نشریه علمی- پژوهشی

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

سال دهم- شماره ۳۳- تابستان ۱۳۹۵ Vol. 10, No. 33, Summer 2016

پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه اهرچای با استفاده از مدل قوانین M5 و مقایسه آن با شبکه‌های عصبی مصنوعی المانی (ENN)

محمدرضا عبداله پورآزاد[۱]، محمدتقی ستاری[۲] و رسول میرعباسی نجف‌آبادی[۳]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۲/۱۲/۱۹ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۳/۱۲

چکیده:

برآورد صحیح آبدهی رودخانه‌ها یکی از موارد مهم در پیش‌بینی خشکسالی، سیلاب، طراحی سازه‌های آبی، بهره‌برداری از مخازن سدها و کنترل رسوب می‌باشد. از این‌رو متخصصان علوم مهندسی آب جهت برآورد دقیق جریان، از روش‌های هوشمند مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی و روش‌های مختلف داده‌کاوی بهره گرفته‌اند. در این مطالعه، جهت پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه اهرچای، از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی المانی (ENN) و قوانین درختی M5 بهره گرفته شد. بدین منظور از داده‌های جریان روزانه ایستگاه هیدرومتری اورنگ واقع بر رودخانه اهرچای در استان آذربایجان‌شرقی برای مدل‌سازی استفـــاده شد. نتایج حاصل از پیش‌بینی جـریان در یـک روز بعد نشان داد که گرچه روش ENN در بهترین سناریـــو با ساختار شبکه نسبتا پیچیده ۱-۳-۹ که بیان‌گر ۹ گره در لایه ورودی، ۳ گره در لایه پنهان و یک گره در لایه خروجی با (R^2= 0.90، RMSE= 0.028 (m^3/s) و MAE= 0.001 (m^3/s)) از دقت بیش‌تری برخوردار است. اما روش قوانین M5 تنها با دو پارامتر جریان در روز جاری و یک روز قبل به عنوان ورودی، با (R^2= 0.83 ، RMSE= 0.734 (m^3/s) و MAE= 0.317 (m^3/s)) علاوه بر سادگی، از دقت قابل قبولی نیز برخوردار بوده است. مقایسه عملکرد دو مدل نشان داد، گرچه شبکه عصبی المانی دارای دقت بالاتری نسبت به روش M5 می باشد، ولی روش M5 با توجه به ارائه قوانین کارآمد و ساده اگر-آنگاه و روابط خطی ساده برای پیش‌بینی جریان و نیز تعداد پارامتر ورودی موردنیاز کم‌تر، می‌تواند بعنوان یک روش جایگزین مناسب بکار گرفته شود.

کلید واژه‌ها: داده‌کاوی، شبکه عصبی المانی، مدل درخت تصمیم، مدل‌سازی

مقدمه

یکی از ابزارهای مهم و اساسی در کنترل و مدیریت منابع آب، برآورد دقیق جریان در رودخانه‌ها می‌باشد. پیش‌بینی جریان رودخانه‌ها یکی از موارد مهم در طراحی سازه‌های هیدرولیکی، ساماندهی رودخانه‌ها، سامانه‌های هشدار سیل و استفاده بهینه از مخازن سدها می‌باشد. امروزه بهره‌گیری از روش‌های هوش مصنوعی هم‌چون شبکه‌های عصبی مصنوعی[۴] (ANN) و روش‌های داده‌کاوی[۵] همانند مدل درختی M5 در پیش‌بینی پارامترهای هیدرولوژیکی، مورد توجه محققان قرار گرفته است. سولماتین و خو [۱۸] از مدل‌های درختی M5 و شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی سیلاب در بالادست رودخانه هوای در چین استفاده کردند. گرچه هر دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل درختی M5 نتایج قابل قبولی ارائه دادند، اما مدل درختی به‌علت آموزش سریع داده‌ها، سادگی و قابل فهم بودن، بیش‌تر از شبکه عصبی مصنوعی توسط تصمیم‌گیران ترجیح داده می‌شود. برای مدل‌سازی و پیش‌بینی سیلاب‌های شدیدتر، سولماتین و خو [۱۸] از مدل هیبریدی که ترکیبی از مدل درختی و شبکه عصبی مصنوعی بود، استفاده کردند و نتایج دقیق‌تری گرفتند. باتاچاریا و سولماتین [۲] اقدام به مدل‌سازی رابطه دبی- اشل با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و مدل M5 نمودند. نتایج بررسی‌ها نشان داد که روش درختی M5 با دقت نسبتاً بیش‌تری رابطه دبی- اشل را مدل‌سازی می‌نماید. استریوز و بریلی [۱۹] از مدل درختی M5 جهت پیش‌بینی جریان‌های کم ۷ روزه برای هفت سرشاخه از رودخانه ساوا در کشور اسلوونیا استفاده کردند. داده‌های مورد استفاده در این مطالعه طی سال‌های ۱۹۹۱ الی ۲۰۰۳ در نظر گرفته شده بود. ساختار مدل درختی ارائه شده نشان داد تغییرات دبی در ۲٤ ساعت گذشته می‌تواند اطلاعات بیش‌تری در مورد دینامیک پسرفت جریان رودخانه در هفت روز بعدی ارائه کند. شادمان مطلق و همکاران [۱۷] برای پیش‌بینی جریان رودخانه سفیدرود از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده نمودند. ایشان

