

مدل سازی رواناب با استفاده از داده‌های بارش ماهواره TRMM در حوزه آبخیز چهل چای

حسین امامی^۱، علی سلاجقه^{۲*}، علیرضا مقدم‌نیا^۳، شهرام خلیقی سیگارودی^۴ و ابوالحسن فتح‌آبادی^۵
^۱ کارشناس ارشد آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، ^۲ استاد، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، ^۳ دانشیار، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران و ^۴ استادیار، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه گنبد کاووس

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۸/۱۵

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۲/۲۲

چکیده

بارش یکی از مهمترین ورودی‌ها در مدل‌سازی رواناب است. وجود داده‌های بارش با دقت زمانی و مکانی مناسب، برای حوزه‌های آبخیز با ایستگاه‌های باران‌سنجی اندک و پراکنده، بسیار مهم و ضروری است. در حال حاضر ماهواره‌های اقلیمی از منابع مهم در برآورد بارش هستند. در این پژوهش، ابتدا کارایی داده‌های بارش ماهواره TRMM در سری زمانی ماهانه حوزه آبخیز چهل‌چای با استفاده از شاخص‌های آماری R^2 ، RMSE، NSE و Bias از طریق مقایسه با داده‌های بارش ایستگاه‌های باران‌سنجی (مشاهده شده) مورد ارزیابی قرار گرفت که مقدار این شاخص‌های آماری به ترتیب ۰/۵۴، ۲۲/۷۰، ۰/۴۴ و ۱۴/۸۶- به دست آمد. با توجه به مقدار ضریب تبیین (R^2)، می‌توان نتیجه گرفت که ماهواره TRMM توانسته ۰/۵۴ بارش مشاهده شده را برآورد کند. در گام بعدی به منظور برآورد رواناب ماهانه از سه مدل داده مینا شامل MLP، ANFIS و SVR استفاده شد. دو نوع ترکیب ورودی به مدل‌های داده مینا شامل: (۱) داده‌های بارش مشاهده شده در گام‌های زمانی t و $t-1$ و رواناب در گام زمانی $t-1$ و $t-2$ داده‌های بارش ماهواره‌ای در گام‌های زمانی t و $t-1$ و رواناب در گام زمانی $t-1$ انتخاب شد. برای مقایسه میزان دقت و خطای مدل‌ها از R^2 و RMSE مرحله صحت‌سنجی استفاده شد که مدل ANFIS با مقدار R^2 و RMSE به ترتیب برای ترکیب ورودی نوع اول ۰/۸۰ و ۰/۹۷ و همچنین، برای ترکیب ورودی نوع دوم ۰/۷۸ و ۱/۰۲ به عنوان مدل منفرد مناسب در منطقه مورد مطالعه برای برآورد رواناب انتخاب شد. از روش میانگین‌گیری وزنی در رویکرد ترکیب داده‌ها به منظور مدل‌سازی و ارائه یک مدل ترکیبی داده مینا استفاده شد که این مدل ترکیبی داده مینا باعث بهبود مقادیر $R^2=0/81$ و $Bias=-4/85$ برای ترکیب ورودی نوع اول و همچنین، بهبود مقدار $R^2=0/79$ برای ترکیب ورودی نوع دوم شد و این روش ضعف مدل‌های منفرد را پوشش داده است.

واژه‌های کلیدی: شاخص‌های آماری، مدل‌های داده مینا، روش میانگین‌گیری وزنی، رویکرد ترکیب داده، TRMM

مقدمه

تا با شبیه‌سازی فرایند بارش-رواناب، عکس‌العمل حوزه آبخیز را با کمینه زمان و هزینه ارزیابی کرد. به دلیل عدم قطعیت در پدیده‌های هیدرولوژیکی (به ویژه سری زمانی رواناب)، استفاده از مدل‌های داده

برآورد رواناب یکی از پیچیده‌ترین فرایندهای هیدرولوژیکی در مدیریت و برنامه‌ریزی منابع آب است. مدل‌های داده مینا، این امکان را فراهم می‌سازند

هیدرولوژی در حوزه آبخیز سین کیانگ^۳ در چین مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج به دست آمده حاکی از مناسب بودن داده‌های بارش TRMM برای مدل‌سازی‌های هیدرولوژی در سری زمانی ماهانه و عدم تناسب برای سری زمانی روزانه است (Li و همکاران، ۲۰۱۲). برای پیش‌بینی جریان رودخانه زاینده‌رود در اصفهان و رودخانه رد در کانادا از روش شبکه عصبی مصنوعی و روش رگرسیونی K نزدیک‌ترین همسایه و شبکه عصبی مصنوعی ترکیبی استفاده شد، نتایج نشان داد که استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی ترکیبی از طریق روش پیشنهادی می‌تواند دقت پیش‌بینی احتمالاتی برای رویدادهای هیدرولوژیکی را بهبود بخشد (Azmi و همکاران، ۲۰۱۰). با توجه به آنچه در پیشینه این پژوهش ارایه شده می‌توان چنین نتیجه گرفت که پژوهش‌هایی در مورد مدل‌های بارش-رواناب داده مبنا و استفاده از داده‌های بارش ماهواره TRMM و رویکرد ترکیب داده‌ها به صورت جداگانه و پراکنده انجام شده است. ولی تا کنون پژوهش جامع و کاملی در زمینه مدل‌سازی داده مبنا با استفاده از داده‌های بارش ماهواره TRMM و همچنین، استفاده از رویکرد ترکیب داده‌ها به منظور بهبود دقت نتایج مدل‌سازی بارش-رواناب و ارائه مدل ترکیبی داده مبنا انجام نشده است. بنابراین هدف از این پژوهش، بررسی دقت و کارایی داده‌های بارش ماهواره TRMM و استفاده از این داده‌ها برای برآورد رواناب و در نهایت، ارائه یک مدل ترکیبی داده مبنا است تا با استفاده از نتایج این پژوهش، رواناب را برای حوضه‌های فاقد آمار مدل‌سازی کرد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه: حوزه آبخیز چهل‌چای در قسمت جنوب شرقی دریای خزر به مساحت ۲۵۵/۵۸ کیلومتر مربع یکی از زیرحوضه‌های گرگان‌رود بوده که در بین مختصات جغرافیایی ۲۲' ۵۵" تا ۳۷' ۵۵" طول شرقی و ۳۶' ۵۷" تا ۱۵' ۳۷" عرض شمالی واقع شده است. ارتفاع متوسط میانه این حوضه ۱۵۰۵ متر و

