ترکیب روش شبکه‌هاي عصبي مصنوعي و مدل هیدرودینامیکي براي پیش‌بیني دقیق‌تر جریان رودخانه

محمدتقی دستورانی * ناجیل جورج رایت**

(دریافت ۸۲/۸/۲۸ پذیرش ۸۳/۱/۳۰)

چکیده

در این تحقیق کاربرد روش سیستم عصبی مصنوعی در کاهش خطای مدل هیدرودینامیکی برای پیش‌بینی جریان رودخانه مورد بررسی قرارگرفته است. منطقه مورد مطالعه حوزه رینولدز کریک در جنوب غربی ایالت آیداهو در ایالات متحده آمریکا می‌باشد که دارای وسعتی معادل ۲۳۹ کیلومتر مربع و اقلیم نیمه خشک است و به علت تغییرات بیش از حد بارندگی در نقاط مختلف این حوزه جریان رودخانه شدیداً متغیر است. در این تحقیق پس از کالیبراسیون و به کاربردن یک مدل هیدرودینامیکی یک بعدی برای پیش‌بینی وضعیت جریان در نقطه‌ای در پایین‌دست رودخانه یک مدل سیستم عصبی مصنوعی به عنوان پیش‌بینی کننده خطای مدل هیدرودینامیکی مورد استفاده قرار گرفت. با پیش‌بینی این خطا نتایج مدل هیدرودینامیکی به میزان قابل توجهی به مقادیر واقعی نزدیک‌تر شد. لازم به ذکر است که قبل از کاربرد ترکیبی این دو روش (مدل هیدرودینامیکی و سیستم عصبی مصنوعی) هر یک از این روش‌ها به تنهایی مورد استفاده قرار گرفته و نتایج حاصل از مقادیر واقعی مقایسه گردیده بود. نتایج حاصل از کاربرد ترکیبی این مدل از کیفیت به مراتب بالاتری نسبت به کاربرد هر یک از آن‌ها به تنهایی برخوردار است.

واژه‌های کلیدی: سیستم عصبی مصنوعی، پیش‌بینی جریان رودخانه، مدل هیدرودینامیکی، بهینه‌سازی نتایج.

Combination of Artificial Neural Networks and Hydrodynamic Models for More Precise Prediction of River Flow

Dastorani, M.T. Assistant Professor of the Faculty of Natural Resources Engineering, the University of Yazd, Iran
Wright, N.G. Professor of the School of Civil Engineering, the University of Nottingham, UK

Abstract

In this study, an artificial neural networks (ANN) model was used to optimize the results obtained from a hydrodynamic model of river flow was evaluated. The study area is Reynolds Creek experimental watershed in southwest Idaho, USA. A hydrodynamic model was constructed to predict flow at the outlet using time series data from upstream gauging sites as boundary conditions. In the second stage, the model was replaced with an ANN model bout with the same inputs. Finally a hybrid model was employed in which the error of the hydrodynamic model is predicted using an ANN model to optimize the outputs. Simulation were carried out for two different conditions (with and without data from a recently suspended gauging site) to evaluate the effect of this suspension in hydrodynamic, ANN and the combined model. Using ANN in this way the error produced by the hydrodynamic model is predicted and thereby, the results of the model are improved.

* استادیار دانشکده منابع طبیعی دانشگاه یزد

** استاد گروه عمران دانشگاه تاتینگهام انگلستان

مقدمه

یکی از روش‌های مهم در جهت کنترل و یا کاهش خسارات سیل و نیز برنامه‌ریزی استفاده بهینه از آب، انجام روندیابی سیلاب رودخانه و برآورد وضعیت هیدروگراف جریان در نقاط پایین‌دست می‌باشد. روندیابی جریان معمولاً با یکی از روش‌های مرسوم هیدرولوژیکی و یا هیدرولیکی امکان‌پذیر است. نرم‌افزارهای کامپیوتری متعددی موجود است، که با استفاده از اطلاعات مربوط به سطح مقطع رودخانه، مواد بستر و غیره شبیه‌سازی لازم را برای این کار انجام می‌دهند. مدل ساخته شده براساس این اطلاعات با توجه به شرایط موجود کالیبره شده و سپس نتایج لازم از آن گرفته می‌شود. به هر حال این روش‌ها دارای خطایی است که گاهی اوقات کاربرد نتایج را در عمل و برای برخی از طراحی‌ها با مشکل مواجه می‌سازد.

در طول دهه گذشته روش‌های جدید کامپیوتری به ویژه در رابطه با هوش مصنوعی مانند سیستم‌های عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیکی و منطق فازی در بخش‌های مختلف مربوط به مهندسی آب و هیدرولوژی مانند رابطه بارندگی- رواناب، پیش‌بینی دبی و ارتفاع جریان، آنالیز فراوانی منطقه‌ای و غیره مورد استفاده قرار گرفته است. البته هر یک از این روش‌ها مبنای عمل مخصوص به خود را دارد. سیستم عصبی مصنوعی بر پایه یادگیری به وسیله یک سری داده‌های آموزشی کار می‌کند. این سری داده‌ها، به صورت جفت‌های ورودی- خروجی هستند که دانش کافی در رابطه با فرایند رسیدن از ورودی‌ها به خروجی‌های متناسب را در اختیار مدل قرار می‌دهند. این دانش در قالب وزن‌هایی که در اجزای مدل و در طول آموزش بهینه‌سازی می‌گردند در مدل ذخیره می‌شود. وزن‌های نهایی مربوط به مدلی که به خوبی آموزش داده شده است، بیانگر سازگاری مدل با مسئله مورد نظر و اطلاعات کافی در مورد آن می‌باشد. در شروع فرایند آموزش، اغلب مقادیر تصادفی برای وزن‌ها در نظر گرفته شده و سپس طی مراحل آموزش بهینه می‌شوند.