۱- کارشناس ارشد، مهندسی عمران- آب، پست الکترونیکی: reza_abd_a@yahoo.com
۲- استادیار، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز
۳- نویسنده مسئول و استادیار، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهرکرد

4.. Artificial Neural Networks
5. Data Mining

با استفاده از داده‌های باران‌سنجی و درجه حرارت ماهانه ایستگاه‌های مجاور حوزه آبخیز رودخانه سفیدرود در دوره آماری ۳۰ ساله (۱۳۵۰–۱۳۸۰) اقدام به پیش‌بینی جریان رودخانه سفیدرود نمودند. نتایج به‌دست آمده نشان داد که شبکه‌های عصبی دقت بالایی در برآورد و تخمین دبی رودخانه سفیدرود دارد. امامی‌فر و علیپور [۵] جهت تخمین تبخیر از سطح آزاد از مدل درختی M5 و داده‌های روزانه دما، رطوبت نسبی، ساعات آفتابی و سرعت باد در ایستگاه سینوپتیک قم استفاده نمودند. نتایج نشان داد که مدل درختی M5 توانایی قابل ملاحظه‌ای در پیش‌بینی و تخمین تبخیر از سطح آزاد دارد. فلاحی و همکاران [۷] جهت پیش‌بینی بارش در سه ایستگاه بندر انزلی، اراک و قم از مدل رگرسیون درختی و داده‌های روزانه دما، فشار، ساعات آفتابی و رطوبت نسبی در بازه زمانی ۱۰ ساله استفاده نمودند. نتایج به‌دست آمده حاکی از دقت قابل‌قبول روش مذکور در پیش‌بینی بارش بود. کیسی و همکاران [۸] با استفاده از داده‌های سال ۱۹۶۱ تا ۱۹۸۲ و روش‌های هوش مصنوعی از جمله شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی (ANFIS)[1] و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)[2] اقدام به پیش‌بینی سطح آب روزانه دریای ازنیک واقع در غرب ترکیه نمودند و نتایج روش‌های مذکور را با روش ARMA[3] مورد مقایسه قرار دادند. نتایج نشان داد روش‌های هوش مصنوعی نسبت به روش ARMA از دقت بیش‌تری برخوردارند. ستاری و همکاران [۱۴] از مدل درخت تصمیم برای تعیین دوره‌های زمانی خشکسالی در آنکارا استفاده کردند. در این مطالعه سطح خشکسالی در مقیاس ماهانه و سالانه با استفاده از داده‌های بارش، باد، رطوبت و دما در منطقه آنکارا در خلال سال‌های ۱۹۲۶ تا ۲۰۰۶ با استفاده از مدل درخت تصمیم[4] ارزیابی شد. نتایج نشان داد استان آنکارا معمولا دارای آب و هوای نرمال و نسبتا خشک بوده و برای تعیین کلاس خشکی می‌بایست میزان بارندگی در کل ماه‌ها و میزان بارش و باد در ماه ژانویه مورد بررسی قرار گیرد. بیگزالی و همکاران [۱] با استفاده از مدل درختی قوانین M5 جریان خروجی از مخزن سد زنوز را پیش‌بینی نمودند. نتایج حاصل، حاکی از دقت قابل قبول این روش در پیش‌بینی جریان خروجی از مخزن این سد بود. ستاری و همکاران [۱۵] برای پیش‌بینی تبخیر-تعرق مرجع روزانه منطقه بناب در استان آذربایجان‌شرقی از شبکه عصبی مصنوعی و مدل درختی M5 استفاده نمودند. نتایج نشان داد علی‌رغم این‌که روش شبکه عصبی مصنوعی با اختلاف ناچیزی نتایج دقیق‌تری نسبت به روش M5 ارائه نموده است، اما روش M5 روابط ساده خطی، قابل فهم‌تر و کاربردی‌تر برای پیش‌بینی تبخیر-تعرق مرجع ارائه می‌کند. نتو و همکاران [۱۱] از روش شبکه عصبی المانی برای پیش‌بینی جریان ماهانه رودخانه سائو فرانسیسکو در برزیل استفاده کردند. نتایج حاکی از دقت بالای این روش در پیش‌بینی جریان ماهانه این رودخانه بود، به نحوی که خطای متوسط کم‌تر از ۰/۲ درصد بدست آمد. دهقانی و همکاران [۴] به منظور تخمین تبخیر روزانه از تشت تبخیر از سه نوع شبکه عصبی مصنوعی شامل پرسپترون چندلایه، تابع پایه شعاعی و المانی استفاده کردند و نتایج این روش‌ها را با روش‌های تجربی مورد مقایسه قرار دادند. نتایج نشان داد که روش‌های مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی از دقت بالاتری نسبت به روش‌های تجربی در تخمین تبخیر روزانه از تشت تبخیر برخوردارند. انیاری و ایلونگا [۱۲] از مدل درختی M5 و شبکه عصبی MLP[5] جهت پیش‌بینی جریان رودخانه لوویهو در جنوب آفریقا استفاده نمودند. ارزیابی نتایج روش‌های مختلف با استفاده از معیارهای ضریب همبستگی (R)، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین مطلق خطا (MAE) حکایت از برتری مدل درختی M5 نسبت به روش شبکه عصبی MLP داشت. ستاری و همکاران [۱۶] با استفاده از مدل درختی M5 اقدام به پیش بینی جریان تا ۷ روز بعد در رودخانه سوهو در ترکیه نمودند و با مقایسه روش مذکور با روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) به این نتیجه رسیدند که روش M5 کاربردی تر بوده و حتی با استفاده از سری زمانی کوتاه‌تر، نتایج بهتری ارائه می‌دهد. هدف از تحقیق حاضر، پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه اهرچای در ایستگاه اورنگ با استفاده از روش قوانین M5 و شبکه عصبی المانی (ENN) و مقایسه عملکرد این دو روش می‌باشد.