مبنای مناسب که عدم قطعیت پارامترها را در نظر بگیرد، لازم و ضروری است (Rezapour Tabari، ۲۰۱۶). برای شبیه‌سازی رواناب در مدل‌های هیدرولوژیکی، بارش به عنوان ورودی اصلی است که کیفیت و صحت داده‌های بارش بر قابلیت اطمینان به نتایج شبیه‌سازی، تاثیر زیادی دارد (Meng و همکاران، ۲۰۱۴). یکی از منابع مهم برآورد بارش، روش‌های سنجش از دور ماهواره‌ای است. از جمله ماهواره‌هایی که کاربرد هواشناسی و هیدرولوژی دارد، TRMM^۱ است. این ماهواره با قدرت مکانی و زمانی بالا، می‌تواند به صورت پیوسته و نزدیک به زمان واقعی، بارندگی کره زمین را برآورد کند. این ماهواره با داشتن سنجنده‌ها و ابزارهای مختلف، قادر به ارائه تصاویر با کیفیت بالا و استخراج داده‌های بسیار مفید از بارندگی است. از آنجا که هر یک از مدل‌های داده مبنا در مدل‌سازی با خطاهایی همراه هستند که غیرقابل اجتناب بوده و منجر به کاهش دقت نتایج می‌شود، از سال ۲۰۰۰ رویکرد ترکیب داده‌ها برای افزایش دقت شبیه‌سازی‌های زمانی و مکانی در علوم مربوط به منابع آب و محیط زیست به کار برده شده است. در مطالعه‌ای به منظور پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه چاو فریا^۲ در تایلند از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) استفاده شد که از کارایی و دقت خوبی برخوردار بود (Sivakumar و همکاران، ۲۰۰۲). داده‌های بارش روزانه، ماهانه، فصلی و سالانه ایستگاه سینوپتیک و ایستگاه باران‌سنجی واقع در استان فارس با داده‌های بارش ماهواره TRMM طی دوره آماری ۲۰۱۱-۱۹۹۸ مورد ارزیابی و بررسی قرار گرفت و نتایج نشان داد که کمترین و بیشترین ضریب همبستگی در سطح پنج درصد بین داده‌های بارش زمینی و ماهواره‌ای به ترتیب در مقیاس روزانه و ماهانه مشاهده شد (Shirvani و Fakharizade، ۲۰۱۴). مقایسه داده‌های بارش TRMM با داده‌های بارش ایستگاه‌های زمینی در مقیاس‌های زمانی مختلف و مناسب بودن داده‌های بارش TRMM برای شبیه‌سازی فرایندهای هیدرولوژیکی و محاسبه بیلان آبی در مدل‌های

^۱ Tropical Rainfall Measuring Mission

^۲ Chao Phraya

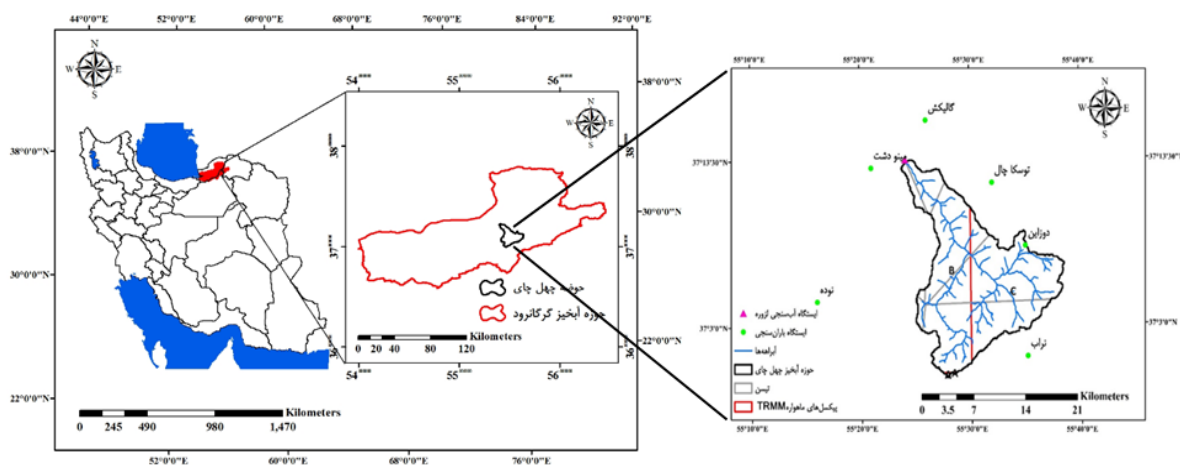
^۳ Xinjiang

دارای میانگین بارندگی سالیانه ۷۵۰ میلی‌متر و شرایط اقلیمی نیمه‌خشک کوهستانی است. **داده‌های استفاده شده:** در این پژوهش، از داده‌های بارش مشاهده شده و ماهواره‌ای و رواناب از ابتدای سال ۲۰۰۳ تا انتهای سال ۲۰۱۲ میلادی و اطلاعات توپوگرافی حوزه آبخیز چهل‌چای استفاده شد. داده‌های بارش مربوط به ایستگاه‌های باران‌سنجی که در داخل و اطراف حوزه آبخیز چهل‌چای واقع شده‌اند، از سازمان هواشناسی کشور و شرکت مدیریت منابع آب ایران (تماب) دریافت شد. داده‌های بارش و رواناب در فرایند مدل‌سازی، صحت و کیفیت آن‌ها مورد بررسی قرار گرفت. در جدول ۱، ویژگی‌های مربوط به ایستگاه‌های باران‌سنجی، دماسنجی، آب‌سنجی ارائه شده است و همچنین، شکل ۱ موقعیت ایستگاه‌های باران‌سنجی و آب‌سنجی، آبراهه‌ها، تیسن ایستگاه‌ها و پیکسل‌های ماهواره TRMM را نشان می‌دهد.

دارای میانگین بارندگی سالیانه ۷۵۰ میلی‌متر و شرایط اقلیمی نیمه‌خشک کوهستانی است. **داده‌های استفاده شده:** در این پژوهش، از داده‌های بارش مشاهده شده و ماهواره‌ای و رواناب از ابتدای سال ۲۰۰۳ تا انتهای سال ۲۰۱۲ میلادی و اطلاعات توپوگرافی حوزه آبخیز چهل‌چای استفاده شد. داده‌های بارش مربوط به ایستگاه‌های باران‌سنجی که در داخل و اطراف حوزه آبخیز چهل‌چای واقع شده‌اند، از سازمان هواشناسی کشور و شرکت مدیریت منابع آب ایران (تماب) دریافت شد. داده‌های بارش ماهواره TRMM-3B42 نسخه ۷ (اصلاح شده با آمار مشاهده شده زمینی) در مقیاس زمانی ماهانه و مقیاس مکانی ۰/۲۵×۰/۲۵ درجه طول و عرض جغرافیایی و با فرمت NetCDF از ابتدای سال ۲۰۰۳ تا انتهای سال ۲۰۱۲ برای محدوده مورد مطالعه از سایت <https://pmm>.

جدول ۱- ویژگی ایستگاه‌های باران‌سنجی و آب‌سنجی

نوع ایستگاه	نام ایستگاه	طول شرقی	عرض شمالی	ارتفاع از سطح دریا (m)	نام ایستگاه	طول شرقی	عرض شمالی	ارتفاع از سطح دریا (m)
باران‌سنجی	توسکا	۵۵/۵۳	۳۷/۲۰	۹۲۵	دوزاین	۵۵/۵۸	۳۷/۱۳	۱۰۳۰
	چال				مینودشت	۵۵/۳۵	۳۷/۲۱	۱۵۵
	گالیکش	۵۵/۴۳	۳۷/۲۶	۲۵۰				
آب‌سنجی	نراب	۵۵/۵۸	۳۷/۰۱	۱۵۰۰				
	لزوره	۵۵/۲۳	۳۷/۱۳	۲۰۰				



شکل ۱- موقعیت ایستگاه‌های باران‌سنجی و آب‌سنجی، آبراهه‌ها، تیسن و پیکسل‌های ماهواره TRMM

$$X_{\text{Normalization}} = 0.05 + 0.9 \frac{X_{\text{org}} - X_{\text{min}}}{X_{\text{max}} - X_{\text{min}}} \quad (1)$$

پیش‌پردازش داده‌ها^۱: با استفاده از رابطه (۱)، داده‌های ورودی به مدل‌های داده مبنای نرمال^۲ شد.

^۱ Preprocessing of Data

^۲ Normalizing

ترکیبی داده مبنا با استفاده از رویکرد ترکیب داده‌ها ارائه شد.