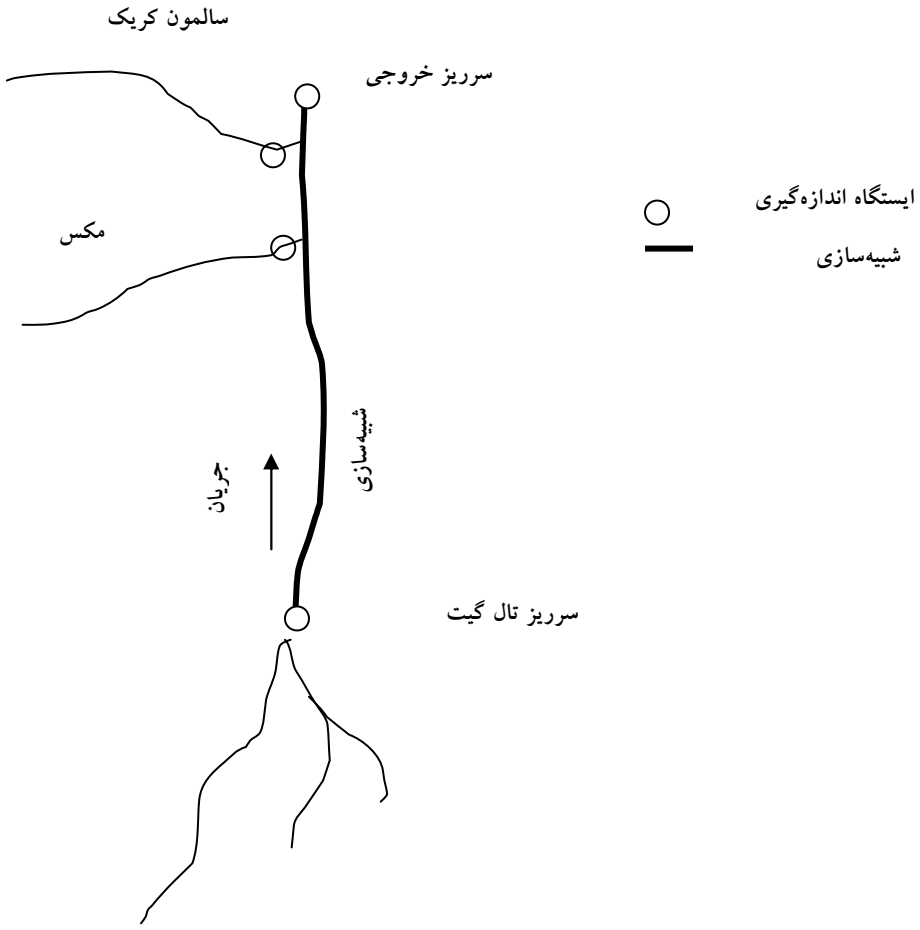
این تحقیق علاوه بر بررسی و استفاده از مدل هیدرودینامیکی و مدل سیستم عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی جریان به صورت جداگانه، ترکیبی از این دو روش را نیز مورد ارزیابی و استفاده قرار داده است. در حالت ترکیبی، از روش سیستم عصبی مصنوعی به عنوان تصحیح کننده نتایج مدل هیدرودینامیکی در قالب پیش‌بینی مقدار خطای این مدل و در نظر گرفتن این خطا در نتایج نهایی استفاده گردیده است.

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد بررسی در این تحقیق حوزه آبخیز آزمایشی ریندولدز کریک[1] است که یک منطقه کوهستانی با اقلیم خشک و نیمه خشک در غرب ایالات متحده آمریکا می‌باشد [۲]. این حوزه در محدوده رشته کوهی در جنوب غربی ایالات آیداهو و حدود ۸۰ کیلومتر جنوب غرب مرکز این ایالت قرار گرفته و مساحتی حدود ۲۳۹ کیلومتر مربع دارد. رودخانه اصلی حوزه از جنوب به شمال در جریان بوده و از ارتفاعی معادل ۲۲۰۰ متر بالای سطح دریای آزاد سرچشمه می‌گیرد. اغلب بخش‌های حوزه دارای توپوگرافی بسیار ناهموار است؛ به استثنای قسمت میانی واقع در بخش شمالی حوزه که سطح نسبتاً مسطحی را در بر می‌گیرد. ارتفاع از ۱۱۰۱ متر در قسمت خروجی حوزه در شمال آن، تا حدود ۲۲۴۱ متر در ارتفاعات برفگیر جنوب حوزه تغییر می‌کند [۷].

وضعیت هیدرولوژیکی حوزه به شدت تحت تأثیر شیب و جهت محلی بوده و توسط این عوامل کنترل می‌گردد. عناصر اقلیمی نیز از نقطه‌ای به نقطه دیگر حوزه به میزان قابل ملاحظه‌ای تغییر می‌کند. میزان بارندگی متوسط سالانه از حدود ۲۳۰ میلی‌متر در ارتفاعات پایین در بخش شمالی حوزه تا ۱۱۰۰ میلی‌متر در ارتفاعات بالا در حاشیه جنوب و جنوب غربی- جایی که ۷۵ درصد بارندگی به صورت برف نازل می‌شود- متغیر است [۳]. بسته به درجه حرارت نقطه شبنم در طول بارش، حدود ۱۵ تا ۵۵ درصد بارندگی در ارتفاعات پایین و ۶۰ تا ۹۰ درصد بارندگی در نقاط مرتفع حوزه به صورت برف می‌باشد [۴]. آب حاصل از ذوب شدن برف‌ها در این حوزه از اهمیت قابل ملاحظه‌ای برخوردار است، زیرا منبع اصلی آب برای مرطوب نگهداشتن خاک و نیز جریان آب سطحی در طول فصول بهار و تابستان به شمار می‌رود. دبی متوسط سالانه در محل خروجی حوزه برابر $۰/۵۶۴ m^3/s$ اندازه‌گیری شده است، هر چند میزان رواناب سطحی از سالی به سال دیگر بسیار متفاوت می‌باشد. در محدوده این حوزه تعداد ایستگاه‌های هیدرومتری در شاخه‌های مختلف نصب شده

[1] Reynolds Creek Experimental Watershed



شکل ۱- بازه مدل شده همراه با شبکه آبراهه‌های اصلی و محل ایستگاه‌های هیدرومتری

که اندازه‌گیری جریان از سطوح ۱/۰۳ هکتار تا ۲۳۸۶۶ هکتار را انجام می‌دهد [۹]. داده‌های مربوط به جریان اندازه‌گیری شده، با فواصل زمانی ۱ ساعت، در ۱۳ ایستگاه موجود است که در برخی از آن‌ها از سال ۱۹۶۳ و به بعد شروع شده است [۶]. شکل ۱ بازه رودخانه مورد مطالعه و موقعیت ایستگاه‌های هیدرومتری موجود در آن را نشان می‌دهد.

در این تحقیق آبراهه اصلی حوزه که یک رودخانه دائمی به طول ۱۴/۰۸۲ کیلومتر بوده، و حد بالایی آن به سرریز تال گیت و حد پائینی آن به سرریز خروجی حوزه محدود می‌شود، شبیه‌سازی شده است (شکل ۱). سرریز خروجی که یک سرریز V شکل است، در ارتفاع ۱۱۰۸ متر از سطح دریا قرار گرفته و کل حوزه را زهکشی می‌کند. سرریز تال گیت در ارتفاع ۱۴۱۰ متر واقع شده و مساحتی حدود ۵۴۵۷ هکتار از اراضی جنوبی حوزه که قسمت اصلی بارندگی را دریافت می‌کند، زهکشی می‌نماید. [۸].

مدل‌سازی هیدرودینامیکی

مدل‌های هیدرودینامیکی که برای پیش‌بینی جریان رودخانه مورد استفاده قرار می‌گیرند، اغلب یک بعدی هستند. جریان سیلابی رودخانه غالباً جریان غیر ماندگار از نوع متغیر تدریجی است، لذا شبیه‌سازی این نوع جریان بایستی پارامتر زمان را مورد توجه قرار دهد. نرم‌افزار MIKE11 که توسط

مؤسسه هیدرولیک دانمارک طراحی و ساخته شده، توانایی شبیه‌سازی جریان‌های غیر ماندگار را دارد و در نقاط مختلف جهان نیز مورد استفاده قرار می‌گیرد. MIKE11 در واقع یک نرم‌افزار حرفه‌ای مهندسی برای شبیه‌سازی جریان، کیفیت آب و انتقال رسوب در مصب‌ها، رودخانه‌ها و کانال‌های آبیاری است. این نرم‌افزار اساساً یک ابزار برای شبیه‌سازی یک بعدی به منظور طراحی، مدیریت و اجرا در سیستم‌های رودخانه‌های ساده و پیچیده است و در آن سه روش مجزا برای آنالیز جریان تعبیه شده که استفاده کننده بنا به شرایط مسئله می‌تواند آنها را انتخاب نماید. این سه روش عبارتند از :

- **روش موج دینامیکی** : در این روش معادله کامل مومنتم که در برگیرنده نیروهای شتاب دهنده نیز می‌باشد، مورد استفاده قرار می‌گیرد. این حالت شرایط را برای شبیه‌سازی جریان در حالتی که دارای تغییرات سریع است و نیز حالت جذر و مدی حاکم است، تسهیل می‌نماید. همچنین در این حالت محاسبات مربوط به پروفیل پس‌زدگی آب به راحتی انجام می‌گیرد. انتخاب این روش زمانی مناسب است که تغییرات اینرسی جریان در زمان و مکان مهم است و نیز در مواردی که نیاز به شبیه‌سازی جریان جذر و مدی است و همچنین برای رودخانه‌هایی که شیب سطح آب، شیب کف و مقاومت بستر کوچک می‌باشد [۱].