مواد و روش‌ها

۱. منطقه مورد مطالعه و داده‌های مورد استفاده

حوزه آبخیز اهرچای در استان آذربایجان شرقی با مساحتی بالغ بر ۲۴۰۰ کیلومتر مربع از زیرحوزه‌های حوزه آبخیز ارس می‌باشد. این حوزه بین مختصات جغرافیایی ´۲۱ °۴۶ تا ´۳۱ °۴۷ طول شرقی و ´۱۸ °۳۷ تا ´۴۴ °۳۸ عرض شمالی گسترش یافته و از لحاظ ارتفاعی بین ارتفاعات کوه کسبه، با ارتفاع ۳۱۴۹ متر و محل ورود به رودخانه قره‌سو به ارتفاع ۸۷۵ متر قرار گرفته است. در شکل ۱ موقعیت جغرافیایی حوزه اهرچای نشان داده شده است. در این مطالعه، جهت برآورد جریان روزانه رودخانه اهرچای از داده‌های دبی روزانه سال‌های ۱۳۸۱ تا ۱۳۸۸ ایستگاه آبسنجی اورنگ استفاده گردید. مشخصات فیزیوگرافی حوزه آبخیز اهرچای در ایستگاه هیدرومتری اورنگ و خصوصیات آماری داده‌های جریان این ایستگاه به ترتیب در جداول ۱ و ۲ آورده شده است.

