

مقایسه‌ی روش‌های هوش مصنوعی و ماسکینگام در تخمین روندیابی سیلاب

فرزاد حسن پور^{۱*}، زینب شیخعلی پور^۲
تاریخ دریافت: ۹۲/۸/۲۳ تاریخ پذیرش: ۹۳/۴/۱۴

چکیده

روندیابی سیلاب به دلیل فراهم نمودن امکان پیش‌بینی چگونگی طغیان و فروکش کردن آن در رودخانه، یکی از مهمترین مسائل در مهندسی رودخانه است. از آن‌جا که سیلاب جریانی متغیر غیردایمی است، لذا روندیابی آن نیاز به داده‌های گسترده از رودها و آمار دقیقی از ایستگاه‌های آبسنجی دارد. روش ماسکینگام، به دلیل سادگی آن، دارای کاربرد بیش‌تری در میان روش‌های روندیابی سیلاب می‌باشد. از طرفی، استفاده از روش‌های هوش مصنوعی در زمینه‌های مختلف مهندسی آب و شبیه‌سازی در حوضه‌های آبخیز طی دهه اخیر رشد چشمگیری داشته است. در این پژوهش، برای روندیابی سیلاب با استفاده از روش‌های ماسکینگام، شبکه‌ی عصبی مصنوعی، سامانه استنتاج تطبیقی عصبی- فازی، و برنامه‌ریزی ژنتیک از داده‌های ویلسون، ویو و همکاران، و ویس من و لوپس در سه رود مختلف استفاده گردید. نتایج شبیه‌سازی روندیابی سیلاب با کاربرد روش‌های ذکر شده با استفاده از شاخص‌های آماری R^2 ، RMSE و MBE ارزیابی گردیدند. نتایج این تحقیق نشان دادند که روش‌های هوش مصنوعی، به دلیل برخورداری از RMSE کمتر نسبت به روش ماسکینگام، برتری دارند، که این مقدار برای روش‌های هوش مصنوعی ۰/۰۰۱۷۴، و برای روش ماسکینگام ۲۸/۷۲۷ به دست آمد، بنابراین، روش ماسکینگام در شبیه‌سازی آب نگار سیلاب با بدهی اوج پرشمار موفق نبوده است. با وجود اندک تفاوت در دقت تخمین و مقادیر خطا در شبیه‌ها، شبکه‌های عصبی مصنوعی با مقادیر R^2 ، RMSE و MBE مناسب‌تر در رده‌ی اول، و سامانه‌ی استنتاج تطبیقی عصبی- فازی و برنامه‌ریزی ژنتیک به ترتیب در رده‌های دوم و سوم قرار می‌گیرند. با توجه به سهولت کاربرد و نتایج خوب روش‌های هوش مصنوعی، پیشنهاد می‌شود تحقیقات بیش‌تری در این زمینه صورت پذیرد.

واژه‌های کلیدی: روندیابی سیلاب، روش ماسکینگام، شبکه‌ی عصبی مصنوعی، برنامه‌ریزی ژنتیک، سامانه‌ی استنتاج تطبیقی عصبی- فازی

^۱ - استادیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی دانشگاه زابل

^۲ - دانشجوی کارشناسی ارشد گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی دانشگاه زابل

* - نویسنده مسئول مقاله: hassanpourir@gmail.com

مقدمه

ممکن است سیلاب به دنبال بارش‌های کوتاه‌مدت و با شدت زیاد، بارش‌های دراز مدت و با شدت کم، شکستن سدها و خاکریزها، و یا ترکیبی از این عوامل شکل گیرد. بررسی تغییرات به وجود آمده در موج سیلاب در مسیر یک رود روندیابی سیلاب نامیده می‌شود. سیلاب در نه‌های آبرفتی نفوذ کرده، سفره‌های منطقه‌ای و محلی را انباشته و منبع اصلی آب در مناطق بسیار خشک به شمار می‌رود. روندیابی سیلاب برای ایستگاههای مهار کردن سیل، که مشکل محدودیت ایمنی دارند، امری ضروری به نظر می‌رسد. از میان روشهای پرشماری که به منظور روندیابی سیلاب به کار می‌رود، روش ماسکینگام کاربرد گسترده‌تری دارد.

روندیابی سیلاب با کاربرد روش ماسکینگام در حدود شش دهه پیش به وسیله‌ی مک‌کارتی (۱۹۳۸)، یکی از مهندسان ارتش آمریکا در برنامه‌ی مهار کردن سیلاب حوضه‌ی رود ماسکینگام ایالت اوهایو آمریکا، ارائه گردید. با توجه به این که سیل جریانی غیردایمی و متغیر است، روندیابی آن نیاز به داده‌های کامل و دقیق در مورد رودها، و آمار کافی از ایستگاه‌های آبسنجی داشته و نبودن این آمار استفاده از روشهای آماری پیچیده و دقیق را با مشکل مواجه می‌سازد. در این میان، روندیابی سیلاب با کاربرد روش ماسکینگام روشی نسبتاً ساده، و دارای دقت قابل قبول در روندیابی مخزن و رود به شمار می‌رود.

اولادغفاری و همکاران (۱۳۸۹) روندیابی هیدرولیکی سیلاب با کاربرد روش موج پویایی در ليقوان چای واقع در آذربایجان شرقی انجام داد و با روش روندیابی آبشناسی ماسکینگام خطی و غیرخطی مقایسه کردند. آنها از شیب طولی، شیب دیواره‌های جانبی، عرض کف و طول مسیر به عنوان مشخصات هیدرولیکی بهره بردند. نتایج حاصل از روندیابی هیدرولیکی با کاربرد روش موج پویایی نشان از برتری این روش به روندیابی آبشناسی ماسکینگام داشته، و با توجه به نحوه‌ی کاربرد نیز توجیه اقتصادی دارد.

قبادیان (۱۳۹۰) شبیهی را برای روندیابی سیلاب در مقاطع نامنظم رودهای فصلی بر اساس معادلات دیفرانسیل جزئی جریان غیرماندگار غیر یکنواخت

(معادلات سنت - ونان) ارائه داد. در این تحقیق از آب‌نگار Lane و مشخصات رود Hughes Wash برای پیش‌بینی رفتار جریان و تلفات انتقال استفاده گردید. نتایج حاصل از این پژوهش نشان دادند که شبیه تهیه شده دقت بالایی در شبیه‌سازی جریان ماندگار و ارضاء رابطه‌ی پیوستگی دارد.

مورامارکو و همکاران (۲۰۰۶) روش تطبیقی را بر اساس روش ماسکینگام برای پیش‌بینی آنلاین مرحله‌ای توسعه دادند که سهم قابل توجهی از آب ورودی به فرعی در امتداد حرکت آب رخ می‌دهد. آنها این روش را برای پیش‌بینی ساعتی بده در ایستگاه آبسنجی مونت‌مولینو به کار بردند. تای فور و همکاران (۲۰۰۷) نیز دستاوردهای این شبیه را با نتایج به‌دست آمده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی مقایسه کردند. آنها با استفاده از شبیه توسعه یافته‌ی ماسکینگام پی بردند که مجموع زمان پیشرفت آب محدود به زمان حرکت موج (در حدود ۸ ساعت) می‌باشد.