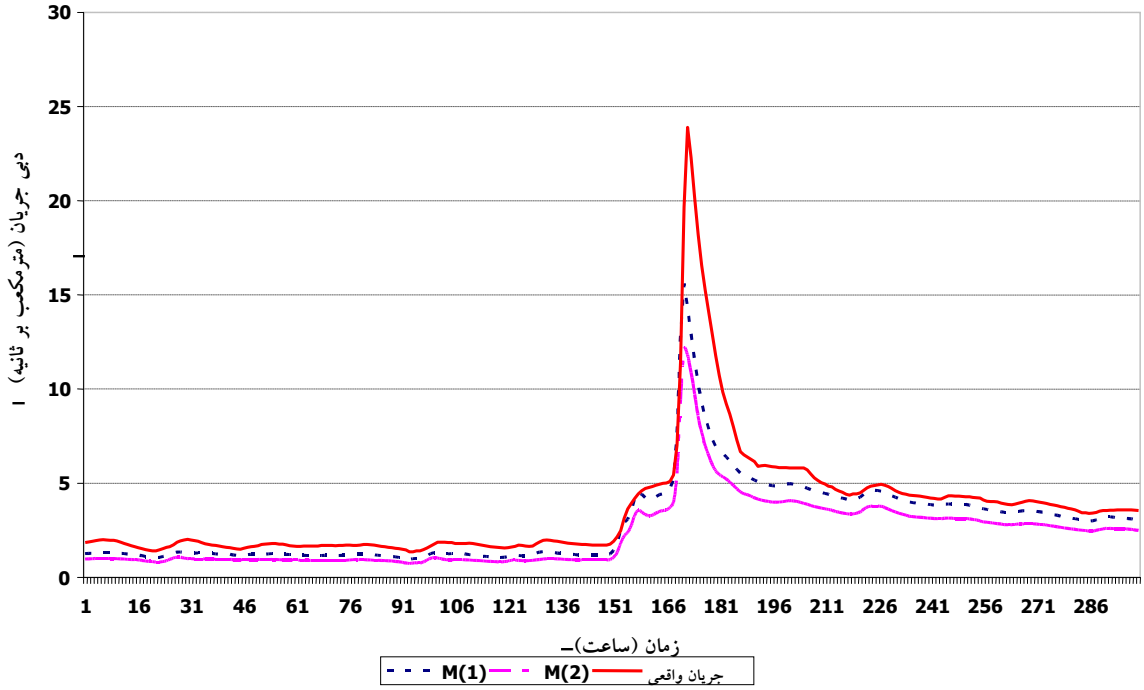
- **روش موج انتشار (پخش شونده)** : که فقط شبیه‌سازی مربوط به اصطکاک بستر، نیروی جاذبه و عوامل گرادیان هیدرولیکی در معادله ممنتم را شبیه‌سازی می‌کند. این روش اثرات پس‌زدگی آب را شبیه‌سازی می‌نماید، چرا که به استفاده کننده اجازه می‌دهد تا شرایط پایین‌دست را مورد بررسی قرار دهد. در این روش از عوامل اینرسی چشم‌پوشی شده است، لذا می‌تواند برای تجزیه و تحلیل پس‌زدگی آب مناسب باشد. در مواردی نیز که نیروهای مربوط به مقاومت بستر مهم هستند و یا در حالتی که انتشار آرامی از موج سیل اتفاق می‌افتد که می‌توان از تغییرات اینرسی چشم‌پوشی کرد، مناسب است.

- **روش موج سینماتیکی** : این روش محاسبات جریان را براساس فرض تعادل بین نیروهای اصطکاک و جاذبه انجام می‌دهد. این روش برای رودخانه‌های با شیب زیاد و بدون اثرات پس‌زدگی مناسب است، چرا که قادر به شبیه‌سازی اثرات پس‌زدگی آب نمی‌باشد [۱].

بخش هیدرودینامیکی MIKE11 (MIKE11 HD) که در آن روش موج دینامیکی انتخاب شده باشد، معادله ممنتم و پیوستگی (معادلات St. Venant) را با اعمال فرضیاتی حل می‌کند. حل این معادلات براساس روش تفاصل محدود صریح که توسط ابوت[1] و یونسکو[2]، در ۱۹۶۷ بیان شده است، انجام می‌گیرد.

در این تحقیق، کالیبراسیون نرم‌افزار MIKE11 برای بازه مورد مطالعه انجام شد و پیش‌بینی جریان در محل خروجی حوزه برای دوره زمانی فوریه تا اوریل ۱۹۸۲ انجام گرفت. در مرحله اول این پیش‌بینی، با استفاده از داده‌های ایستگاه‌های تال گیت، ماکس کریک و سالمون کریک که همگی در بالا دست خروجی حوزه قرار گرفته‌اند و در واقع آب سه زیر حوزه اصلی را به رودخانه اصلی سرازیر می‌کنند، انجام گرفت. لازم به ذکر است که تمام ایستگاه‌های هیدرومتری موجود دیگر در حوزه، در سرشاخه‌های کوچک قرار گرفته‌اند که جریانی را به طور مستقیم به رودخانه اصلی وارد نمی‌کنند. البته اندازه‌گیری جریان در ماکس کریک نیز از سال ۱۹۹۱ متوقف شده است (به علت مشکلات مالکیتی اراضی این قسمت از حوزه). مرحله دوم این تحقیق، به بررسی تأثیر توقف اندازه‌گیری در این ایستگاه و در نتیجه عدم وجود داده مربوط به این زیر حوزه در نتایج مدل هیدرودینامیکی اختصاص داده شد. این که چگونه روش سیستم عصبی مصنوعی قادر به زیر حوزه در نتایج مدل هیدرودینامیکی اختصاص داده شد و نیز بررسی این که چگونه روش سیستم عصبی مصنوعی قادر به ایفای نقش در این رابطه و کاهش اثرات این کمبود داده‌ها در دقت پیش‌بینی جریان می‌باشد، در این مرحله انجام شد. لذا در این مرحله مدل هیدرودینامیکی، داده‌ها را فقط از دو ایستگاه هیدرومتری (تال گیت و سامحون کریک) استفاده کرده و جریان را در خروجی حوزه پیش‌بینی می‌کند. برای بازه مورد مطالعه ۵۳ سطح مقطع نقشه‌برداری شده که خصوصیات مربوط به توپوگرافی بستر و کناره‌ها و نیز عکس‌های مربوط به کف و کناره‌ها برای وارد کردن اطلاعات مربوط به زبری به مدل، مورد استفاده قرار گرفته است. هیدروگراف مربوط به جریان پیش‌بینی شده در محل خروجی حوزه در هر دو مرحله اول و دوم با هیدروگراف اندازه‌گیری شده مقایسه گردید (شکل ۲).