۲. شبکه عصبی مصنوعی المانی (ENN)

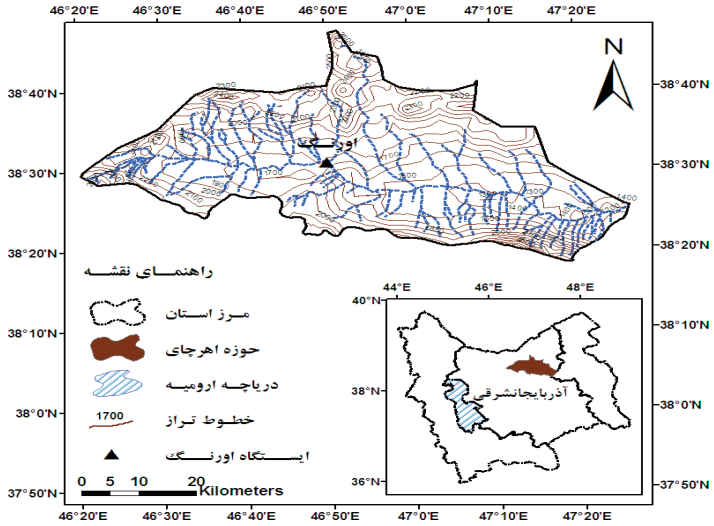
این شبکه با تقلید از شبکه‌های عصبی موجود در موجودات زنده و با استفاده از تعداد بسیار زیادی از عصب‌های مصنوعی به هم پیوسته اقدام به انجام محاسبات لازم می‌نمایند. یک شبکه عصبی شامل چندین نرون یا گره‌های محاسباتی می‌باشد و در مواردی که از ورودی‌های وزن‌دار بهره برده شود، این گره‌ها قادر به تولید

1. Adaptive Nero Fuzzy Inference System (ANFIS)
2. Genetic Expression Programming (GEP)
3. Autoregressive Moving Average (ARMA)
4. Decision Tree model
5. Multilayer Perceptron

جدول ۱- خصوصیات فیزیوگرافی حوزه آبخیز اهرچای در ایستگاه هیدرومتری اورنگ

Table1. Physiographic characteristics of Aharchay watershed at Orange hydrometric station

مقدار	Characteristic	خصوصیت
840	Area (Km^2)	مساحت (Km^2)
133	Perimeter (Km)	محیط (Km)
1.24	Geravelius coefficient	ضریب گراولیوس
3.1	Specific Discharge ($Lit/s/Km^2$)	آبدهی ویژه ($Lit/s/Km^2$)



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی حوزه آبخیز اهرچای و ایستگاه اورنگ

Fig 1. Geographical location of Aharchay watershed and Orang station

جدول ۲- خصوصیات آماری داده‌های جریان رودخانه اهرچای در ایستگاه اورنگ

Table 2. Statistical characteristics of daily discharge data of Aharchay river at Orang station

طول داده‌های آزمون	طول داده‌های آموزش	طول کل داده‌ها	انحراف معیار (m^3/s)	کمینه (m^3/s)	بیشینه (m^3/s)	میانگین (m^3/s)
Length of Test data	Length of Training data	Length of total data	Standard Deviation (m^3/s)	Min (m^3/s)	Max(m^3/s)	Mean (m^3/s)
724	2158	2882	1.88	0.0	18.20	1.49

خروجی‌های متناسب با آن، با استفاده از توابع تبدیلی خواهند بود. هر لایه ممکن است از چندین عصب تشکیل شود و هر شبکه عصبی مصنوعی نیز شامل یک یا چندین لایه متصل به هم می‌باشد.

در شکل ۲ ساختار یک شبکه عصبی المانی[1] متشکل از یک لایه ورودی، یک لایه پنهان و یک لایه خروجی نشان داده شده است [۳]. شبکه‌های المانی اغلب دارای دو لایه با یک پس‌خورد از لایه خروجی به ورودی لایه پنهان می‌باشند. این اتصال به شبکه در تشخیص و تولید الگوهای زودگذر و وابسته به زمان کمک می‌کند. تفاوت اصلی این شبکه‌ها با شبکه‌های دولایه معمولی، در پس‌خورد آن می‌باشد که تأخیر موجود در این پس‌خورد، اطلاعات مربوط به گام قبلی را در گام فعلی در اختیار قرار می‌دهد.