داس (۲۰۰۹) از روش روندیابی معکوس جریان برای روندیابی سیلاب با کاربرد شبیه ماسکینگام استفاده کرد که در آن از آب نمای سیل پایین‌دست، مشخصات آب نمای سیل بالادست استخراج می‌شود. در این تحقیق روشی برای تعیین فراسنجهای معادلات شبیه ماسکینگام ارائه شد که برای حل غیرخطی شبیه روندیابی معکوس کاربرد داشت. نتایج به‌دست آمده نشان دادند که واسنجی جدید صورت گرفته برای روندیابی معکوس جریان امری الزامی است.

ناگش کومار و همکاران (۲۰۱۱) روندیابی سیلاب را با کاربرد روش ماسکینگام توسعه داده و به‌جای مدت زمان تأخیر و فراسنجهای جریان اصلی، ضرایب مناسبی را برای تغییرات جریان ورودی در شبیه‌سازی خطی پیشنهاد کردند. آنها در چهار زمان ورودی ۲۴، ۱۸، ۱۲ و ۶ ساعت برای تعیین حساسیت روندیابی نسبت به زمان در جریان محاسباتی سیلاب در ایستگاه مهار کننده‌ی سیلاب به صحت سنجی پرداخته و نتیجه گرفتند که روش ماسکینگام توسعه یافته برای تعیین ابعاد مختلف مخازن مشابه سد، همچون مخزن هیرکود، با ایجاد تغییرات مناسب در آن، قابل استفاده است.

مصنوعی به عنوان ابزاری کاربردی، آسان و دقیق جهت روندیابی سیل و مطالعات آبخش‌های حوضه‌های آبخیز به روشنی نمایان است.

مواد و روش‌ها

معرفی محدوده‌های مطالعاتی

در این تحقیق از داده‌های مطالعات انجام شده در سه رود مختلف در آمریکا برای بررسی کاربرد روش‌های هوشمند در روندیابی سیلاب استفاده گردیده است. داده‌های سیلاب ورودی و خروجی مورد استفاده در این پژوهش از تحقیق ویلسون (۱۹۷۴) در رود Saddle ایالت نیوجرسی آمریکا، وو و همکاران (۱۹۸۵) و ویس‌من و لوپس (۲۰۰۳) استخراج گردیدند (ستون‌های A و B در جداول ۳، ۲، ۴). در شکل‌های ۱، ۲ و ۳ آب‌نامه‌های جریان‌های ورودی و خروجی مشاهداتی برای داده‌های ویس‌من و لوپس، ویلسون و وو و همکاران ارائه شده‌اند.

روش ماسکینگام

روش ماسکینگام، نخستین بار به‌وسیله‌ی مک‌کارتی در سال ۱۹۳۸ و بر اساس مطالعات انجام شده در مورد رود ماسکینگام در آمریکا ارائه شد. روش ماسکینگام یکی از کاراترین شبیه‌های آبخش‌های است که به شکل گسترده‌ای در مطالعات کاربردی رودها به کار می‌رود.

در روندیابی به روش ماسکینگام از اصل پیوستگی جریان و رابطه بین بده و ذخیره‌ی آب بهره گرفته می‌شود:

$$\frac{dS}{dt} = I - Q \quad (1)$$

$$\Delta S = \frac{(I_j + I_{j+1})\Delta t}{2} - \frac{(Q_j + Q_{j+1})\Delta t}{2} = \frac{S_{j+1} - S_j}{\Delta t}$$

که در آن I بده ورودی، Q بده خروجی، S ذخیره‌ی آب رود، J گام زمانی و t زمان می‌باشند. در این روش معادله‌ی ذخیره‌ی آب به صورت زیر بیان شده است:

$$S = K[XI + (1-X)Q] \quad (2)$$

که در آن K ثابت ذخیره و دارای بعد زمان بوده، و معادل زمان انتقال موج است، و X ضریب بی‌بعد، که اثر مقدار نسبی بده‌ی ورودی و خروجی را بیان نموده و حدود آن $0/5 < X < 1$ می‌باشد. ذخیره‌ی کل از دو قسمت

با گسترش روزافزون کاربردهای مبتنی بر هوش مصنوعی در دو دهه‌ی اخیر، استفاده از شبیه‌های متکی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی بطور گسترده‌ای در مباحث مربوط به پیش‌بینی فراسنجه‌های مختلف منابع آب مورد استفاده قرار گرفته، و محققان مختلف بر دقت بالای این روش در مقایسه با شبیه‌های گروه زمانی تاکید نموده‌اند. در ادامه به تعدادی از این تحقیقات اشاره می‌گردد:

موهان (۱۹۹۷) از روش الگوریتم ژنتیک، چانگ و چانگ (۲۰۰۱) از روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی، گیم (۲۰۰۶) از روش BFGS، و داس (۲۰۰۹) از روش عصبی - فازی برای روندیابی سیلاب استفاده کرده و عملکرد بهتر هوش مصنوعی را نشان دادند.

چو (۲۰۰۹) با استفاده از سامانه‌ی استنتاج تطبیقی در محیط MATLAB به روندیابی سیلاب با شبیه ماسکینگام پرداخت. او نتایج به‌دست آمده از شبیه عصبی - فازی را با روش‌های خطی، غیرخطی، ترکیبی و الگوریتم ژنتیک مقایسه کرد و به این نتیجه رسید که مقادیر به‌دست آمده از شبیه عصبی - فازی قابلیت کاربرد در شبیه ماسکینگام را داشته، و نسبت به شبیه‌های دیگر تطابق مناسبتری را با داده‌های مشاهداتی دارند.

تولمز و همکاران (۲۰۰۶)، نایاک و همکاران (۲۰۰۴) و جین و همکاران (۱۹۹۹) از سامانه‌ی استنتاج تطبیقی عصبی - فازی برای شبیه‌سازی در زمینه‌های گوناگون آبخش‌های استفاده کرده‌اند.

قربانی و همکاران (۲۰۱۰)، شیرینی و کیسی (۲۰۱۱)، گندمی و همکاران (۲۰۱۱) و حشمی و همکاران (۲۰۱۱) نیز از روش برنامه‌ریزی ژنتیک به منظور شبیه‌سازی در حوزه‌ی علوم و مهندسی آب و خاک بهره جستند.

با توجه به گسترش روزافزون استفاده از روش‌های هوش مصنوعی در علوم مختلف از یک سو، و سهولت کاربرد و دقت بالای نتایج این روش‌ها از سوی دیگر، در این تحقیق روندیابی سیلاب از طریق روش‌های ماسکینگام و هوش مصنوعی مورد ارزیابی قرار گرفت. با توجه به پیچیدگی روابط تحلیلی روندیابی جریان در شرایط غیردایمی، و همچنین محدودیت مکانی داده‌های سطح آب رود، ضرورت استفاده از روش‌های هوش

می‌باشد؛ بر این اساس، چنانچه بخشی از سلول‌های شبکه حذف شوند، و یا عملکرد غلط داشته باشند، باز هم احتمال رسیدن به پاسخ صحیح وجود دارد، اگرچه این احتمال برای تمام ورودی‌ها کاهش یافته، ولی برای هیچ یک از بین نرفته است.

شکل ۵ نمونه‌ای را از معماری یک شبکه‌ی عصبی با سه لایه‌ی ورودی، پنهان و خروجی نشان می‌دهد. با توجه به استفاده‌ی مکرر از این روش در مطالعات انجام گرفته پیشین، از آوردن جزئیات آن پرهیز گردیده است. همچنین، در این تحقیق، از شبکه‌ی عصبی دو لایه با ۴ گره پنهان در لایه‌ی پنهان برای پیش بینی روندیابی سیلاب استفاده شده است.