ارزیابی: برای ارزیابی دقت و کارایی داده‌های بارش ماهواره TRMM در برآورد بارش، مدل‌های مورد استفاده و مدل پیشنهادی در برآورد رواناب ماهانه از معیارهای آماری شامل انحراف (Bias)، میانگین مجذور مربعات خطا (RMSE)، ضریب تبیین (R^2) و ناس ساتکلیف (NSE) (Nash و Sutcliffe، ۱۹۷۰) استفاده شد. در این رابطه‌ها $P_{(est)i}$ مقدار برآورد شده در زمان i و $P_{(obs)i}$ مقدار مشاهده‌شده در زمان i و N تعداد کل داده‌ها است.

$$Bias = \frac{\sum_{i=1}^N P_{(est)i} - P_{(obs)i}}{\sum_{i=1}^N P_{(obs)i}} \times 100 \quad (4)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (P_{(est)i} - \bar{P}_{est})(P_{(obs)i} - \bar{P}_{obs})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (P_{(est)i} - \bar{P}_{est})^2 \sum_{i=1}^N (P_{(obs)i} - \bar{P}_{obs})^2}} \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (P_{(obs)i} - P_{(est)i})^2}{N}} \quad (6)$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (P_{(obs)i} - P_{(est)i})^2}{\sum_{i=1}^N (P_{(obs)i} - \bar{P}_{(est)i})^2} \quad (7)$$

نتایج و بحث

روند تغییرات بارش مشاهده شده و ماهواره‌ای در سطح حوزه آبخیز چهل‌چای: همان‌طور که در شکل ۲- الف ملاحظه می‌شود، روند تغییرات بارش مشاهده شده و ماهواره‌ای، تقریباً مشابه و نزدیک به هم بوده، ولی ماهواره TRMM در برآورد صحیح مقدار بارش، خطا دارد و در بیشتر ماه‌های سال، تخمین‌های خود را با کم برآوردی ارائه کرده است. همچنین، شکل ۲- ب پراکنش مربوط به متوسط بارش مشاهده شده و ماهواره‌ای را نشان می‌دهد که مقدار R^2 (ضریب تبیین) برابر ۰/۵۴ است.

ارزیابی کارایی ماهواره TRMM در برآورد بارش: شاخص‌های آماری R^2 ، RMSE، NSE و Bias به ترتیب ضریب تبیین بین داده‌های بارش مشاهده شده با داده‌های بارش ماهواره‌ای، ارزیابی خطای داده‌های بارش ماهواره‌ای، دقت ماهواره TRMM در برآورد بارش ماهانه و بیش‌برآوردی و یا کم‌برآوردی داده‌های بارش ماهواره‌ای (انحراف) را نسبت به داده‌های بارش

که در آن، $X_{Normalization}$ مقدار نرمال شده داده ورودی، X_{org} داده اصلی، X_{min} مقدار کمینه داده‌ها و X_{max} مقدار بیشینه داده‌ها است.

مدل‌های داده مبنا برای برآورد رواناب: مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)^۱، تطبیقی فازی-عصبی (ANFIS)^۲ و رگرسیون بردار پشتیبان (SVR)^۳ از جمله مدل‌های داده مبنا (DDM)^۴ که رویکردی آماری و احتمالاتی دارند، از پرکاربردترین مدل‌ها در انجام شبیه‌سازی هستند (Menhaj، ۲۰۰۵؛ Jang، ۱۹۹۳؛ Jang و همکاران، ۱۹۹۷؛ Vapnik، ۱۹۹۵). در این پژوهش، برای ساخت مدل‌های شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) و استنتاج تطبیقی فازی-عصبی (ANFIS) به ترتیب از روش کدنویسی و جعبه ابزار Anfisedit در نرم‌افزار MATLAB 2014b استفاده شد و همچنین، برای ساخت مدل رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) از روش کدنویسی با پکیج e1071-2015 در نرم‌افزار R 3.2.3 استفاده شد.

رویکرد ترکیب داده‌ها: از روش میانگین‌گیری وزنی استکینگ^۵ به منظور ترکیب خطی خروجی مدل‌های منفرد استفاده می‌شود (رابطه ۲).

$$\hat{y}_{ij} = \left(\sum_{j=1}^m c_j \hat{y}_{ij} \right) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

که در آن، C مقدار وزن هر یک از مدل‌های منفرد است. برای محاسبه بهترین وزن‌های C مدل‌های مختلف، کمینه‌سازی مقدار W در رابطه (۳) ارائه شد (Breiman، ۱۹۹۶):

$$W = \sum_{i=1}^m \left[y_i - \sum_{j=1}^m c_j \hat{y}_{ij} \right]^2 \quad c_k > 0 \quad (3)$$

با توجه به هدف کمینه‌سازی در میزان W در رابطه (۳)، استفاده از روش بهینه‌سازی ضروری است. لذا، در این پژوهش با استفاده از افزونه SOLVER در نرم‌افزار Excel، مقادیر C در رابطه استکینگ (۳) با هدف کمینه‌سازی مقدار W به دست آمد و مدل

¹ Multilayer Perceptron

² Adaptive Neuro-Fuzzy Interference System

³ Support Vector regression

⁴ Data-Driven Models

⁵ Data Fusion

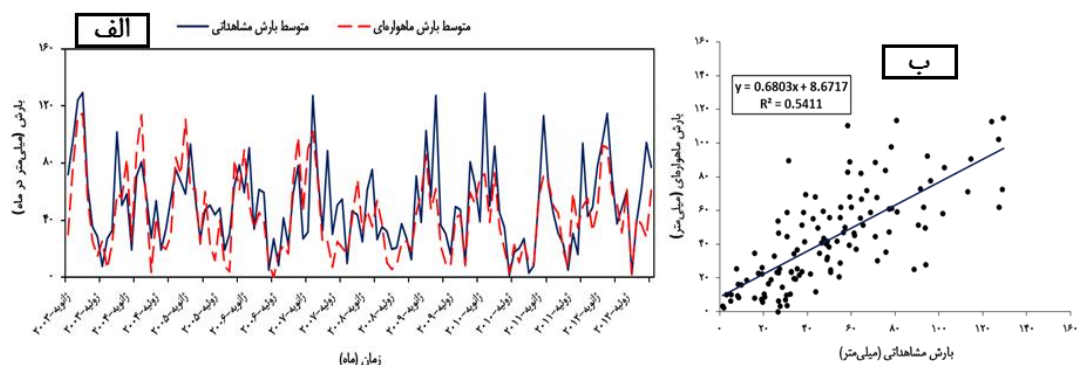
⁶ Stacking

⁷ Root Mean Square Error

⁸ Returns the Square

شاخص‌های آماری ارائه شده است.

مشاهده شده نشان می‌دهند. در جدول ۲ مقدار این



شکل ۲- روند تغییرات و پراکنش نقاط مربوط به مقادیر متوسط بارش مشاهده شده و ماهواره‌ای

۳ و شکل ۳ به ترتیب نتایج برآورد و شبیه‌سازی رواناب و نمودار برازشی بین مقادیر رواناب مشاهده شده و برآورد شده با مدل MLP برای هر دو نوع ترکیب ورودی در مرحله واسنجی و صحت‌سنجی را نشان می‌دهد. همچنین، شبیه‌سازی رواناب ماهانه با استفاده از مدل MLP در شکل ۴ نشان داده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، مدل MLP با استفاده از هر دو نوع ترکیب ورودی، به خوبی توانسته رواناب را شبیه‌سازی کند، ولی در مرحله صحت‌سنجی مقدار Bias به ترتیب برای ترکیب‌های ورودی نوع اول و دوم، $-1/90$ و $-15/40$ است که نتوانسته جریان‌های پیشینه را شبیه‌سازی کند (مقدار Bias منفی است).

