reaches of the Yellow River. JAHS-AISH publication. 311:158-163.

25. Willems, P. 2009. A time series tool to support the multi- criteria performance evaluation rainfall-runoff models. Environmental Modeling Software. 24(3): 311-321.

26. Yu, B. and Zhu, Z. 2015. A comparative assessment of AWBM and SimHyd for forested watersheds, Hydrological Sciences Journal. 60(7 –8):1200-1212.

27. Zhang, J., Zhang, Y., Song, J. Cheng, L., Gan, R. Shi,X., Luo, Z., Zhao, P. 2017. Comparing hydrological modelling, linear and multilevel regression approaches for predicting baseflow index for 596 catchments across Australia. Hydrology and Earth System Science, https://doi.org/10.5194/hess-2017-737, 1-40p.

www.SID.ir

نشریه علمی- پژوهشی
علوم و مهندسی آبخیزداری ایران
Iran-Watershed Management
Science & Engineering
Vol. 13, No. 45, Summer 2019
سال سیزدهم- شماره ۴۵- تابستان ۱۳۹۸

Abstract

Comparison of Efficiency for Hydrological Models (AWBM & SimHyd) and Neural Network (MLP & RBF) in Rainfall–Runoff Simulation (Case study: Bar Aryeh Watershed -Neyshabur).

F. Dastjerdi[1], M. Azarakhshi[2] and M. Bashiri[3]
Received:04-03-2018 Accepted:02-10-2018

For suitable programming and management of water resources, access to perfect information from the discharge at the watershed outlet is essential. In most watersheds, the hydrometric station is not available; then, different models are used to simulate the discharge within watersheds without data. The selection of preferred model for rainfall- runoff simulation depends to the purpose of modeling and available data. In this research the conceptual rainfall- runoff models, SimHyd and AWBM and neural network models, MLP and RBF (by regard the less need to measured data) were used to model of rainfall- runoff process in Bar-Aryeh watershed of Nishabur. The length of data was 30 years (1983-2012) and the length of calibration and validation periods was 5 and 7 years, respectively. RRL and SPSS programs software were used for simulation of runoff. Nash - Sutcliff (ENS), coefficient of determination (R2), the root mean square error (RMSE) used to evaluate the models. Results showed that hydrological models simulate rainfall- runoff process in Bar Aryeh watershed of Neyshabur better than neural network models. Between mentioned models, the SimHyd with ENS, R2 and RMSE equal to 0.632, 0.8 and 0.02 respectively in the calibration period and 0.541, 0.74 and 0.08 in the validation period has better performance than other models which used in this research. The results showed that the Rosenbrock's search optimizer for the hydrological models and the function of tangent hyperbolic for the neural network models have more accurate operations than other optimizers. In addition, used models simulate the minimum and average values of the flow with an acceptable accuracy but the simulation of maximum values did not do well. Because these models do not regard the type and intensity of precipitation, lag time from snowmelt and concentration time of watershed.

Keywords: Bar-Aryeh, Optimization, Simulation, Conceptual model, Calibration, Validation.

1. M.Sc. of watershed management, University of Torbat Heydarieh
2. Corresponding Author and Assistant Professor, University of Torbat Heydarieh, Email: m.azarakhshi@torbath.ac.ir
3. Assistant Professor, University of Torbat Heydarieh.

www.SID.ir