[1] Abbott
[2] Ionescu



شکل ۲- هیدروگراف مربوط به جریان پیش‌بینی شده در محل خروجی حوزه توسط مدل هیدرودینامیکی در هر دو مرحله اول و دوم در مقایسه با هیدروگراف اندازه‌گیری شده

مدل‌سازی سیستم عصبی مصنوعی

در این بخش از تحقیق یک مدل سیستم عصبی مصنوعی ساخته شد و برای پیش‌بینی جریان رودخانه در محل خروجی حوزه با استفاده از داده‌هایی که دقیقاً در مدل هیدرودینامیکی مورد استفاده قرار گرفته بود، به کار گرفته شد. به عبارت دیگر برای هدف مشابه و با داده‌های مشابه فقط یک مدل سیستم عصبی مصنوعی جایگزین مدل هیدرودینامیکی شد. نوع سیستم عصبی مصنوعی که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفت یک ساختمان MLP (Multi-layer perceptron) سه لایه یا به عبارت دیگر نوعی پرسپترون سه لایه بود. لازم به ذکر است که انواع مختلف سیستم عصبی مصنوعی برای استفاده در این تحقیق مورد بررسی و آزمون قرار گرفت، ولی نوع MLP به لحاظ ارائه درست‌ترین جواب‌ها، بهترین و سازگارترین نوع ساختمان سیستم عصبی مصنوعی برای این منظور شناخته شد. این نوع سیستم معمولاً به وسیله الگوریتم انتشار به عقب (Backpropagation) آموزش داد هدر این نوع الگوریتم خطای خروجی را برآورد و به عقب (به داخل سیستم) انتشار می‌دهد و براین اساس وزن‌های انتخاب شده در مدل توسط سیستم اصلاح می‌گردد [۵]. این فرآیند مربوط به اصلاح وزن‌ها در تمامی عناصر سیستم ادامه می‌یابد تا بهترین وزن‌ها، که صحیح‌ترین خروجی را برای سیستم ایجاد می‌کنند، شناسایی و انتخاب شوند. در این حالت، با تصحیح مرتب خطا، وزن‌های مناسب برای سیستم به دست می‌آید. حالتی که در آن مناسب‌ترین وزن‌ها به دست آمده و آموزش کافی را دیده است، در نظر گرفته شده و وزن‌های مربوط تثبیت شده و برای داده‌های ورودی جدید که در قالب داده‌های مربوط به آزمایش کارایی مدل است، اعمال می‌گردد. در این حالت، با مقایسه نتایج مدل با نتایج مشاهده شده، در مورد کارایی مدل قضاوت می‌شود. اگر $y_i(n)$ خروجی عنصر I سیستم در n امین تجدید (گردش) باشد، و مقدار واقعی برای عنصر در این تجدید با $d_i(n)$ نشان داده شود، خطای لحظه‌ای در این حالت برابر است با :

$$e_i(n) = d_i(n) - y_i(n) \qquad (۱)$$

با استفاده از تئوری یادگیری شیب کم (gradient decent)، وزن‌ها با استفاده از رابطه زیر تصحیح می‌شوند :

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \eta \delta_i(n)\, x_i(n) \qquad (۲)$$

که در آن، $w_{ij}(n+1)$، عبارت است از وزن عنصر i به عنصر j در n+1 امین تجدید، و wij(n+1) مقدار این وزن در n امین تجدید است. $S_i(n)$ عبارت است از خطای محلی که مستقیماً از $e_i(n)$ محاسبه شده است و مقدار ثابت n اندازه قدم محاسباتی (step size) است [۵].

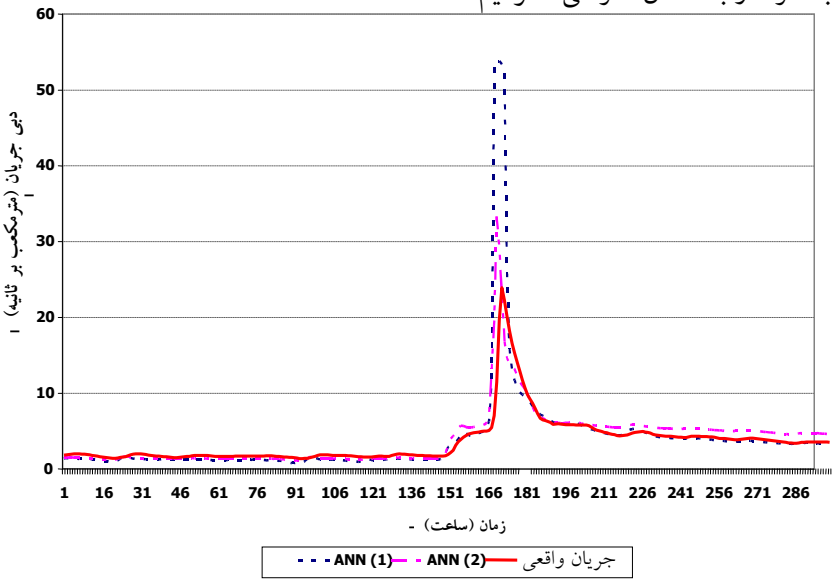
روش یادگیری موسوم به مومنتم که برای سیستم عصبی MLP در این تحقیق استفاده شده است، در واقع یک حالت توسعه یافته روش یادگیری شیب کم است که در آن یک واحد حافظه برای تسریع در همگرایی و ایجاد ثبات به کار رفته است. در این روش، یادگیری تجدید وزن‌های عناصر سیستم با استفاده از رابطه زیر صورت می‌گیرد:

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \eta\delta_i(n)\, x_i(n)+\alpha(w_{ij}(n)-w_{ij}(n-1) \quad (۳)$$

که در آن α فاکتور ممنتم است و معمولاً برابر عددی مابین ۰/۱ تا ۰/۹ قرار داده می‌شود. وزن‌های نهایی که حاصل یک فرایند مناسب یادگیری است، در پایان مرحله آموزش مدل، ذخیره شده و برای آزمایش کارایی مدل در مورد دسته جدیدی از داده‌های ورودی به کار برده می‌شود.

در این تحقیق، یک لایه مخفی همراه با تابع انتقال از نوع تانژانت هایپروبولیک در مدل استفاده شد. البته تابع انتخاب شده برای لایه خروجی، از نوع لوجستیک بود. برای جلوگیری از آموزش کاذب و بیش از حد (over training) که غالباً باعث یادگیری نامناسب و کم فرایند توسط مدل می‌شود، بخش کوچکی از داده‌ها (حدود ۱۰ درصد) را به عنوان cross-validation انتخاب کرده و به مدل معرفی نمودیم.