سامانه‌ی استنتاج تطبیقی عصبی - فازی

این سامانه همانند شبکه‌های عصبی مصنوعی با الگوبرداری از سامانه کارکرد مغز انسان، با پردازش داده‌های تجربی، و بدون توجه به فیزیک مسأله، قانون نهفته‌ی مابین این اطلاعات را کشف می‌نماید. ANFIS قابلیت خوبی را در آموزش، ساخت و طبقه‌بندی داشته، و همچنین دارای این مزیت است که اجازه‌ی استخراج قوانین فازی را از اطلاعات عددی می‌دهد، و بطور تطبیقی یک قاعده- بنیاد می‌سازد (جانگ و راجر، ۱۹۹۳)؛ علاوه بر این، می‌تواند تبدیل پیچیده‌ی هوش بشری را به سامانه‌های فازی تنظیم کند. مشکل اصلی شبیه پیش‌بینی ANFIS، احتیاج نسبتاً زیاد به زمان برای آموزش ساختار و تعیین فراسنجه‌ها می‌باشد. ساختار شبیه ANFIS از پنج لایه تشکیل می‌گردد (شکل ۶)، که به منظور ساده‌سازی، فرض می‌شود که سامانه استنتاجی مورد نظر دو ورودی، X و Y ، و یک خروجی Z دارد. برای یک شبیه فازی تاکاگی- سوگنو درجه‌ی اول، می‌توان یک مجموعه قانون نمونه را با دو قانون "اگر- آن‌گاه" فازی به صورت زیر بیان کرد:

قانون اول: اگر X برابر A_1 و Y برابر B_1 باشد آن‌گاه

$$Z_1 = p_1 x + q_1 y + r$$
 قانون دوم: اگر X برابر A_2 و Y برابر B_2 باشد آن‌گاه

$$Z_2 = p_2 x + q_2 y + r_2$$
 که P_i ، q_i و r_i ($i=1,2$) فراسنجه‌های خطی در بخش تالی شبیه فازی تاکاگی- سوگنو درجه‌ی اول می‌باشند.

ذخیره‌ی منشوری (KX) و ذخیره‌ی منشوری $((1-X)Q)$ تشکیل می‌گردد که در شکل ۴ نشان داده شده است. با توجه به رابطه‌ی (۱) و محاسبه‌ی ذخیره در دو گام زمانی متوالی معادله‌ی ماسکینگام به صورت زیر ارائه می‌گردد:

$$Q_{j+1} = C_1 I_{j+1} + C_2 I_j + C_3 Q_j \quad (3)$$

که در آن ضرایب C_1 ، C_2 و C_3 به قرار زیر تعریف می‌شوند:

$$C_1 = \frac{\Delta T + 2KX}{\Delta T + 2K - 2KX} \quad (4)$$

$$C_2 = \frac{\Delta T - 2KX}{\Delta T + 2K - 2KX} \quad (5)$$

$$C_3 = \frac{-\Delta T + 2K - 2KX}{\Delta T + 2K - 2KX} \quad (6)$$

چنانچه مقادیر C_1 ، C_2 و C_3 را جمع کنیم برابر با یک خواهد شد؛ لذا $C_3 = 1 - (C_1 + C_2)$ و با محاسبه C_1 ، C_2 مقدار C_3 از این رابطه به دست می‌آید.

فراسنجه‌های X و K در موارد شبیه‌سازی شده برای شبیه ماسکینگام در جدول ۱ آمده‌اند.

شبکه‌ی عصبی مصنوعی

شبکه‌ی عصبی مصنوعی بر مبنای شبیه‌سازی عملکرد مغز و شبکه عصبی بدن انسان طراحی شده است. در طراحی این شبکه سعی بر آن است تا همانند ساختار زیست‌شناسی مغز انسان، قدرت یادگیری، تعمیم‌دهی و تصمیم‌گیری وجود داشته باشد. البته مقاوم بودن، پردازش موازی و حافظه گسترده از دیگر ویژگی‌های بارز شبکه‌ی مزبور می‌باشند. عملکرد شبکه‌های عصبی به صورت جعبه سیاهی است که ساختار درونی آن آشکار نبوده، و تنها با آزمون و خطا می‌توان به ساختار بهینه‌ی شبکه دست یافت، که این مهم می‌تواند به عنوان یکی از نقص‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی شمرده شود. از سویی، مهمترین مزیت‌های این شیوه نیز عدم نیاز به تشریح و آشکارسازی روابط پیچیده، و غالباً غیرخطی حاکم بر فرایند مورد بررسی، و حساس نبودن شبکه به وجود مقداری خطا در آمار و اطلاعات در دسترس است. هر نرون در شبکه متأثر از کل فعالیت سایر نرونها

- (۱) تولید یک جمعیت اولیه از روابط از ترکیب تصادفی مجموعه‌ی توابع (عملگرهای ریاضی مورد استفاده در آنها) و پایانه‌ها (متغیرهای مسأله و اعداد ثابت)
- (۲) مجموعه عملگرهای ریاضی مورد استفاده در روابط
- (۳) انتخاب شاخصهای دقت و صحت‌سنجی مناسب برای شبیه (RMSE, MSE, R², ...)
- (۴) تعیین فرانسجهای اداره‌کننده‌ی برنامه
- (۵) معیار پایان و ارائه شبیه با نتایج اجرای برنامه

نحوه‌ی سنجش دقت شبیه‌ها

قابلیت هر سه روش هوشمند در شبیه‌سازی‌های مختلف ارزیابی شده است. در مطالعات انجام شده‌ی پیشین، معمولاً در شبیه‌سازی با تعداد داده کم دقت شبکه‌ی عصبی نسبت به سامانه‌ی استنتاج تطبیقی عصبی - فازی بیش‌تر ارزیابی گردیده و در شبیه‌سازی با تعداد داده زیاد برعکس می‌شود. دلیل این امر قدرت تعمیم‌دهی شبکه‌ی عصبی بیشتر در شبکه‌های کوچک است، که با گستردگی شبکه به شدت تضعیف می‌یابد. به لحاظ مدت زمانی، شبکه‌ی عصبی خیلی سریع‌تر از دو شبیه دیگر به جواب می‌رسد. برنامه‌ریزی ژنتیک نیز به لحاظ مدت زمانی، در هر دو حالت، مابین شبکه‌های عصبی و سامانه استنتاج تطبیقی عصبی - فازی قرار می‌گیرد، اما نسبت به آنها دقت کمتری دارد. همچنین، از این رو که برنامه‌ریزی ژنتیک می‌تواند رابطه‌ی ریاضی برای شبیه ارائه نماید، حائز اهمیت می‌باشد.