مدل رگرسیون بردار پشتیبان: به دلیل این‌که تابع کرنل پایه شعاعی (RBF) نسبت به سایر توابع، دقت بیشتری در برآورد و شبیه‌سازی رواناب ماهانه دارد، از آن استفاده شد. C و γ که بر اساس تابع بهینه‌ساز tune به دست آمده‌اند، برای هر ترکیب ورودی به مدل در جدول ۴ ارائه شده است. همچنین، مقادیر ϵ با استفاده از روش سعی و خطا تعیین شد که مقدار آن برای تمامی ترکیب‌های ورودی به مدل $0/001$ به دست آمد. از روش k -fold به منظور اعتبارسنجی متقابل (Cross-validation) برای کاهش خطای مدل استفاده شد. در این روش داده‌ها به k دسته با اندازه‌های برابر تقسیم می‌شوند. از این k دسته، هر بار یک دسته به عنوان دسته آزمایشی مدل ساخته شده مورد استفاده قرار می‌گیرد و $k-1$ دسته دیگر برای آموزش مدل ساخته شده استفاده می‌شوند. این فرایند k بار

جدول ۲- نتایج شاخص‌های آماری برای حوزه آبخیز چهل‌چای

Bias	NSE	RMSE	R ²
-۱۴/۸۶	۰/۴۴	۲۲/۷۰	۰/۵۴

رواناب ماهانه برآوردی و شبیه‌سازی شده با

مدل‌های داده مبنا: در این پژوهش ترکیب‌های ورودی مناسب به مدل‌های داده مبنا شامل: (۱) داده‌های بارش مشاهده شده در گام‌های زمانی t و $t-1$ و رواناب در گام $t-1$ و t و داده‌های بارش ماهواره‌ای در گام‌های زمانی t و $t-1$ و رواناب در گام زمانی $t-1$. برای اجرای مدل‌های منفرد، ۷۰ درصد داده‌ها (۸۴ ماه از ابتدای سال ۲۰۰۳ تا انتهای سال ۲۰۰۹) برای آموزش (واسنجی) و ۳۰ درصد داده‌ها (۳۶ ماه از ابتدای سال ۲۰۱۰ تا انتهای سال ۲۰۱۲) برای آزمون (صحت‌سنجی) در نظر گرفته شد.

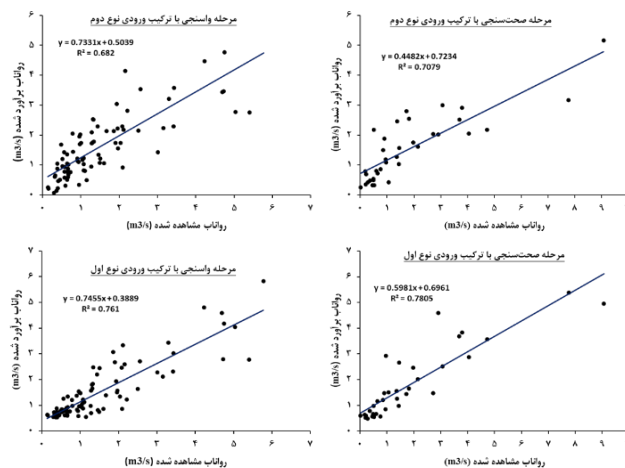
مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه: از یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا (BP) با توابع انتقالی لگاریتم سیگموئیدی (logsig) و خطی (purelin) به ترتیب در لایه‌های مخفی و خروجی برای برآورد رواناب ماهانه استفاده شد. هر شبکه با استفاده از تابع آموزشی لونیگ-مارکوارت (trainlm) با یک لایه مخفی و چهار نرون در لایه مخفی، ۲۵۰ بار آموزش داده شد. برای تعیین بهترین کارایی مدل MLP، مدل ۱۰ بار اجرا شد (در هر اجرای آن ۲۵۰ بار آموزش) و معیارهای خروجی برای هر اجرا محاسبه شد و در نهایت، شبکه با بهترین کارایی و بیشترین دقت انتخاب شد. جدول

جدول ۵ نتایج برآورد و شبیه‌سازی رواناب در منطقه مورد مطالعه با استفاده از مدل SVR در مرحله واسنجی و صحت‌سنجی برای هر دو نوع ترکیب ورودی به مدل ارائه شده است.

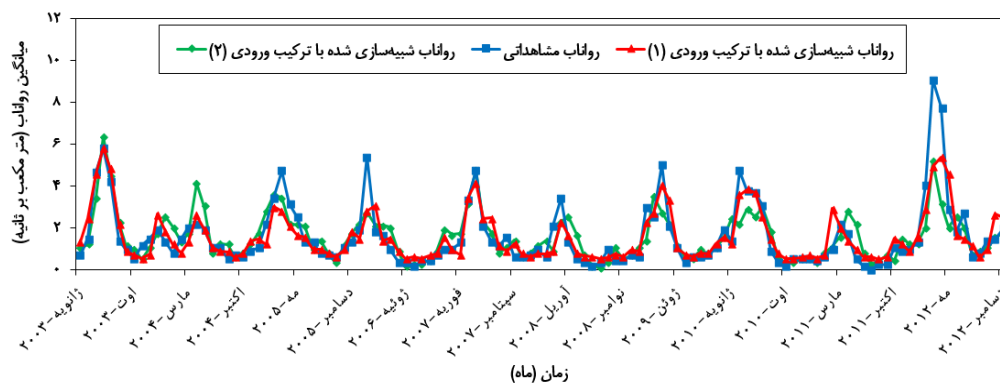
برای تمامی دسته‌ها اعمال می‌شود. در نهایت، میانگین نتیجه این k بار اعتبارسنجی به‌عنوان یک برآورد نهایی برگزیده می‌شود. در این پژوهش، تعداد دسته‌های مورد استفاده پنج عدد انتخاب شد. در

جدول ۳- نتایج ارزیابی کارایی مدل MLP برای برآورد رواناب ماهانه

Bias	NSE	RMSE	R ²	ترکیب ورودی به مدل	شبیه‌سازی
آموزش (واسنجی)					
۰/۰۲	۰/۷۶	۰/۶۳	۰/۷۶	نوع اول	چهل‌چای
۶/۳۱	۰/۶۷	۰/۷۴	۰/۶۸	نوع دوم	
آزمون (صحت‌سنجی)					
-۱/۹۰	۰/۷۴	۱/۰۳	۰/۷۸	نوع اول	چهل‌چای
-۱۵/۴۰	۰/۵۹	۱/۲۸	۰/۷۰	نوع دوم	



شکل ۳- رواناب مشاهده شده و برآورد شده با مدل MLP در مراحل واسنجی و صحت‌سنجی با ترکیب‌های ورودی نوع اول و دوم



شکل ۴- شبیه‌سازی رواناب ماهانه با استفاده از مدل MLP در حوزه آبخیز چهل‌چای

واسنجی و صحت‌سنجی به‌ترتیب ۰/۶۹ و ۰/۷۳ است (شکل ۵). بر اساس شکل ۶ می‌توان نتیجه گرفت که مدل SVR با استفاده از هر دو نوع ترکیب ورودی می‌تواند رواناب مشاهده شده را شبیه‌سازی کند. در مرحله واسنجی، مقدار Bias به‌ترتیب برای ترکیب‌های

ضرایب همبستگی بین مقادیر برآورد شده مدل SVR با مقادیر مشاهده شده برای ترکیب ورودی نوع اول در حوزه آبخیز چهل‌چای در مرحله واسنجی و صحت‌سنجی به‌ترتیب ۰/۸۲ و ۰/۷۶ است و برای ترکیب ورودی نوع دوم در همین حوضه در مرحله

اول و دوم، $۱۱/۵۳$ و $۲۵/۴۱$ است که نتوانسته جریان‌های بیشینه را شبیه‌سازی کند (مقدار Bias منفی است).