همانند آنچه که در مورد مدل هیدرودینامیکی وجود داشت، اینجا نیز مدل‌سازی در دو مرحله با استفاده از نوع سیستم عصبی مصنوعی انجام شد. در مرحله اول، از هر سه ایستگاه هیدرومتری بالادست (تال گیت، ماکس کریک و سالمون کریک)، داده‌های ورودی به مدل داده شد، در حالی که در مرحله دوم، داده‌ها فقط از دو ایستگاه تال گیت و سالمون کریک بوده و هیچ داده‌ای از ایستگاه هیدرومتری ماکس کریک به مدل معرفی نگردید. هدف، ارزیابی کارایی مدل سیستم عصبی مصنوعی در دو حالت متفاوت بود و این که عدم وجود داده‌های مربوط به ایستگاه ماکس کریک، چه تأثیری در نتایج حاصل از مدل دارد. کل داده‌ها به سه بخش مجزا برای استفاده به عنوان داده‌های آموزشی (training data)، داده‌های آزمایشی (testing data) و داده‌های مربوط به ارزیابی نتایج میانه کار (cross-validation data) تقسیم گردید. از داده‌های مربوط به دوره ۱، فوریه تا ۱۰ مارس، به عنوان داده‌های آموزشی برای آموزش مدل و ایجاد رابطه مناسب بین ورودی‌ها و خروجی‌ها استفاده شد، در حالی که داده‌های مربوط به ۱۱ مارس تا ۱۶ آوریل، به عنوان داده‌های آزمایشی برای آزمایش کارایی مدل در نظر گرفته شد. باقی‌مانده داده‌ها که مربوط به ۱۷ تا ۳۰ آوریل بود، به عنوان داده‌های cross-validation در نظر گرفته شد. سعی شد در تقسیم داده‌ها به گونه‌ای عمل شود که، هر یک از سری داده‌ها دارای یک دوره سیلابی باشد (دوره‌ای که دبی‌های بالایی اتفاق افتاده است).



شکل ۳- هیدروگراف مربوط به جریان پیش بینی شده در محل خروجی حوزه توسط مدل شبکه عصبی مصنوعی در هر دو مرحله اول و دوم در مقایسه با هیدروگراف اندازه‌گیری شده

لازم به ذکر است که زمانی که بخشی از داده‌ها به عنوان داده‌های cross-validation به مدل معرفی می‌گردد، پس از هر مرحله تجدید وزن‌ها در طول دوره آموزش، مدل وزن‌های جدید را در باره داده‌های مربوط به cross-validation به عنوان سری جدیدی که در آموزش مدل نقش نداشته است، اعمال می‌کند و زمانی که خطای نتایج در این مورد شروع به افزایش می‌کند (که نشان دهنده ادامه بی مورد و کاذب فرایند آموزش است)، فرایند آموزش را متوقف می‌کند و این همان نقطه‌ای است که وزن‌ها حالت بهینه را داشته و بایستی تثبیت گردند [۱۰]. داده‌هایی که به عنوان داده‌های آزمایشی برای سیستم عصبی در نظر گرفته شد، دقیقاً پوشش دهنده همان دوره‌ای است که در مدل هیدرودینامیکی مورد استفاده قرار گرفت. این حالت شرایط مقایسه نتایج دو نوع مدل و قضاوت در مورد کارایی آن‌ها را آسان‌تر می‌نماید. شکل ۴ نتایج این مدل را نشان می‌دهد.

شکل‌های ۵ و ۶ نتایج مدل‌های هیدرودینامیکی و شبکه عصبی مصنوعی در مراحل اول و دوم را، به ترتیب برای محدوده‌های زمانی با دبی بالای جریان و محدوده زمانی با دبی کم جریان، نشان می‌دهد.

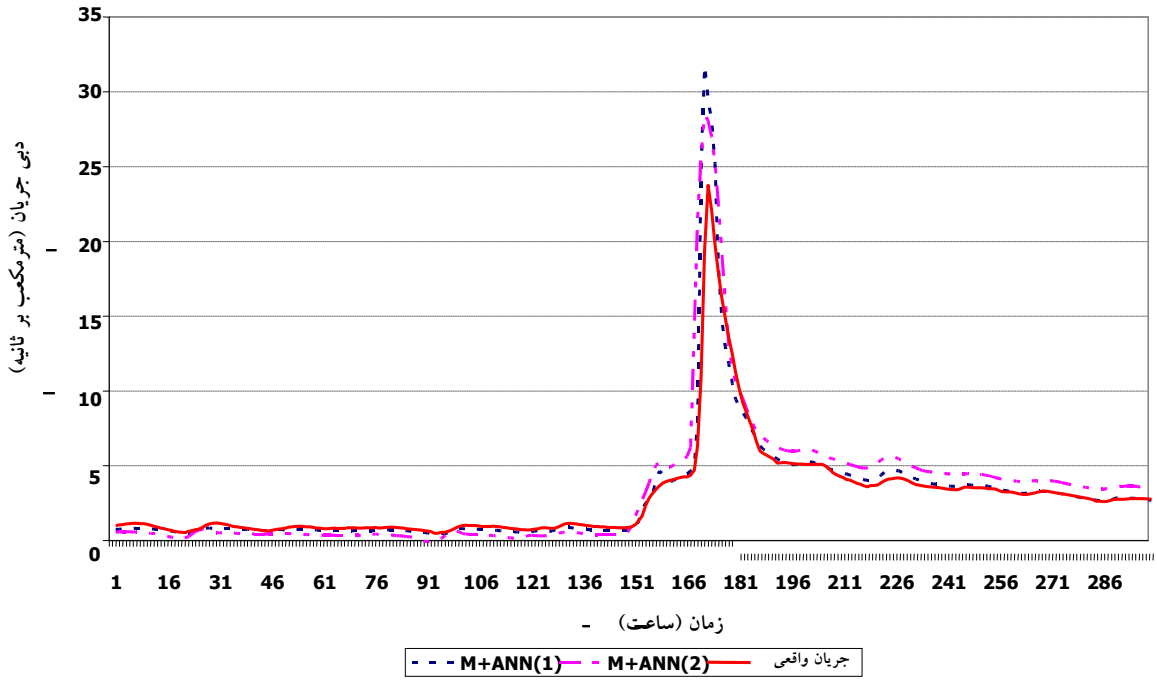
استفاده مرکب دو تکنیک

در این قسمت از تحقیق، برای بهبود نتایج مدل هیدرودینامیکی، روش سیستم عصبی مصنوعی به کار گرفته شد. نقش سیستم عصبی مصنوعی در این بخش، پیش‌بینی میزان خطای مدل هیدرودینامیکی برای شبیه‌سازی‌های مرحله اول و دوم بود. ساختمان سیستم عصبی مصنوعی استفاده شده در این مرحله نیز یک سیستم MLP سه لایه‌ای بود.