برای بررسی دقت تخمین هر یک از شبیه‌ها از مقایسه‌ی مقادیر جذر میانگین مجموع مربع خطاها (RMSE)، متوسط خطای اریبی (MBE) و ضریب همبستگی (R²) استفاده گردید. معادلات مربوط به R²، MBE و RMSE به صورت زیر می‌باشند:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^t (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^t (P_i - \bar{P}_i)^2} \quad (7)$$

$$MBE = \frac{\sum_{i=1}^t (P_i - O_i)}{t} \quad (8)$$

ویژگی متمایز کننده‌ی ANFIS، فراهم کردن الگوریتم یادگیری پیوندی، روش شیب، و روش حداقل مربعات، به منظور اصلاح فرانسجهای می‌باشد. روش شیب به کار گرفته می‌شود تا فرانسجهای غیرخطی مقدماتی را تنظیم کند، در حالی که روش حداقل مربعات مورد استفاده قرار می‌گیرد تا فرانسجهای خطی بخش تالی را تعیین کند. در ابتدا فرانسجهای بخش مقدم (توابع عضویت) ثابت فرض گردیده و با استفاده از روش حداقل مربعات فرانسجهای بخش تالی تعیین می‌شوند، سپس علائم خطا پس انتشار می‌یابند. روش شیب استفاده می‌شود تا فرانسجهای مقدماتی از طریق حداقل کردن تابع هزینه درجه‌ی دوم کلی، اصلاح شود.

برنامه‌ریزی ژنتیک

برنامه‌ریزی ژنتیک شبیه‌ی الگوریتم ژنتیک می‌باشد، با این تفاوت که در سامانه‌ی جستجوی جواب خود از شبیه درختی استفاده می‌کند. اولین بار جان کزا در سال ۱۹۹۲ بر اساس انگاره‌ی داروین، برنامه‌ریزی ژنتیک را ارائه نمود (۲۰۱۱). این برنامه روشی را برای برنامه‌ریزی خودکار جهت حل مسأله به صورت برنامه رایانه‌ی ارائه نموده و قابلیت بهینه‌سازی ساختار شبیه و مؤلفه‌های آن را دارد. در برنامه‌ریزی ژنتیک از ساختار درختی استفاده می‌شود، ولی الگوریتم ژنتیک بر پایه‌ی سامانه دو دویی است که تفاوت اساسی ساختاری این دو سامانه محسوب می‌گردد. کاربرد این روش در مسائلی که روشهای معمول ریاضی محاسباتی قادر به حل آنها نباشند، یا از روابط مابین متغیرهای مسأله شناخت دقیقی در دسترس نباشد، به سرعت در حال ترقی است.

در این پژوهش از برنامه‌ی GeneXproTools 4.0 برای توسعه و اجرای شبیه‌های مبتنی بر برنامه‌ریزی ژنتیک استفاده شده است که به وسیله‌ی فریرا ارائه گردید (۲۰۱۱). این نرم افزار ویرایش جدیدی از برنامه‌ریزی ژنتیک می‌باشد که به استنتاج شبیه‌های رایانه‌ای با اندازه‌ها و شکلهای مختلف می‌پردازد.

فرایند اجرایی گام به گام برنامه‌ریزی بیان ژن به صورت مراحل زیر است (قربانی و همکاران، ۲۰۱۰):

روشهای هوش مصنوعی، روش ماسکینگام دارای کمترین مقدار R^2 و بیشترین مقدار RMSE و MBE است، بطوری که میانگین خطای RMSE برای داده‌های مورد ارزیابی در روش ماسکینگام به $28/727$ می‌رسد که در مقایسه با میانگین RMSE برای داده‌ها در روش شبکه‌ی عصبی که مقدار آن $0/0174$ می‌باشد، قابل ملاحظه است.

مطالعه‌ی موردی اول مربوط به داده‌های ویس‌من و لوپس می‌باشد. با توجه به شکل ۱ آب نمای این داده‌ها دارای دو اوج جریان است، که در این شرایط روش ماسکینگام نتوانسته است داده‌های جریان را با RMSE پایین محاسبه کند. شکل ۷ نشان می‌دهد که میزان اختلاف داده‌های ویس‌من و لوپس در روش ماسکینگام از روشهای هوش مصنوعی در روز سیزدهم زیاد گردیده است. مطالعه‌ی موردی دوم مربوط به داده‌های ویلسون می‌باشد. در تحقیقی که موهان (۱۹۹۷) با استفاده از داده‌های ویلسون انجام داد از روشهای شبکه‌ی عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک برای تخمین فراسنجهای روندیابی با کاربرد روش ماسکینگام غیر خطی استفاده کرد. وی نیز نتیجه گرفت که روشهای هوشمند نسبت به روش تجربی برتری دارند. مطالعه‌ی موردی سوم مربوط به داده‌های وو و همکاران می‌باشد. محدوده‌ی تغییرات بده در این داده‌ها کم و آب نمای سیلاب به شکل منحنی سهمی بوده و دارای تنها یک اوج می‌باشد در این شرایط روش ماسکینگام نتوانسته است که تخمین بهتری را از داده‌های آب نگار خروجی نسبت به داده‌های ویس‌من و لوپس با توجه به شکل ۹ ارائه دهد.

نتیجه‌گیری

در تحقیق حاضر که با استفاده از داده‌های ویس‌من و لوپس، ویلسون، وو و همکاران، روشهای هوش مصنوعی و ماسکینگام مورد ارزیابی قرار گرفتند، هر چه محدوده‌ی تغییرات اعداد بیشتر می‌شود، کاهش توانایی روش آشناسی در شبیه‌سازی ملموس‌تر می‌گردد. به‌وضوح دیده می‌شود که روشهای هوشمند، با توجه به نتایج مذکور پیش‌بینی بهتری را نسبت به روش آشناسی ماسکینگام دارند. برتری شبکه‌ی عصبی نسبت به سامانه‌ی استنتاج تطبیقی عصبی-فازی مربوط به

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{t} \sum_{i=1}^t (P_i - O_i)^2} \quad (9)$$

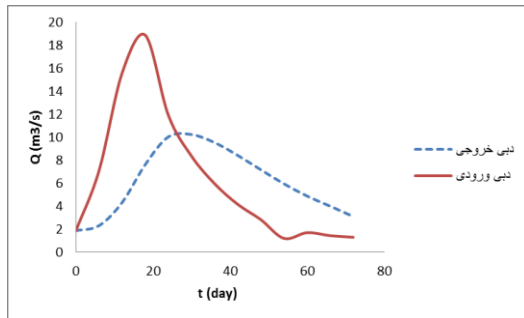
که در روابط فوق P_i و O_i مقادیر مشاهداتی و تخمینی در زمان i ، و t تعداد داده‌ها می‌باشند. مقدار RMSE بیانگر متوسط مربع خطا بین مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده بوده و هر چه مقدار آن کمتر باشد نشان دهنده دقت بیشتر تخمین شبیه است. مقدار MBE نشان دهنده‌ی مثبت یا منفی بودن خطای محاسباتی بوده، و نمایانگر این مطلب است که مقادیر پیش‌بینی شده به ترتیب بیشتر یا کمتر از مقادیر مشاهداتی هستند. مقدار R^2 نیز همیشه بین صفر و یک تغییر می‌کند؛ هر چه به یک نزدیکتر باشد، نشان دهنده‌ی تطابق بهتر مقادیر تخمینی و مقادیر اندازه‌گیری شده می‌باشد.

نتایج و بحث

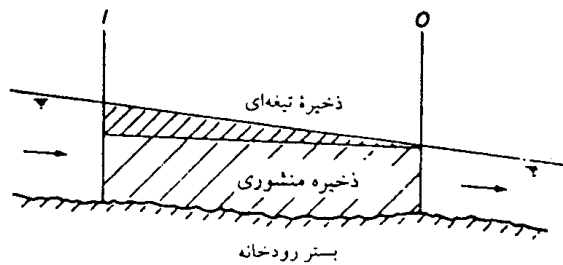
در جدول‌های ۲، ۳ و ۴ مقادیر جریان محاسباتی در روشهای هوش مصنوعی در کنار بده‌های مشاهداتی برای داده‌های ویس‌من و لوپس، ویلسون و وو و همکاران آورده شده‌اند.