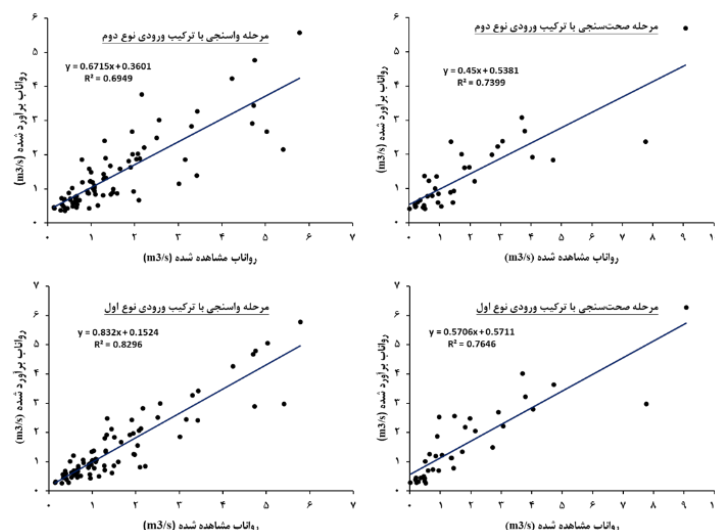
ورودی نوع اول و دوم، $۶/۸۲$ و $۹/۲۷$ است و همچنین، مقدار این شاخص آماری در مرحله صحت‌سنجی به‌ترتیب برای ترکیب‌های ورودی نوع

جدول ۴- پارامترهای به‌دست آمده با تابع بهینه‌ساز tune در مدل SVR

نام حوضه	ترکیب ورودی به مدل	پارامتر C	پارامتر γ
چهل چای	نوع اول	۰/۲۵	۲/۵
	نوع دوم	۰/۲۵	۱/۷۵

جدول ۵- نتایج ارزیابی کارایی مدل SVR برای برآورد و شبیه‌سازی رواناب ماهانه

شبیه‌سازی	ترکیب ورودی به مدل	R^2	RMSE	NSE	Bias
آموزش (واسنجی)					
چهل چای	نوع اول	۰/۸۳	۰/۵۴	۰/۸۲	-۶/۸۲
	نوع دوم	۰/۶۹	۰/۷۳	۰/۶۸	-۹/۲۷
آزمون (صحت‌سنجی)					
چهل چای	نوع اول	۰/۷۶	۱/۰۹	۰/۷۰	-۱۱/۵۳
	نوع دوم	۰/۷۴	۱/۳۱	۰/۵۷	-۲۵/۴۱



شکل ۵- رواناب مشاهده شده و برآورد شده با مدل SVR در مراحل واسنجی و صحت‌سنجی با ترکیب‌های ورودی نوع اول و دوم

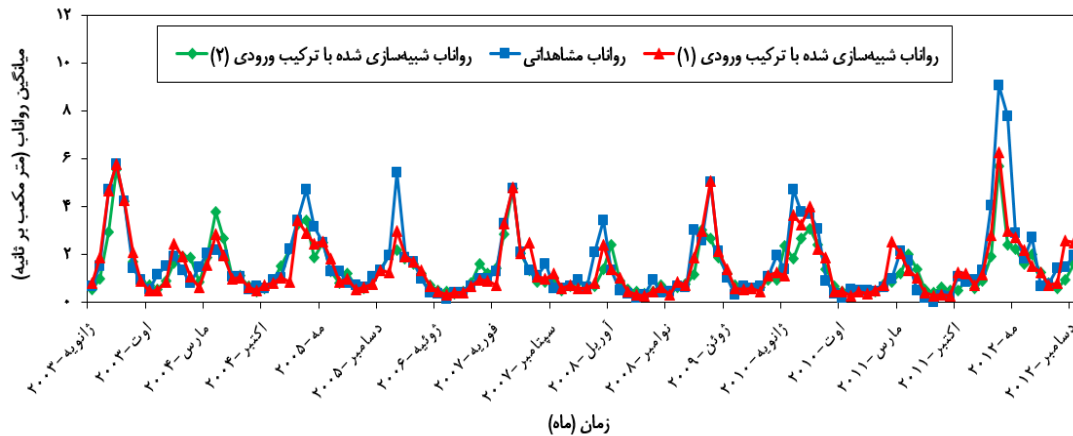
روش‌های بهینه‌سازی پس انتشار خطا^۲ و ترکیبی^۳ استفاده می‌شود. در این پژوهش، نوع روش بهینه‌سازی الگوریتم یادگیری، نوع و تعداد توابع عضویت برای هر ترکیب ورودی بر اساس سعی و خطا تعیین شد (جدول ۶). در جدول ۷ نتایج برآورد و شبیه‌سازی رواناب با استفاده از مدل ANFIS برای هر دو نوع ترکیب ورودی به مدل در مرحله واسنجی و صحت‌سنجی ارائه شده است.

مدل سامانه استنتاج تطبیقی فازی-عصبی: در مدل سامانه استنتاج تطبیقی فازی-عصبی (ANFIS) برای طبقه‌بندی داده‌های ورودی و ایجاد قوانین سامانه فازی (فازی‌سازی) از روش بخش‌بندی شبکه‌ای^۱ استفاده شد. هنگامی که تعداد متغیرهای ورودی کم باشد، روش بخش‌بندی شبکه‌ای، یک روش مناسب برای طبقه‌بندی داده‌ها است. برای آموزش مدل استنتاج تطبیقی فازی-عصبی (ANFIS) از

² Backpropa

³ Hybrid

¹ Grid partition



شکل ۶- شبیه‌سازی رواناب ماهانه با استفاده از مدل SVR در حوزه آبخیز چهل‌چای

جدول ۶- پارامترهای مدل ANFIS برای هر ترکیب ورودی به مدل

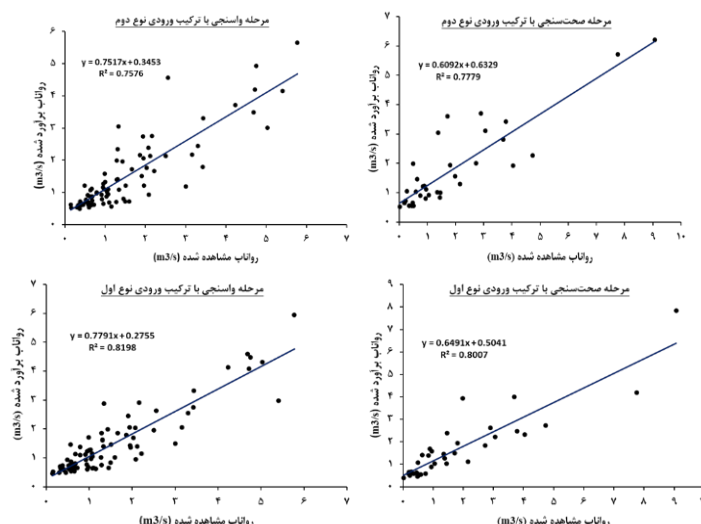
ترکیب ورودی به مدل	تعداد توابع عضویت برای لایه ورودی	نوع تابع عضویت برای لایه ورودی	نوع تابع عضویت برای لایه خروجی	نوع روش بهینه‌سازی الگوریتم یادگیری
نوع اول	پس انتشار خطا	خطی	زنگوله‌ای تعمیم یافته	۴-۲-۳
نوع دوم	پس انتشار خطا	خطی	زنگوله‌ای تعمیم یافته	۴-۳-۲