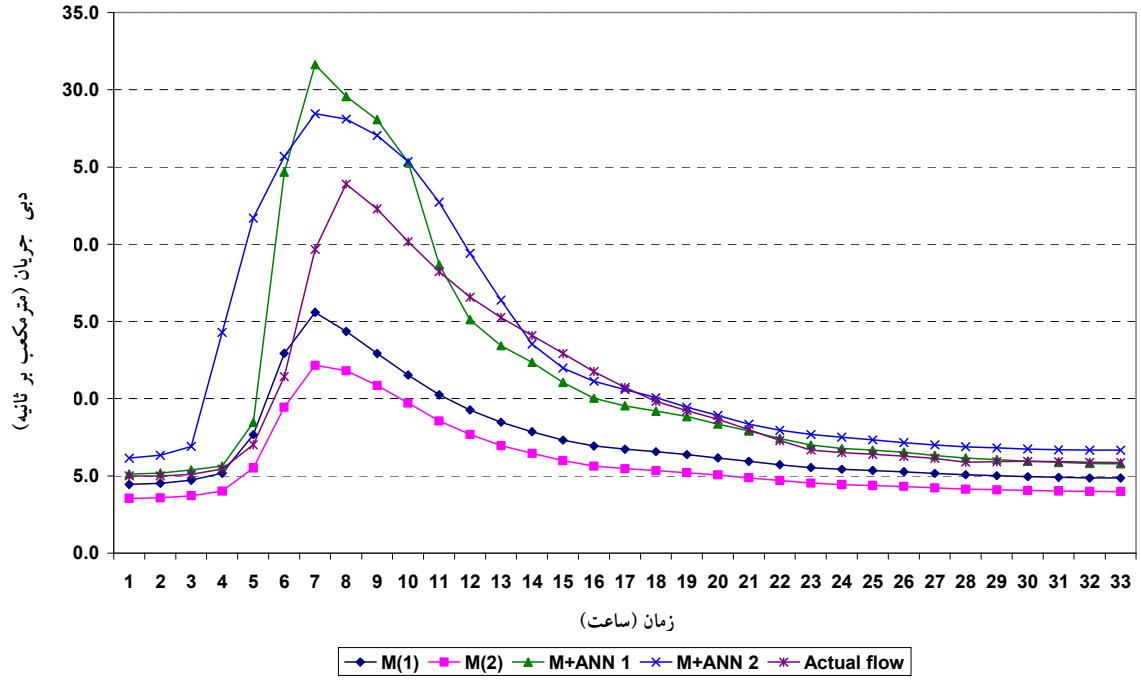
خطای مدل هیدرودینامیکی با استفاده از فرمول زیر محاسبه گردید :

$$E_p=X_{obs}-X_{est} \qquad (۴)$$

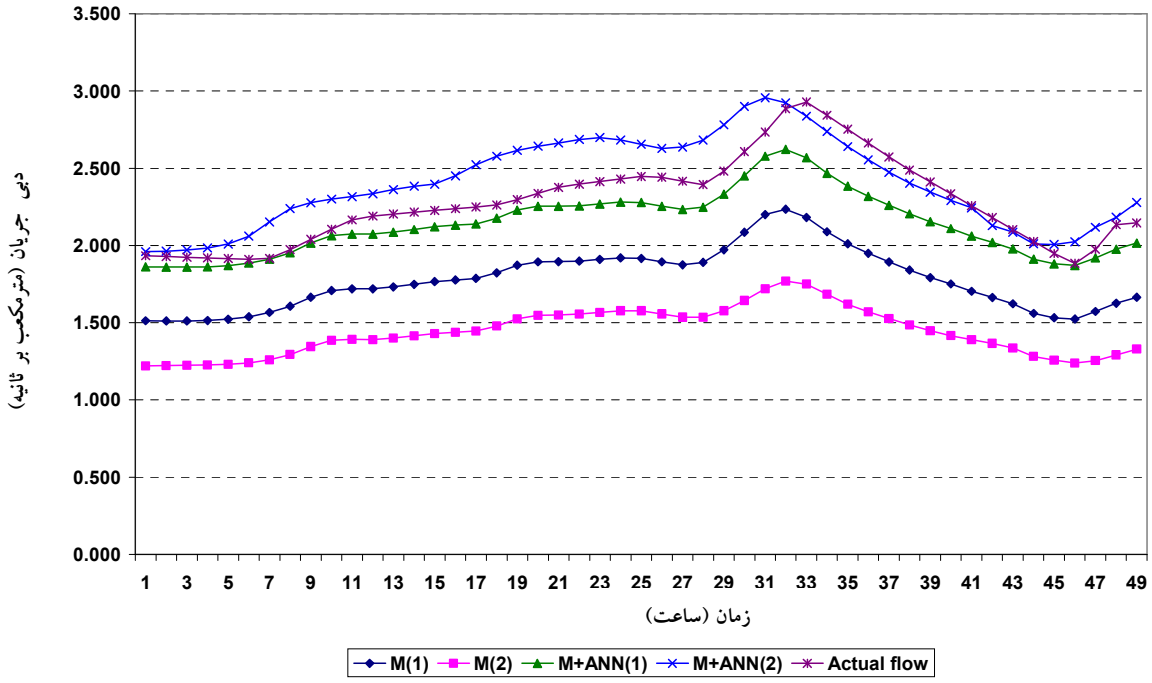
که در آن E_p عبارت است از میزان خطای عامل پیش‌بینی شده، X_{obs} مقدار اندازه‌گیری شده یا مشاهده شده و X_{est} مقدار برآورد شده یا پیش‌بینی شده. مدل سیستم عصبی مصنوعی، با استفاده از داده‌های ایستگاه تال گیت و نیز خروجی‌های مدل هیدرودینامیکی (MIKE11)، آموزش داده شد تا خطای جریان برآورد شده توسط مدل هیدرودینامیکی (MIKE11) را، به عنوان خروجی مدل پیش‌بینی نماید.



شکل ۴- هیدروگراف مربوط به جریان پیش‌بینی شده در محل خروجی حوزه توسط مدل ترکیبی در هر دو مرحلهٔ اول و دوم در مقایسه با هیدروگراف اندازه‌گیری شده



شکل ۵ - نتایج مدل‌های هیدرودینامیکی و شبکه عصبی مصنوعی درمراحل اول و دوم
برای یک محدوده زمانی با دبی بالای جریان



شکل ۶- نتایج مدل‌های هیدرودینامیکی و شبکه عصبی مصنوعی درمراحل اول و دوم
برای یک محدوده زمانی دبی کم جریان

جدول ۱- مقادیر ضریب کارایی (R^2) و ریشه میانگین مربعات اشتباه (RMSE) برای نتایج مدل‌های هیدرودینامیکی، سیستم عصبی مصنوعی و مدل ترکیبی در مرحله اول و دوم

پارامتر	مرحله اول (با داده‌های ماکس کریک)			مرحله دوم (بدون داده‌های ماکس کریک)		
	مدل MIKE	مدل ANN	مدل ترکیبی	مدل MIKE	مدل ANN	مدل ترکیبی
R^2	۰/۶۴۳۵	۰/۵۴۳۲	۰/۹۱۵۳	۰/۲۳۷۵	۰/۸۰۳۵	۰/۸۷۲۵
RMSE	۰/۹۳۶۴	۲/۸۱۴۳	۰/۷۱۵۸	۱/۳۲۴۲	۱/۰۸۱۳	۰/۹۸۰۶

داده‌های جریان، با فواصل اندازه‌گیری ۱ ساعته برای دوره زمانی اول فوریه تا ۳۰ آوریل ۱۹۸۲، برای این شبیه‌سازی مورد استفاده قرار گرفت. پیش‌بینی خطای مدل هیدرودینامیکی برای مرحله اول و دوم جداگانه انجام گرفت (با داده‌های ایستگاه ماکس کریک و بدون داده‌های این ایستگاه). داده‌ها به سه قسمت برای آموزش، آزمایش و نیز جلوگیری از آموزش کاذب و اضافی تقسیم شد (دقیقاً همانند آنچه در قسمت قبل در مورد مدل‌سازی با سیستم عصبی مصنوعی به تنهایی انجام گرفت. نتایج حاصل از این مدل در شکل ۴ نشان داده شده است.