در شکل‌های ۷، ۸ و ۹ آب نماهای داده‌های جریان محاسبه شده ویس‌من و لوپس، ویلسون و وو و همکاران با استفاده از روشهای هوش مصنوعی و ماسکینگام، به همراه داده‌های مشاهداتی بده خروجی آورده شده‌اند.

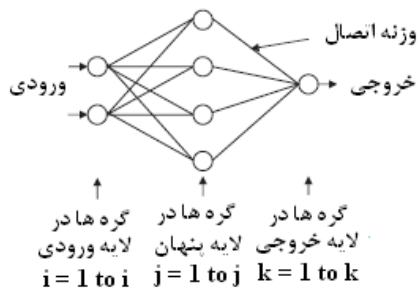
در جدول ۵ نتایج ارزیابی روشهای هوش مصنوعی و ماسکینگام در روندیابی سیلاب با استفاده از مقادیر R^2 ، RMSE و MBE عرضه گردیده‌اند. با توجه به مقدار متوسط خطای اربیبی (MBE) در جدول ۵، که نشان دهنده‌ی میزان انحراف از خط برازش داده شده می‌باشد، مشاهده می‌شود که روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی کمترین مقدار MBE را داراست؛ لذا، کمترین میزان انحراف از خط برازش داده شده را خواهد داشت. روش ماسکینگام نسبت به روشهای هوش مصنوعی دارای انحراف بیشتری حول بهترین خط برازش داده شده می‌باشد. همچنین، با توجه به جدول ۶، روشهای شبکه‌ی عصبی مصنوعی و سامانه‌ی استنتاج تطبیقی عصبی-فازی دارای بالاترین ضریب همبستگی (R^2)، و کمترین میزان جذر میانگین مجموع مربع خطاها (RMSE) در هر سه گروه داده‌های تحقیق حاضر می‌باشد. در مقایسه با



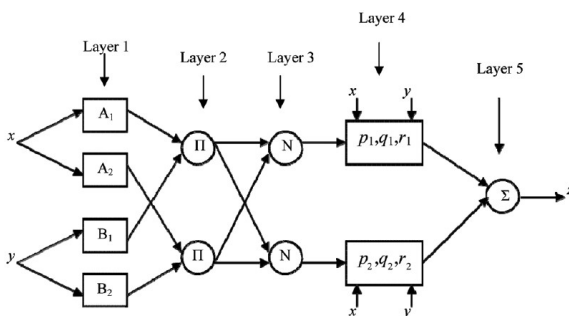
شکل ۳- آب‌نمای جریان مشاهداتی داده‌های وو و همکاران.



شکل ۴- ذخیره‌ی آب در مسیر رود.

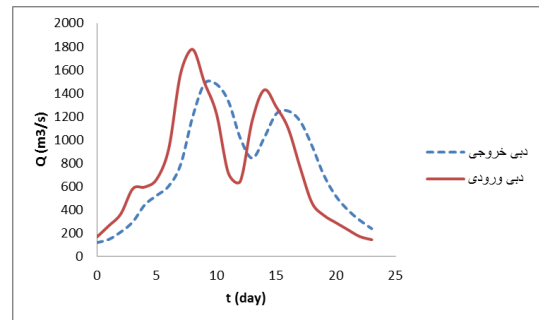


شکل ۵- طرح‌واره‌ای از معماری یک شبکه‌ی عصبی سه لایه.

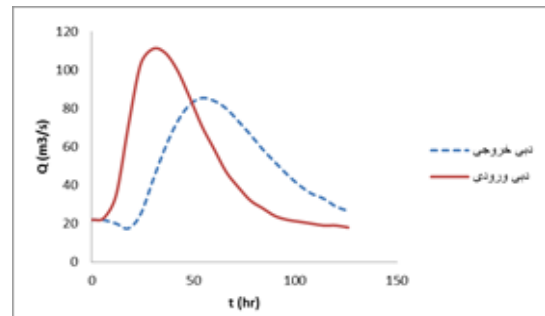


شکل ۶- نمایی از یک سامانه‌ی استنتاج عصبی - فازی با تابع عضویت مثلثی.

تعمیم‌دهی مناسب شبکه‌ی عصبی در شبکه‌های کوچک است. همچنین، شبیه‌های شبکه‌ی عصبی و سامانه‌ی استنتاج تطبیقی عصبی- فازی در روندیابی سیلاب توانا از برنامه‌ریزی ژنتیک می‌باشند. لذا، بر اساس نتایج این تحقیق، روش‌های هوش مصنوعی می‌توانند به عنوان ابزاری کارآمد و ساده در روندیابی سیلاب مورد استفاده قرار گیرند. در این راستا، پیشنهاد می‌گردد که با استفاده از داده‌های جریان در رودهای داخل کشور کارایی روش‌های هوش مصنوعی مورد بررسی قرار گیرد. همچنین، می‌توان از روش‌های هوشمندی همچون روش درختی M5، ماشین بردار پشتیبان^۳ و سایر روش‌ها نیز به منظور روندیابی سیلاب بهره جست.

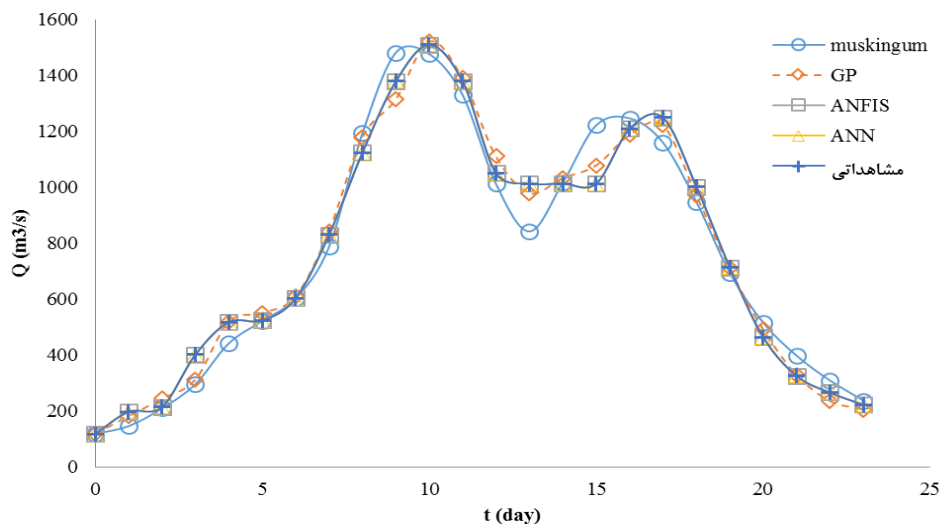


شکل ۱- آب‌نمای جریان مشاهداتی داده‌های ویس من و لویس.