در شکل‌های ۷ و ۸ به ترتیب نمودار پراکنش مقادیر مشاهده شده و برآورد شده رواناب ماهانه با استفاده از مدل ANFIS برای هر دو نوع ترکیب ورودی به مدل در منطقه مورد مطالعه ارائه شده است. می‌توان نتیجه گرفت که مدل ANFIS با استفاده از هر دو نوع ترکیب ورودی در شبیه‌سازی رواناب مشاهده شده عملکرد خوبی دارد و در بیشتر موارد جریان‌های کمینه و بیشینه را شبیه‌سازی کرده است. ترکیب مدل‌های داده مینا و ارائه مدل ترکیبی: نتایج مدل‌های منفرد MLP، ANFIS و SVR برای هر ترکیب ورودی به مدل در حوضه‌های مورد مطالعه با

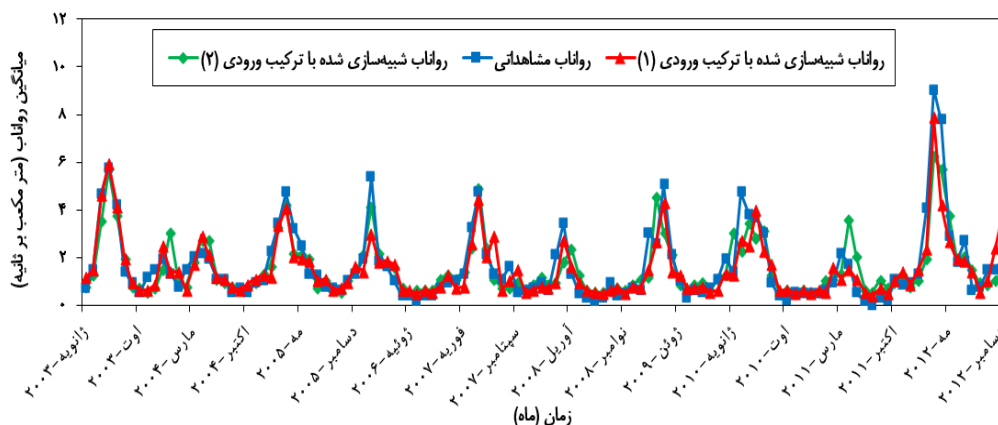
استفاده از رابطه (۳) با یکدیگر ترکیب شدند. نتایج استفاده از این روش در جدول ۸ ارائه شده است و با نتایج برآورد و شبیه‌سازی رواناب مدل‌های منفرد مورد استفاده در مرحله صحت‌سنجی مقایسه شده است. همان‌طور که در جدول ۸ مشخص است، مقدار شاخص‌های آماری Bias، NSE، RMSE و R^2 در روش میانگین‌گیری وزنی با ترکیب ورودی نوع اول به ترتیب ۰/۷۷، ۰/۹۷ و ۰/۸۱ شده است. همچنین، مقدار این شاخص‌های آماری برای ترکیب ورودی نوع دوم به ترتیب ۰/۷۴، ۰/۹۶، ۰/۷۹ و ۱/۰۲ به دست آمده است.

جدول ۷- نتایج ارزیابی کارایی مدل ANFIS برای برآورد و شبیه‌سازی رواناب ماهانه

شبیه‌سازی	ترکیب ورودی به مدل	R^2	RMSE	NSE	Bias
آموزش (واسنجی)					
چهل‌چای	نوع اول	۰/۸۲	۰/۵۵	۰/۸۲	-۴/۰۶
	نوع دوم	۰/۷۶	۰/۶۴	۰/۷۶	-۲/۲۱
آزمون (صحت‌سنجی)					
چهل‌چای	نوع اول	۰/۸۰	۰/۹۷	۰/۷۷	-۷/۳۶
	نوع دوم	۰/۷۸	۱/۰۲	۰/۷۴	-۴/۲۷



شکل ۷- رواناب مشاهده شده و برآورد شده با مدل ANFIS در مراحل واسنجی و صحت‌سنجی با ترکیب‌های ورودی نوع اول و دوم



شکل ۸- شبیه‌سازی رواناب ماهانه با استفاده از مدل ANFIS در حوزه آبخیز چهل‌چای

جدول ۸- نتایج مدل‌سازی رواناب با استفاده از روش میانگین‌گیری وزنی

نام حوضه	ترکیب ورودی به مدل	R ²	RMSE	NSE	Bias
چهل‌چای	نوع اول	۰/۸۱	۰/۹۷	۰/۷۷	-۴/۸۵
	نوع دوم	۰/۷۹	۱/۰۲	۰/۷۴	-۴/۹۶

مقدار شاخص آماری Bias برای مدل ترکیبی با ترکیب ورودی نوع اول، به‌دست آمده که نسبت به مدل‌های منفرد SVR و ANFIS به‌ترتیب با داشتن مقدار برابر ۱۱/۵۳- و ۷/۳۶- بهبود یافته است. مقدار این شاخص آماری در مدل ترکیبی با ترکیب ورودی نوع دوم، به ۴/۹۶- رسیده که نسبت به مدل‌های SVR و MLP که به‌ترتیب دارای مقدار Bias، ۲۵/۴۱- و ۱۵/۴۰- هستند، بهبود یافته است. مقدار شاخص آماری NSE برای ترکیب ورودی نوع اول در روش مدل‌های ترکیبی و ANFIS، ۰/۹۷ شده است که نسبت به مدل‌های SVR و MLP که به‌ترتیب دارای مقدار ۱/۰۹ و ۱/۰۳ هستند، بهتر شده است. مقدار این شاخص آماری با

مقدار شاخص آماری Bias برای مدل ترکیبی با ترکیب ورودی نوع اول، به‌دست آمده که نسبت به مدل‌های منفرد SVR و ANFIS به‌ترتیب با داشتن مقدار برابر ۱۱/۵۳- و ۷/۳۶- بهبود یافته است. مقدار این شاخص آماری در مدل ترکیبی با ترکیب ورودی نوع دوم، به ۴/۹۶- رسیده که نسبت به مدل‌های SVR و MLP که به‌ترتیب دارای مقدار Bias، ۲۵/۴۱- و ۱۵/۴۰- هستند، بهبود یافته است. مقدار شاخص آماری NSE برای ترکیب ورودی نوع اول از ۰/۷۰ و ۰/۷۴ به‌ترتیب در مدل‌های SVR و