بحث و بررسی نتایج

ترکیب مدل هیدرودینامیکی و مدل سیستم عصبی مصنوعی، به منظور پیش‌بینی جریان رودخانه، به طور بسیار واضحی باعث بهبود نتایج پیش‌بینی گردید. به نظر می‌رسد که ترکیب این دو روش برای این کاربرد ویژه، باعث می‌شود که از مزایا و نقاط قوت هر دو به نحو مناسبی استفاده گردد و در نتیجه کارایی بهتری مشاهده شود. علاوه بر این، کیفیت نتایج مدل هیدرودینامیکی که در مرحله دوم به علت عدم وجود داده‌های ایستگاه ماکس کریک، به نحو قابل ملاحظه‌ای تنزل پیدا کرده بود با کاربرد مدل ترکیبی به مقدار زیادی بهبود یافت.

شکل ۳، هیدروگراف‌های مربوط به نتایج مدل هیدرودینامیکی، مدل سیستم عصبی مصنوعی (فاز آزمایش مدل) و مدل ترکیبی برای شبیه‌سازی مرحله اول (با داده‌های هر سه ایستگاه) را، نشان می‌دهد. نتایج مشابه برای مراحل دوم (بدون داده‌های ایستگاه ماکس کریک)، در شکل ۴ نشان داده شده است. در این شکل‌ها، Hydro(1) و Hydro(2)، به ترتیب نشان دهنده هیدروگراف جریان پیش‌بینی شده به وسیله مدل هیدرودینامیکی در محل خروجی حوزه در مرحله اول و دوم می‌باشد. Optim(2) و Optim(1)، نشان دهنده نتایج مدل ترکیبی به ترتیب در مرحله اول و دوم است.

برای ارزیابی نتایج و مقایسه آماری آنها، از دو معیار استفاده شد. معیار اول، ضریب کارایی (R^2) و معیار دوم، ریشه میانگین مربعات اشتباه (RMSE)، که به صورت زیر محاسبه می‌گردد :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{p}(x_{obs} - x_{est})^2}{\sum_{p}(x_{pre} - \bar{x}_{obs})^2} \qquad (۵)$$

$$rmse = \sqrt{\frac{\sum(x_{obs} - x_{est})^2}{n}}$$

که در آن، X_{obs} مقدار اندازه‌گیری شده یا مشاهده شده و X_{est} مقدار برآورد شده یا پیش‌بینی شده و n تعداد داده‌هاست. X_{obs} مقدار میانگین داده‌های اندازه‌گیری شده یا مشاهده شده است. مقادیر این پارامترها برای نتایج تحقیق در مرحله اول و دوم در جدول ۱ نشان داده شده است (برای دوره زمانی ۱۱ مارس تا ۱۶ آوریل ۱۹۸۲).

جدول ۱ روشن می‌سازد که، نتایج حاصل از ترکیب دو مدل هیدرودینامیکی و سیستم عصبی مصنوعی نسبت به نتایج حاصل از کاربرد هر یک از این مدل‌ها به تنهایی، از بهبود قابل ملاحظه‌ای برخوردار می‌باشد. این نکته در مورد تمامی شبیه‌سازی‌های این تحقیق، چه با استفاده و چه بدون استفاده از داده‌های ایستگاه هیدرومتری ماکس کریک، صادق می‌باشد. نتایج حاصل از مدل هیدرودینامیکی نشان می‌دهد که، پیش‌بینی‌ها عموماً کمتر از حالت اندازه‌گیری شده را دارد. علت این امر، بایستی در عدم مشارکت تمام بخش‌های حوزه از نظر تأمین داده برای مدل، باشد. هر چند جریان آب بخش جنوبی حوزه که بخش عمده بارندگی‌های حوزه را به خود اختصاص می‌دهد، در ایستگاه تال گیت اندازه‌گیری شده و در مدل

جدول ۲- مقادیر مربوط به ضریب کارایی (R^2) و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) در مورد نتایج اخذ شده از مدل سیستم عصبی مصنوعی در مراحل مختلف.

	مرحله ۱ (داده‌ها از هر سه ایستگاه)	مرحله ۲ (داده‌ها از ۲ ایستگاه)	مرحله ۳ (داده‌ها فقط از یک ایستگاه)
R^2	۰/۵۴۳۲	۰/۸۰۳۵	۰/۷۸۸۳
RMSE	۲/۸۱۴۳	۱/۰۸۱۳	۱/۳۲۶۹

هیدرودینامیکی به کار برده می‌شود، و همچنین رواناب دو زیر حوزه بزرگ در ایستگاه‌های هیدرومتری ماکس کریک و سالمون کریک اندازه‌گیری شده و در مدل استفاده می‌شوند، ولی هنوز تعداد زیادی از آبراهه‌های کوچک که جمعاً در برگیرنده حدود ۴۰ درصد حوزه می‌باشند، هیچ‌گونه داده‌ای که در مدل مورد استفاده قرار گیرد را، ندارند. لازم به ذکر است که استفاده از روش‌های تجربی برای برآورد رواناب این شاخه‌ها، برای استفاده در مدل نیز، به علت عدم دقت و کارایی این روش‌ها درصد خطای بالایی را معمولاً به همراه می‌آورد. لذا اخذ نتایج پیش‌بینی از مدل هیدرودینامیکی که اغلب نسبت به مقادیر اندازه‌گیری شده پایین‌تر می‌باشد، به علت موارد مذکور قابل انتظار و توجیه است. ولی نتایج نسبتاً ناموفق ارائه شده به وسیله سیستم عصبی مصنوعی (وقتی که به صورت تنها استفاده شده)، به سادگی قابل تحلیل و توجیه نمی‌باشد. با وجود داده‌های ورودی مشابه، جایگزین کردن مدل هیدرودینامیکی با سیستم عصبی مصنوعی، باعث ایجاد نتایج کاملاً متفاوتی گردیده است. برای بخش‌هایی از هیدروگراف که جریان حالت کم آبی و یا نرمال داشته است، سیستم عصبی مصنوعی نتایج کاملاً نزدیک به واقعیت را ارائه داده است، ولی برای زمان‌هایی که جریان پیک اتفاق افتاده است، نتایج مدل سیستم عصبی مصنوعی، بسیار بالاتر از آنچه که اندازه‌گیری شده است، می‌باشد که این دقیقاً بر عکس حالتی است که در مدل هیدرودینامیکی اتفاق افتاده بود. علاوه بر این حذف داده‌های مربوط به ایستگاهی که آماربرداری در آن متوقف شده (ماکس کریک)، در مرحله دوم، باعث افت قابل ملاحظه درستی نتایج مدل هیدرودینامیکی گردید، در حالی که همین اتفاق در مورد مدل سیستم عصبی مصنوعی باعث بالا رفتن قابل ملاحظه درستی نتایج (در مرحله دوم نسبت به مرحله اول) شد. لازم به ذکر است که در سیستم عصبی مصنوعی، کیفیت و نیز وضعیت تغییر داده‌ها، جدای از تعداد سری‌ها و طول سری داده‌ها، گاهی اوقات کارایی مدل و نتایج حاصل از آن را به طور قابل ملاحظه‌ای دگرگون می‌نماید. این روش، به هر حال یک روش جعبه سیاه است و در آن یافتن و ایجاد ارتباط درست بین داده‌های ورودی و نتایج خروجی، کاملاً بستگی به مورد و وضعیت داده‌ها دارد و کیفیت نتایج، بستگی کامل به این ارتباط ایجاد شده توسط مدل دارد که بین ورودی‌های مدل، و آنچه که باید به عنوان خروجی ارائه گردد، ایجاد شده است.