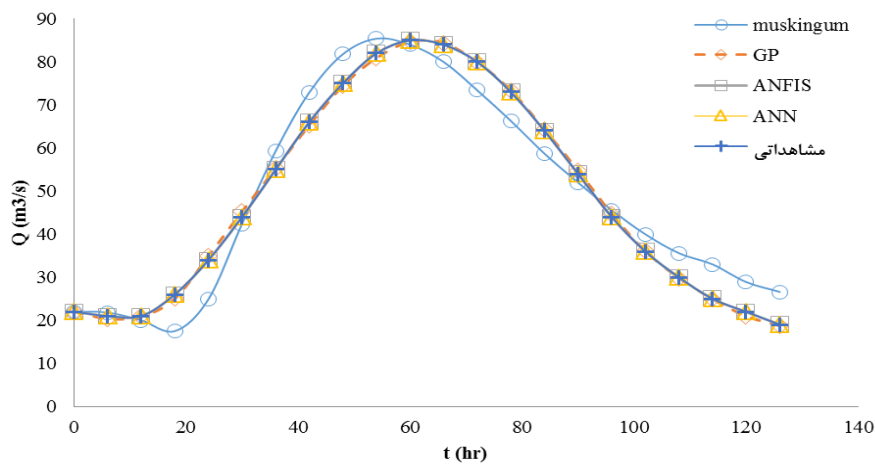


شکل ۲- آب‌نمای جریان مشاهداتی داده‌های ویلسون.

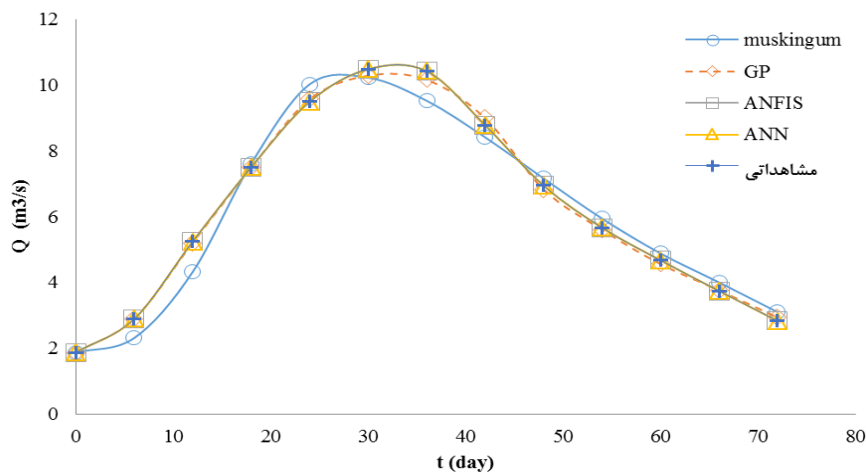
³- support vector machines (SVM)



شکل ۷- آب‌نماهای جریان با کاربرد روش‌های هوش مصنوعی و ماسکینگام با داده‌های مشاهداتی ویسمن و لویس.



شکل ۸- آب‌نماهای جریان محاسبه شده با کاربرد روش‌های هوش مصنوعی و ماسکینگام با داده‌های مشاهداتی ویلسون.



شکل ۹- آب‌نماهای جریان با کاربرد روش‌های هوش مصنوعی و ماسکینگام با داده‌های مشاهداتی وو و همکاران.

جدول ۱- فراسنج‌های مربوط به روش ماسکینگام در مطالعه‌ی حاضر.

فراسنج‌های ماسکینگام	ویلسون	وو و همکاران	ویس‌من و لویس
X	۰/۲۵	۰/۰۵۳	۰/۲۳
K	۲۹/۱ (ساعت)	۲۰/۵ (روز)	۱/۸۹ (روز)

جدول ۲- مقادیر جریان محاسباتی از شبیه‌های هوش مصنوعی برای داده‌های ویس‌من و لویس.

گام زمانی (day)	بدهی ورودی (m^3/s)	بدهی مشاهداتی خروجی (m^3/s)	بدهی ماسکینگام (m^3/s)	بدهی برنامه‌ریزی ژنتیک (m^3/s)	بدهی استنتاج تطبیقی عصبی-فازی (m^3/s)	بدهی شبکه عصبی مصنوعی (m^3/s)
	A	B	C	D	E	F
۰	۱۶۶/۲	۱۱۸/۴	۱۱۸/۴	۱۱۸/۴	۱۱۸/۴	۱۱۸/۴
۱	۲۶۳/۶	۱۹۷/۴	۱۴۶/۱	۱۸۱/۴۰۲	۱۹۷/۶۳۳	۱۹۷/۴
۲	۳۶۵/۳	۲۱۴/۱	۲۰۹/۶	۲۴۴/۱۵۱	۲۱۴/۱۲۸	۲۱۴/۰۹۴
۳	۵۸۰/۵	۴۰۲/۱	۲۹۶/۴	۳۱۲/۲۹۷	۴۰۲/۰۶۸	۴۰۲/۱۰۶
۴	۵۹۴/۷	۵۱۸/۲	۴۴۲/۲	۵۱۹/۲۵۷	۵۱۸/۱۵۸	۵۱۸/۱۹۲
۵	۶۶۲/۶	۵۲۳/۹	۵۲۲/۴	۵۵۰/۸۸۶	۵۲۳/۹۵۹	۵۲۳/۸۹۹
۶	۹۲۰/۳	۶۰۳/۱	۶۰۲/۷	۶۱۰/۰۵۵	۶۰۳/۰۸۲	۶۰۳/۱۰۵
۷	۱۵۶۸/۸	۸۲۹/۷	۷۸۶/۸	۸۴۲/۹۷۷	۸۲۹/۶۹۹	۸۲۹/۰۳
۸	۱۷۷۵/۵	۱۱۲۴/۲	۱۱۹۳/۶	۱۱۷۸/۵۸۲	۱۱۲۴/۱۹۸	۱۱۲۴/۲۰۸
۹	۱۴۸۹/۵	۱۳۷۹	۱۴۸۱/۷	۱۳۱۳/۷۸	۱۳۷۸/۹۹۶	۱۳۷۸/۹۹۶
۱۰	۱۲۲۳/۳	۱۵۰۹/۳	۱۴۷۶/۸	۱۵۲۱/۶۰۶	۱۵۰۹/۲۹۵	۱۵۰۹/۳
۱۱	۷۱۳/۶	۱۳۷۹	۱۳۳۰/۱	۱۳۹۰/۷۵۲	۱۳۷۸/۹۹۹	۱۳۷۸/۹۹۶
۱۲	۶۴۵/۶	۱۰۵۰/۶	۱۰۱۲/۵	۱۱۱۰/۸۶۴	۱۰۵۰/۵۹۹	۱۰۵۰/۵۹۴
۱۳	۱۱۶۶/۷	۱۰۱۳/۷	۸۴۲/۳	۹۷۹/۵۸۵	۱۰۱۳/۶۹۸	۱۰۱۳/۶۹۷
۱۴	۱۴۲۷/۲	۱۰۱۳/۷	۱۰۱۶/۹	۱۰۳۲/۸۶	۱۰۱۳/۶۹۹	۱۰۱۳/۶۹۷
۱۵	۱۲۸۲/۸	۱۰۱۳/۷	۱۲۲۱/۹	۱۰۷۸/۳۹۱	۱۰۱۳/۷۱	۱۰۱۳/۶۹۷
۱۶	۱۰۹۸/۷	۱۲۰۹/۱	۱۲۴۶/۹	۱۱۸۶/۷۸۳	۱۲۰۹/۰۸۴	۱۲۰۹/۱۰۴
۱۷	۷۶۴/۶	۱۲۴۸/۸	۱۱۶۰	۱۲۲۲/۱۵	۱۲۴۸/۸۰۸	۱۲۴۸/۸۰۶
۱۸	۴۵۸/۷	۱۰۰۲/۴	۹۴۷/۵	۹۷۲/۷۵۳	۱۰۰۲/۳۹۷	۱۰۰۲/۳۹۸
۱۹	۳۵۱/۱	۷۱۳/۶	۶۹۳/۹	۷۱۰/۶۶۵	۷۱۳/۵۹۸	۷۱۳/۵۹۹
۲۰	۲۸۸/۸	۴۶۴/۴	۵۱۶/۵	۴۹۲/۶۹۶	۴۶۴/۴۰۶	۴۶۴/۴۰۴
۲۱	۲۲۸/۸	۳۲۵/۶	۳۹۸/۱	۳۲۹/۱۲۲	۳۲۵/۴۴۵	۳۲۵/۶۰۵
۲۲	۱۷۰/۲	۲۶۵/۶	۳۰۹/۵	۲۳۶/۲۷۸	۲۶۶/۰۷۸	۲۶۵/۶۰۲
۲۳	۱۴۳	۲۲۲/۶	۲۳۷/۴	۲۰۵/۵۸۶	۲۲۲/۰۲۸	۲۲۲/۶۰۵