رواناب در گام زمانی t به منظور برآورد و شبیه‌سازی رواناب حوزه آبخیز چهل‌چای استفاده شد. با توجه به نتایج به‌دست آمده از شاخص‌های آماری، ترکیب ورودی نوع اول به مدل MLP نسبت به استفاده از ترکیب ورودی نوع دوم در هر دو مرحله واسنجی و صحت‌سنجی عملکرد بهتری دارد. مدل MLP با هر دو نوع ترکیب ورودی به مدل در مرحله واسنجی نسبت به مرحله صحت‌سنجی به‌جز شاخص آماری R^2 عملکرد بهتری در برآورد و شبیه‌سازی رواناب دارد. همچنین، در این حوضه با توجه به مقدار انحراف به‌دست آمده برای هر دو نوع ترکیب ورودی به مدل MLP در مرحله واسنجی و صحت‌سنجی به‌ترتیب دارای بیش‌برآوردی و کم‌برآوردی رواناب هستند. با توجه به نتایج ارائه شده برای مدل ANFIS، ترکیب ورودی نوع اول نسبت به ترکیب ورودی نوع دوم در مرحله واسنجی و صحت‌سنجی به‌جز شاخص آماری انحراف، دارای برتری است. هر دو نوع ترکیب ورودی به مدل ANFIS در مرحله واسنجی و صحت‌سنجی دارای مقدار انحراف منفی هستند، پس در نتیجه هر دو نوع ترکیب ورودی به مدل، برآوردهای خود را کمتر از مقدار رواناب مشاهده شده ارائه کرده‌اند. مدل SVR با ترکیب ورودی نوع اول نسبت به ترکیب ورودی نوع دوم دارای عملکرد بهتری است. همچنین، در حوضه مورد مطالعه هر دو نوع ترکیب ورودی به مدل SVR در مرحله واسنجی و صحت‌سنجی مقدار انحراف منفی است. یعنی اگر از این منابع اطلاعاتی استفاده شود، مدل SVR مقدار رواناب را کمتر از مقدار مشاهده شده، برآورد و شبیه‌سازی کند. در منطقه مورد مطالعه در مرحله واسنجی با ترکیب ورودی نوع اول مدل SVR با $R^2=0/83$ و $RMSE=0/54$ ، نسبت به مدل ANFIS با $R^2=0/82$ و $RMSE=0/55$ و مدل MLP با $R^2=0/76$ و $RMSE=0/63$ دارای عملکرد مناسبی است و همچنین، مدل MLP در مرحله واسنجی با ترکیب ورودی نوع اول دارای $Bias=0/2$ نسبت به مدل‌های ANFIS و SVR که به‌ترتیب دارای Bias برابر با $-4/06$ و $-6/82$ ، عملکرد بهتری دارد. در مرحله صحت‌سنجی مدل ANFIS با ترکیب ورودی نوع اول دارای بهترین عملکرد است زیرا مقادیر R^2 ، $RMSE$ و NSE در این مدل به‌ترتیب برابر با $0/80$ ،

ترکیب ورودی نوع دوم نسبت به مدل‌های منفرد SVR و MLP که به‌ترتیب با داشتن مقدار برابر با $1/31$ و $1/28$ هستند، کمتر شده و به مقدار $1/02$ رسیده که با مقدار $RMSE$ مدل ANFIS برابر است. مقدار شاخص آماری R^2 با ترکیب ورودی نوع اول در روش مدل ترکیبی $0/81$ است که نسبت به مدل‌های SVR، ANFIS و MLP به‌ترتیب با مقدار R^2 برابر با $0/76$ ، $0/80$ و $0/78$ افزایش یافته است. با ترکیب ورودی نوع دوم مقدار شاخص آماری R^2 در روش مدل ترکیبی $0/79$ است که نسبت به مدل‌های منفرد SVR، ANFIS و MLP که به‌ترتیب دارای مقدار R^2 برابر با $0/74$ ، $0/78$ و $0/71$ هستند، بهبود یافته است.

نتیجه‌گیری

نتایج ارزیابی دقت و کارایی ماهواره TRMM در برآورد بارش نشان داد که این ماهواره، برآوردهای خوبی در سری زمانی ماهانه از مقدار و توزیع بارش در منطقه مورد مطالعه به‌دست می‌دهد و برای پوشش مناطق فاقد ایستگاه و همچنین، برای مدل‌سازی هیدرولوژیکی، بسیار مفید و ارزشمند است (Akbari، 2013؛ Shirvani و Fakharizade، 2014؛ Madadi و همکاران، 2015؛ Mohamadpour و همکاران، 2015؛ Scheel و همکاران، 2011؛ Adjei و همکاران، 2012؛ Yang و Luo، 2014؛ Mantas و همکاران، 2014؛ Guofeng و همکاران، 2016). ماهواره TRMM در برآورد دقیق مقدار بارش ماهانه، خطا دارد. علت خطای داده‌های بارش ماهواره‌ای به نوع و مقدار بارش بستگی دارد. نوع بارش که عموماً رگباری و کوتاه‌مدت است، باعث می‌شود که بعضی اتفاقات بارش را ایستگاه زمینی ثبت کند ولی ماهواره ثبت نکند یا ممکن است، بارش کاملاً محلی باشد به‌طوری که ماهواره آن را ثبت کند، اما ایستگاه زمینی به‌دلیل قرار نداشتن در محل بارندگی، آن را ثبت نکند (Mohamadpour و همکاران، 2015). در گام بعدی از سه مدل داده مینا شامل MLP، ANFIS و SVR با ترکیب ورودی به مدل شامل: (۱) داده‌های بارش مشاهده شده در گام‌های زمانی t و $t-1$ و رواناب در گام زمانی $t-1$ و t (۲) داده‌های بارش ماهواره‌ای در گام‌های زمانی t و $t-1$ و رواناب در گام زمانی $t-1$ و داده هدف (خروجی)

این مدل‌ها روابط بین ورودی و خروجی را به خوبی فرا گرفته‌اند و مدل ANFIS بهترین عملکرد را دارد. در بخش نهایایی این پژوهش، به منظور مدل‌سازی داده مبانی رواناب برای هر کدام از ترکیب‌های ورودی به مدل از رویکرد ترکیب داده‌ها، روش میانگین‌گیری وزنی به منظور افزایش دقت و کارایی مدل‌های منفرد MLP، ANFIS و SVR استفاده شد. نتایج حاصل از ارزیابی کارایی مدل ترکیبی با استفاده از روش میانگین‌گیری وزنی نشان داد که این روش منجر به بهبود نتایج مدل‌های منفرد می‌شود. قابلیت اعتماد بیشتری به روش‌های ترکیبی برای مدل‌سازی و شبیه‌سازی رواناب است. بنابراین روش میانگین‌گیری وزنی، می‌تواند به‌عنوان یک روش کارآمد در تصحیح خطای مدل‌ها در زمانی که از چند مدل در یک منطقه استفاده می‌شود، برای مدل‌سازی رواناب مورد استفاده قرار گیرد (Akbarnia, ۲۰۱۲; Khosravi, ۲۰۱۵; Bazaz, ۲۰۱۵; See و Abrahart, ۲۰۰۱; Azmi, ۲۰۱۰). استفاده از روش‌های میانگین‌گیری وزنی برای ترکیب نتایج مدل‌ها نیز نشان داد که روش میانگین‌گیری وزنی می‌تواند معایب احتمالی مدل‌های منفرد را پوشش داده و برای مدل‌سازی داده مبانی رواناب برای برآورد رواناب ماهانه، مناسب‌تر است. همچنین، این روش نسبت به برآورد مدل‌های منفرد به واسطه دارا بودن برآوردهای همگن، روش قابل اطمینان‌تری است. در این پژوهش از سه مدل داده مبنا MLP، ANFIS و SVR برای برآورد رواناب استفاده شد. پیشنهاد می‌شود که در مطالعات آینده از سایر مدل‌های داده مبنا شامل برنامه‌نویسی بیان ژن، پیش‌پردازش موجک و هیبرید آریمما استفاده شود و نتایج با مدل‌های مورد استفاده در این پژوهش مقایسه شود. در این پژوهش، از مدل‌های بارش-رواناب تجربی استفاده شده است. توصیه می‌شود که در پژوهش‌های آینده مدل‌های بارش-رواناب مفهومی نیز استفاده شود.