یک ارتباط محکم بین این دو، که در مرحله آموزش مدل ایجاد شده باشد، غالباً باعث نتایج مناسبی در مرحله آزمایش مدل می‌گردد (البته وقتی که داده‌های مرحله آزمایش تقریباً در دامنه داده‌های مرحله آموزش بوده و مدل در مرحله آموزش دچار آموزش کاذب نشده باشد). قوت این رابطه، بستگی به هم‌بستگی بین سری داده‌های ورودی و خروجی در مرحله آموزش مدل دارد. در بیشتر موارد این هم‌بستگی، رابطه تنگاتنگ با دامنه تغییرات داده‌ها، ترتیب و نیز طبیعت درونی آنها دارد، بیش از آن که به نزدیکی مقادیر آنها به همدیگر و یا تعداد سری‌های ورودی داشته باشد. در تحقیق حاضر، حذف داده‌های مربوط به یک ایستگاه هیدرومتری (ماکس کریک) از مدل هیدرودینامیکی، در واقع باعث حذف مشارکت بخشی از حوزه در این شبیه‌سازی شده و در نتیجه باعث تنزل کیفیت نتایج مدل گردیده است. ولی بر عکس در مدل سیستم عصبی مصنوعی، حذف داده‌های همین ایستگاه از مدل، باعث ایجاد هم‌بستگی بهتر و صحیح‌تر بین داده‌های ایستگاه‌های تال گیت و سالمون کریک با داده‌های خروجی حوزه شده، و در نهایت نتایج بهتری از مدل حاصل شده است. به این سبب، مدل سیستم عصبی مصنوعی، کارایی بهتری را در مرحله دوم، نسبت به مرحله اول، نشان داده است. با مشاهده این حالت که، حذف داده‌های یک ایستگاه باعث اخذ نتایج بهتری از مدل سیستم عصبی مصنوعی گردید، نگارنده تشویق شد که در مرحله‌ای دیگر، داده‌های ایستگاه سالمون کریک را نیز از مدل حذف نماید و فقط داده‌های ایستگاه تال گیت که مربوط به جریان

آبراهه اصلی حوزه می‌باشد، به عنوان ورودی مدل مورد استفاده قرار دهد. ولی پس از انجام این کار مشاهده شد که کیفیت نتایج مدل با یک کاهش روبرو گردید (بر عکس زمانی که داده‌های ایستگاه ماکس کریک از مدل حذف شد). لذا مدل سیستم عصبی بهترین نتایج خود را در مرحله دوم (زمانی که داده‌های دو ایستگاه تال گیت و سالمون کریک مورد استفاده قرار گرفت)، نشان داده است. جدول ۲ مقادیر مربوط به R^2 و RMSE برای نتایج حاصل از مدل سیستم عصبی مصنوعی در هر سه مرحله را نشان می‌دهد.

همان‌طور که جدول ۲ نشان می‌دهد، حتی مرحله ۳ که در آن داده‌ها فقط از یک ایستگاه (تال گیت) استفاده شده، نتایج بهتری نسبت به مرحله ۱ که داده‌ها از هر سه ایستگاه استفاده شده است، به دست داده است. در مدل سازی با استفاده از این روش، هنوز قاعده شاخص و روشنی در رابطه با مقادیر مربوط به پارامترهای مدل و نیز وضعیت داده‌ها برای اخذ نتیجه بهتر از مدل وجود ندارد و روش آزمون و خطا در بعضی از جنبه‌های مدل‌سازی با این روش هنوز تنها راه برای رسیدن به نتایج مطلوب می‌باشد.

نتیجه گیری

در این تحقیق، کارایی سیستم عصبی مصنوعی بر ای بهینه‌سازی نتایج مدل هیدرودینامیکی یک بعدی، در حوزه آزمایشی رینولدز کریک در جنوب غربی ایالت آیداهو، مورد بررسی قرار گرفت. پس از ساختن و کالیبراسیون مدل هیدرودینامیکی با استفاده از نرم‌افزار MIKE11 و بررسی نتایج آن در پیش‌بینی جریان در خروجی حوزه، یک مدل سیستم عصبی مصنوعی از نوع MLP سه لایه برای بهینه‌سازی نتایج مدل هیدرودینامیکی، به کار گرفته شد. این ترکیب دو روش، باعث کسب نتایج با کیفیت به مراتب بالاتری گردید (در مقایسه با کاربرد هر یک از این روش‌ها به تنهایی). برای شبیه‌سازی مرحله اول (قبل از توقف اندازه‌گیری در ایستگاه ماکس کریک)، R^2 از ۰/۶۴۳۵ (در مورد نتایج مدل هیدرودینامیکی به تنهایی) به ۰/۹۱۵۳ در مدل ترکیبی، افزایش پیدا نمود. در این مرحله، مقدار RMSE نیز از ۰/۹۳۶۴ به ۰/۷۱۵۸ تنزل پیدا کرد. در مورد نتایج مرحله دوم (پس از توقف اندازه‌گیری در ایستگاه ماکس تریک)، مقدار R^2 از ۰/۲۳۷۵ در مدل هیدرودینامیکی به ۰/۸۷۲۵ در مدل ترکیبی افزایش پیدا کرد و مقدار RMSE نیز از ۱/۳۲۴۲ به ۰/۹۸۰۶ تنزل پیدا کرد. این تحقیق نشان داد که گاهی اوقات ترکیب دو روش کاملاً متفاوت نتایج به مراتب بهتری را نسبت به کاربرد هر یک از این روش‌ها به تنهایی حاصل می‌نماید.

منابع

1- DHI (Danish Hydraulic Institute), (2000). "*MIKE11 User Manual".*

2- Hanson, C.L., Marks, D. and Van Vactor, S.S., (2006). "*Climate Monitoring at the Reynolds Creek Experimental Watershed*", ARS Technical Bulletin, NWRC. Idaho, USA.

3- Hanson C.L., (2004). "*Precipitation Monitoring at the Reynolds Creek Experimental Watershed",* Technical Bulletin, NWRC. Idaho, USA.

4- Marks, D., Cooley, K.R., Robertson, D.C. and Winstral, A., (2005). "*Snow Monitoring at the Reynolds Creek Experimental Watershed",* ARS Technical Bulletion NWRC. Idaho, USA.

5- Neuro Dimensions, NeuroSolutions, 2001.www.nd.com.

6- Pierson, F.B., Slaughter, C.W. and Cram, Z.K., (2008). "*Monitoring Discharge and Suspended Sediment",* Reynolds Creek Experimental Watershed, ARS Technical Bulletin NWRC. Idaho, USA.

7- Seyfried, M.S., Harris, R.C., Marks, D. and Jacob, B., (2003). "*A Geographic Database fro Watershed Research, Reynolds Creek Experimental Watershed",* Idaho, USA, ARS Technical Bulletin NWRC.

8- Slaughter C.W., Marks, D., Flerchinger, G.N., Van Vactor, S.S. and Burgess M., (2007). "*Research Data Collection at the Reynolds Creek Experimental Watershed",* Idaho, USA, ARS Technical Bulletin NWRC.

9- USDA-ARS Northwest Watershed Research Center, Anonymous, ftp site: ftp.nwrc.ars.usda.gov.

10- Wright, N.G., Dastorani, M.T., Goodwin, P. and Slaughter, C.W., (2002). "*Using Artificial Neural Networks for Optimisation of hydraulic river flow modeling results",* Proceedings of the International Conference of River Flow 2002, Louvain-al-Neuve, Belgium, September, 2002.