جدول ۳- مقادیر جریان محاسباتی از شبیه‌های هوش مصنوعی برای داده‌های ویلسون.

گام زمانی (hr)	بدهی ورودی (m ³ /s)	بدهی مشاهداتی خروجی (m ³ /s)	بدهی ماسکینگام (m ³ /s)	بدهی برنامه‌ریزی ژنتیک (m ³ /s)	بدهی استنتاج تطبیقی عصبی- فازی (m ³ /s)	بدهی شبکه عصبی مصنوعی (m ³ /s)
	A	B	C	D	E	F
۰	۲۲	۲۲	۲۲	۲۲	۲۲	۲۲
۶	۲۳	۲۱	۲۱/۸	۲۰/۳۶۸	۲۰/۹۷۶	۲۰/۹۹۹
۱۲	۳۵	۲۱	۲۰	۲۰/۸۱۸	۲۱/۰۰۳	۲۰/۹۹۹
۱۸	۷۱	۲۶	۱۷/۵	۲۵/۰۵۸	۲۵/۹۹۹	۲۶
۲۴	۱۰۳	۳۴	۲۴/۹	۳۴/۹۶۳	۳۳/۹۹۹	۳۴
۳۰	۱۱۱	۴۴	۴۲/۴	۴۵/۳۰۱	۴۳/۹۹۹	۴۳/۹۹۹
۳۶	۱۰۹	۵۵	۵۹/۳	۵۵/۲۴۹	۵۵	۵۴/۹۹۹
۴۲	۱۰۰	۶۶	۷۲/۹	۶۵/۲۶۳	۶۵/۹۹۹	۶۶
۴۸	۸۶	۷۵	۸۱/۸	۷۴/۴۶۲	۷۴/۹۹۹	۷۵
۵۴	۷۱	۸۲	۸۵/۴	۸۰/۸۷۳	۸۲	۸۲
۶۰	۵۹	۸۵	۸۴	۸۴/۶۷	۸۴/۹۹۶	۸۵
۶۶	۴۷	۸۴	۸۰	۸۴/۳۶۱	۸۴/۰۰۴	۸۴
۷۲	۳۹	۸۰	۷۳/۴	۷۹/۹۰۳	۷۹/۹۹۶	۷۹/۹۹۹
۷۸	۳۲	۷۳	۶۶/۳	۷۳/۳۰۵	۷۳/۰۰۲	۷۳
۸۴	۲۸	۶۴	۵۸/۷	۶۴/۲۳۲	۶۳/۹۹۶	۶۳/۹۹۹
۹۰	۲۴	۵۴	۵۲	۵۴/۷۴۲	۵۴/۰۰۳	۵۳/۹۹۹
۹۶	۲۲	۴۴	۴۵/۶	۴۴/۶۸۵	۴۳/۹۹۱	۳۵/۹۹۹
۱۰۲	۲۱	۳۶	۴۰	۳۶/۰۳۳	۳۶/۰۲۴	۳۵/۹۹۹
۱۰۸	۲۰	۳۰	۳۵/۶	۲۹/۷۹۵	۲۹/۹۸۱	۲۹/۹۹۹
۱۱۴	۱۹	۲۵	۳۳	۲۴/۹۴۵	۲۵/۰۲۳	۲۵
۱۲۰	۱۹	۲۲	۲۸/۹	۲۰/۹۴۸	۲۱/۹۳۶	۲۱/۹۹۹
۱۲۶	۱۸	۱۹	۲۶/۶	۱۸/۷۲۳	۱۹/۰۶۱	۱۹

جدول ۴- مقادیر جریان محاسباتی از شبیه‌های هوش مصنوعی برای داده‌های ویو و همکاران.

گام زمانی (day)	بدهی ورودی (m ³ /s)	بدهی مشاهداتی خروجی (m ³ /s)	بدهی ماسکینگام (m ³ /s)	بدهی برنامه‌ریزی ژنتیک (m ³ /s)	بدهی استنتاج تطبیقی عصبی- فازی (m ³ /s)	بدهی شبکه عصبی مصنوعی (m ³ /s)
	A	B	C	D	E	F
۰	۱/۸۷	۱/۸۷	۱/۸۷	۱/۸۷	۱/۸۷	۱/۸۷
۶	۷/۰۸	۲/۸۹	۲/۳۱	۲/۸۸۶	۲/۸۸۹	۲/۸۸۹
۱۲	۱۵/۵۷	۵/۲۴	۴/۳۲	۵/۲۰۱	۵/۲۳۹	۵/۲۴
۱۸	۱۸/۸۵	۷/۵	۷/۶۱	۷/۴۸۹	۷/۴۹۹	۷/۵
۲۴	۱۱/۸۹	۹/۴۹	۱۰/۰۲	۹/۵۷۷	۹/۴۸۹	۹/۴۸۹
۳۰	۸/۳۵	۱۰/۴۸	۱۰/۲۲	۱۰/۲۹۱	۱۰/۴۸	۱۰/۴۸
۳۶	۵/۹۵	۱۰/۴۲	۹/۵۲	۱۰/۱۶۶	۱۰/۴۱۹	۱۰/۴۲
۴۲	۴/۱۶	۸/۷۸	۸/۴۱	۸/۹۹۷	۸/۷۷۹	۸/۷۷۹
۴۸	۲/۸۳	۶/۹۴	۷/۱۶	۶/۸۲۹	۶/۹۳۹	۶/۹۳۹
۵۴	۱/۲	۵/۶۶	۵/۹۴	۵/۶۰۱	۵/۶۶	۵/۶۶
۶۰	۱/۷	۴/۶۷	۴/۸۸	۴/۵۵۵	۴/۶۷	۴/۶۷۰
۶۶	۱/۴۴	۳/۷۴	۴	۳/۷۵۷	۳/۷۳۹	۳/۷۳۹
۷۲	۱/۳	۲/۸۳	۳/۱	۲/۹۳۱	۲/۸۳	۲/۸۳

جدول ۵- نتایج ارزیابی روندیابی سیلاب با روش‌های هوش مصنوعی و ماسکینگام.