۰/۹۷ و ۰/۷۷ است و فقط نسبت به مدل MLP در شاخص آماری Bias دارای برتری نیست. برای ترکیب ورودی نوع دوم در مراحل واسنجی و صحت‌سنجی مدل ANFIS دارای بهترین کارایی و دقت است. زیرا مقادیر R^2 ، RMSE، NSE و Bias در مرحله واسنجی به ترتیب ۰/۷۶، ۰/۶۴، ۰/۷۶ و ۲/۲۱- و در مرحله صحت‌سنجی هم به همین ترتیب ۰/۷۸، ۱/۰۲، ۰/۷۴ و ۴/۲۷- به دست آمده است. به منظور مقایسه میزان کارایی مدل‌ها فقط از دو شاخص آماری RMSE و R^2 استفاده شد. نتایج حاصل از ارزیابی کارایی مدل‌ها در بخش‌های واسنجی و صحت‌سنجی با استفاده از معیارهای ارزیابی نشان داد، مدل ANFIS برای هر دو نوع ترکیب ورودی، بیشترین ضریب تبیین با مقادیر مشاهده شده و کمترین خطا در برآورد مقادیر مشاهده شده را دارد. مدل‌های داده مبنا MLP، ANFIS و SVR دارای کم‌برآوردی جریان‌های بیشینه یا سیلابی هستند (He و همکاران، ۲۰۱۴). با توجه به این‌که در ایران به نظر می‌رسد، پژوهش مشابهی در زمینه برآورد و شبیه‌سازی رواناب با استفاده از داده‌های بارش ماهواره‌ای انجام نشده باشد، لذا، نتایج به دست آمده از این پژوهش با نتایج پژوهش‌های خارج از کشور مقایسه شده است. نتایج این پژوهش نشان داد که داده‌های بارش ماهواره TRMM در سری زمانی ماهانه به منظور برآورد و شبیه‌سازی رواناب با استفاده از مدل‌های داده مبنا دقت و کارایی خوبی دارند. می‌توان از داده‌های بارش ماهواره TRMM به‌عنوان ورودی برای برآورد و شبیه‌سازی جریان رودخانه در سری زمانی ماهانه استفاده کرد (Li و همکاران، ۲۰۱۲; Meng و همکاران ۲۰۱۴؛ و Li و همکاران، ۲۰۱۷). نتایج این پژوهش نشان داد که برآورد و شبیه‌سازی رواناب ماهانه با استفاده از داده‌های بارش ایستگاه‌های زمینی (ترکیب ورودی نوع اول) نسبت به داده‌های بارش ماهواره TRMM (ترکیب ورودی نوع دوم) کارایی و دقت بیشتری دارد. نتایج ارزیابی کارایی مدل‌های مورد استفاده در این پژوهش نشان داد که

منابع مورد استفاده

1. Adjei, K.A., L. Ren, E.K. Appiah-Adjei, K. Yeboah and A.A. Agyapong. 2012. Validation of TRMM data in the Black Volta Basin of Ghana. *Journal of Hydrologic Engineering ASCE*, 17(5): 647-654.

2. Akbari, M. 2013. Efficiency and accuracy in the estimation of daily, monthly and quarterly rainfall data from TRMM-3B42 in Khorasan Razav. MSc Thesis, Ferdowsi University Mashhad, 106 pages.
3. Akbarnia, M. 2012. Long-term river forecasting using baseline data models, case study: Karkheh River. MSc Thesis, University of Tehran, 146 pages.
4. Azmi, M., S. Araghinejad and M. Kholghi. 2010. Multi model data fusion for hydrological forecasting using K- nearest neighbor method. Iranian Journal of Science and Technology Transaction Engineering, 34(B1): 81-92.
5. Bazaz, R. 2015. Flood forecasting and now casting model using combined remote satellite information and ground stations. MSc Thesis, University of Tehran, 109 pages.
6. Breiman, L. 1996. Stacked regressions. Machine Learning, 24: 49-64.
7. Guofeng, Z., Q. Dahe, L. Yuanfeng, Ch. Fenli, H. Pengfei, Ch. Dongdong and W. Kai. 2016. Accuracy of TRMM precipitation data in the southwest monsoon region of China. Theoretical and Applied Climatology, 129(1): 353-362.
8. He, Z., X. Wen, H. Liu and J. Du. 2014. A comparative study of artificial neural network, adaptive neuro fuzzy inference system and support vector machine for forecasting river flow in the semiarid mountain region. Journal of Hydrology, 509: 379-386.
9. Jang, J.S.R. 1993. ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. Journal of Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 23(3): 665-685.
10. Khosravi, M. 2015. Predicting runoff in non-statistical watersheds using a combined data base model approach. PhD Thesis, University of Tehran, 190 pages.
11. Li, D., G. Christakos, X. Ding and J. Wu. 2017. Adequacy of TRMM satellite rainfall data in driving the SWAT modeling of Tiaoxi Catchment (Taihu Lake Basin, China). Journal of Hydrology, 556: 1139-1152.
12. Li, X., H.Q. Zhang and Ch.Y. Xu. 2012. Suitability of the TRMM satellite rainfalls in driving a distributed hydrological model for water balance computations in Xinjiang Catchment, Poyang Lake Basin. Journal of Hydrology, 426-427: 28-38.
13. Madadi, Gh., S. Hamzeh and A.A. Noroozi. 2015. Evaluation of rainfall on a daily, monthly and annual basis using satellite imagery, case study: west boundary basin of Iran. Journal of RS and GIS for Natural Resources, 6(2): 59-74 (in Persian).
14. Mantas, V.M., Z. Liu, C. Caro and A.J.S.C. Pereira. 2014. Validation of TRMM multi satellite precipitation analysis (TMPA) products in the Peruvian Andes. Journal of Atmospheric Research, 163: 132-145.
15. Meng, J., L. Li, Z. Hao, J. Wang and Q. Shao. 2014. Suitability of TRMM satellite rainfall in driving a distributed hydrological model in the source region of Yellow River. Journal of Hydrology, 509: 320-332.
16. Menhaj, M.B. 2005. Fundamentals of computational intelligence neural networks. Amir Kabir University Press, 256 pages.
17. Mohamadpour, M.A. 2015. Evaluation of TRMM (3B43-V7) satellite data based on selected stations for Iran. MSc Thesis, Ferdowsi University Mashhad, 98 pages.
18. Nash, J.E. and J.V. Sutcliffe. 1970. River flow forecasting through conceptual models part I-A discussion of principles. Journal of Hydrology, 10(3): 282-290.
19. Rezapour Tabari, M. 2016. Prediction of river runoff using fuzzy theory and direct search optimization algorithm coupled model. Journal for Science and Engineering, 41(10): 4039-4051.
20. Scheel, M.L.M., M. Rohrer, Ch. Huggel, D. Villar, E. Silvester and G. Huffman. 2011. Evaluation of TRMM Multi-satellite Precipitation Analysis (TMPA) performance in the Central Andes region and its dependency on spatial and temporal resolution. Journal of Hydrology and Earth System Sciences, 15: 2649-2663.
21. See, L. and R.J. Abrahart. 2001. Multi-model data fusion for hydrological forecasting. Journal of Computers and Geosciences, 27(8): 987-994.
22. Shirvani, A. and E. Fakharzade Shirazi. 2014. Comparison of ground-based observation of precipitation with TRMM satellite estimations in Fars Province. Journal of Agricultural Meteorology, 2(2): 1-15 (in Persian).
23. Sivakumar, B., A.W. Jayawardena and T.M.K.G. Fernando. 2002. River flow forecasting: use of phase-space reconstruction and artificial neural networks approaches. Journal of Hydrology, 265(1-4): 225-245.
24. Vapnik, V.N. 1995. The nature of statistical learning theory. Springer, New York press, 265 pages.
25. Yang, Y. and Y. Luo. 2014. Evaluating the performance of remote sensing precipitation products CMORPH, PERSIANN and TMPA in the arid region of northwest China. Journal of Theoretical and Applied Climatology, 188(3): 429-445.