داده‌های تحقیق حاضر	فراسنج‌های صحت سنجی	ماسکینگام	برنامه ریزی ژنتیک	استنتاج تطبیقی عصبی- فازی	شبکه عصبی مصنوعی
ویس من و لويس	R ²	۰/۹۶۹	۰/۹۹۲	۱	۱
	RMSE	۷۷/۲۵۵	۳۶/۷۶	۰/۱۶۶	۰/۰۰۵
	MBE	-۵/۷۳۹	-۰/۰۱۳	-۰/۰۰۰۰۹	۰/۰۰۰۳
ویلسون	R ²	۰/۹۴۸	۰/۹۹۹	۱	۱
	RMSE	۸/۴۴۵	۰/۶۴۵	۰/۰۲۱	۲×۱۰ ^{-۴}
	MBE	۰/۲۶۱	-۰/۰۶۱	-۰/۷۰۴×۱۰ ^{-۴}	-۰/۲۷۳×۱۰ ^{-۴}
ویو و همکاران	R ²	۰/۹۷۴	۰/۹۹۸	۱	۱
	RMSE	۰/۴۸۳	۰/۱۲۷	۰/۰۹۵×۱۰ ^{-۴}	۰/۲۹۱×۱۰ ^{-۴}
	MBE	-۰/۰۹۵	-۰/۰۲۹	-۰/۰۶۴×۱۰ ^{-۴}	۰/۰۱۳×۱۰ ^{-۴}
میانگین	R ²	۰/۹۶۳	۰/۹۹۶	۱	۱
	RMSE	۲۸/۷۲۷	۱۲/۴۵۷	۰/۰۶۲۳	۰/۰۰۱۷۴
	MBE	-۱/۸۵۷	-۰/۰۰۳۴۳	-۰/۰۰۰۳۲	-۰/۰۰۰۰۹۱۳

- Gandomi, A.H., S.M. Tabatabaei, M.H. Moradian, A. Radfar, and A.H. Alavi. 2011. A new prediction model for the load capacity of castellated steel beams. *J. Constr. Steel Res.* 67: 1096–1105.
- Geem, Z.W. 2006. Parameter estimation for the nonlinear Muskingum model using the BFGS technique. *J. Irrig. Drain. E-ASCE.* 132: 474-478.
- Ghorbani, M.A., R. Khatibi, A. Aytok, O. Makarynsky, and J. Shiri. 2010. Sea water level forecasting using genetic programming and comparing the performance with artificial neural networks. *Comput. Geosci-UK.* 36: 620-627.
- Hashmi, M.Z., A.Y. Shamseldin, and B.W. Melville. 2011. Statistical downscaling of watershed precipitation using gene Expression Programming (GEP). *Environ. Modell. Softw.* 26: 1639-1646.
- Jain, S. K., A. Das, and D. K. Srivastava. 1999. Application of ANN for reservoir inflow prediction, and operation. *J. Water Res. PL-ASCE.* 125: 263-271.
- Jang, J., and S. Roger. 1993. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference systems. *IEEE T. Syst. Man Cy.* 23: 665-685.
- Linsely, R.K., M.A. Kohler, and J.L.H. Paulhus. 1982. *Hydrology for engineers.*

منابع

- اولادغفاری، ا.، ا. فاخری فرد، ا.ح. ناظمی، و م.ع. قربانی. ۱۳۸۹. روندیابی هیدرولیکی سیلاب به روش موج پویایی و مقایسه با روندیابی آشناسی ماسکینگام خطی و غیرخطی (مطالعه موردی: ليقوان چای). *مجله دانش آب و خاک*، جلد ۲۰/۱، شماره ۳، ۶۰-۴۷.
- قبادیان، ر. ۱۳۹۰. روندیابی سیلاب و تخمین تلفات نشت در رودهای فصلی با حل همزمان معادلات جریان غیرماندگار و نشت. *نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)*، جلد ۲۵، شماره ۲، ۳۰۴-۲۹۶.
- Chang, L. C., and F. J. Chang. 2001. Intelligent control for modeling of real-time reservoir operation. *Hydrol. Process.* 15: 1621-1634.
- Chow, V.T. 1973. *Open channel hydraulics.* Third edition. McGraw Hill Book Company Inc. New York.
- Chu, H.J. 2009. The Muskingum flood routing model using a neuro-fuzzy approach. *J. Civ. Eng. ASCE.* 13:371-376.
- Das, A. 2009. Reverse stream flow routing by using Muskingum models. *J. Sadhana.* 34: 483-499.
- Denlinger, R., and R. Iverson. 2001. Flow of variably fluidized granular masses across three dimensional terrain 2 Numerical predictions and experimental tests, *J. Geophys. Res.* 106(B1): 553-566.

- adaptive neurofuzzy inference system. *Comput. Geosci-UK*. 32: 421-433.
27. Viessman, Jr., W., and G. L. Lewis. 2003. *Introduction to hydrology*, Pearson Education, Inc. Upper Saddle River, New Jersey, USA.
28. Wilson, E.M. 1974. *Engineering hydrology*, MacMillan Education Ltd., Hampshire, U.K.
29. Wu, Jy. S., E. L. King, and M. Wang. 1985. Optimal identification of Muskingum routing coefficients. *Water Resour. Bull.* 21: 417-421.
30. Yang, C.C., and L.C. Chang. 2001. Enhanced efficiency on the parameter estimation of muskingum model using artificial neural network. *J. Hydrosoci. Hydraul. Eng. ASCE*. 19: 47-56.
- Third edition. McGraw Hill Book Company. New York.
15. Mays, L.W. 2001. *Water resources engineering*. First edition. John Wiley and Sons, Inc. New York.
16. McCarthy, G.T. 1938. *The unit hydrograph and flood routing*. New London. Conference North Atlantic Division. US Army Corps of Engineers, New London, Conn, USA.
17. Mohan, S. 1997. Parameter estimation of nonlinear Muskingum models using genetic algorithm. *J. Hydraul. Eng-ASCE*. 123:137-142.
18. Moramarco, T., S. Barbetta, F. Melone, and V.P. Singh. 2006. A real-time stage Muskingum forecasting model for a site without rating curve. *Hydrol. Sci. J.* 51:66-82.
19. Nagesh Kumar, D., F. Baliarsingh, and K.S Raju. 2011. Extended Muskingum method for flood routing. *J. Hydro-Environ Res.* 5: 127-135.
20. Nayak, P. C., K. P. Sudheer, D. M. Rangan, and K.S. Ramasastri. 2004. A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series. *J. Hydrol.* 291: 52-66.
21. S.C.S .1985. *National engineering handbook*, Section 4-Hydrology. Water Resources Publication, Littleton.
22. Shiri, J., and O. Kisi. 2011. Comparison of genetic programming with neuro-fuzzy systems for predicting short-term water table depth fluctuations. *Comput. Geosci-UK*. 37: 1692-1701.
23. Sturm, T.W. 2001. *Open channel hydraulics*. McGraw Hill Higher Education, International ed. Singapore.
24. Tayfur, G., T. Moramarco, and V.P. Singh. 2007. Predicting and forecasting flow discharge at sites receiving significant lateral inflow. *J. Hydrol. Process.* 21:1848-1859.
25. Toro, E.F. 1997. *Riemann solvers, and numerical methods for fluid dynamics*, Springer- Verlag Publishers, Berlin, p. 1-592.
26. Tulmez, B., Z. Hatipoglu, and U. Kaymak. 2006. Modeling electrical conductivity of groundwater using an