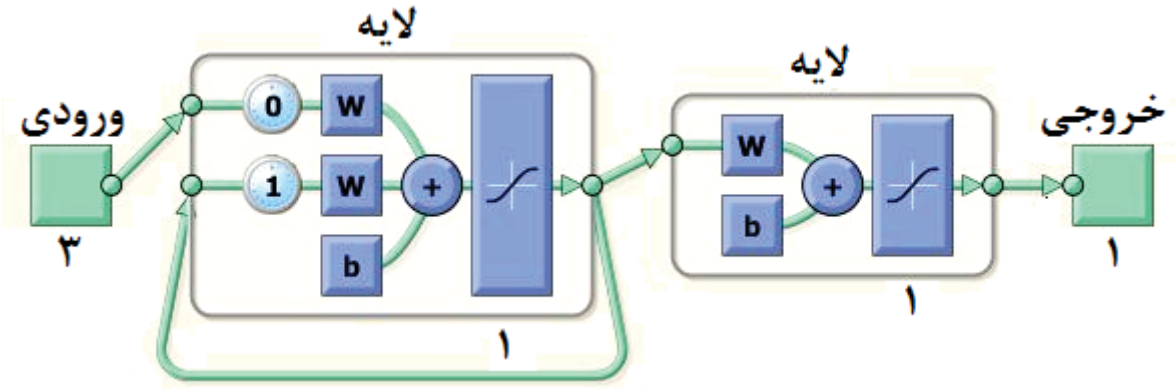
۳. مدل درخت تصمیم و قوانین M5

درخت‌های تصمیم از نسل جدید تکنیک‌های داده‌کاوی به شمار می‌آیند که در دو دهه اخیر توسعه زیادی یافته‌اند و از آن‌ها می‌توان هم برای کشف و استخراج دانش از یک پایگاه داده‌ها و هم برای ایجاد مدل‌های پیش‌بینی استفاده نمود. درختان تصمیم قادر به تولید توصیفات قابل درک برای انسان، از روابط موجود در یک مجموعه داده هستند و می‌توانند برای وظایف دسته‌بندی و پیش‌بینی بکار روند [۹]. الگوریتم M5 از معمولی‌ترین نوع درختان تصمیم‌گیری مورد استفاده در دسته‌بندی هستند. مدل درختی اولین بار در سال۱۹۹۲ توسط کوین‌لان مطرح گردید [۱۳]. ساختار مدل درختی از یک درخت تصمیم با توابع رگرسیون‌گیری خطی به جای مقادیر نهایی در برگ‌ها، تشکیل می‌شود. مدل درختی M5 یک الگوریتم پیش‌بینی کننده عددی است و گره‌های درخت بر اساس این ویژگی که دارای حداقل خطای انحراف از معیار مورد انتظار باشند، تعیین می‌شوند. مدل درختی مشابه روش رگرسیون درختی، برای داده‌های بزرگ موثر است. با این وجود مدل درختی در حالت کلی دارای اندازه کوچکتر و دقت بیش‌تری نسبت به رگرسیون درختی است [٦].

٤. معیارهای ارزیابی

در این مطالعه، جهت ارزیابی مدل‌های مورد استفاده از شاخص‌های ضریب تبیین (R^2)، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین

1 . Elman Neural Networks (ENN)



شکل ۲- ساختار شبکه عصبی المانی

Fig 2. The structure of the Elman Neural Networks (ENN)

مطلق خطا (MAE) استفاده شده است که به ترتیب از روابط زیر محاسبه می شوند:

$$R^2 = \left[\frac{\sum_{i=1}^{n} (Q_i - \overline{Q})(\hat{Q} - \overline{Q})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (Q_i - \hat{Q})^2 \sum_{i=1}^{n} (\hat{Q}_i - \overline{Q})^2}} \right]^2 \quad (۱)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (Q_i - \hat{Q}_i)^2} \quad (۲)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} |Q_i - \hat{Q}_i| \quad (۳)$$

که در این روابط Q_i مقدار مشاهداتی، $\hat{Q}_i$ مقدار محاسباتی، n تعداد داده ها، $\overline{Q}$ میانگین داده‌های مشاهداتی، $\hat{Q}$ میانگین مقادیر محاسباتی و i=۱,... می‌باشند [۱۰].

۵. ایجاد مدل پیش‌بینی جریان

برای ایجاد مدل، داده‌های مورد استفاده به دو بخش آموزش و آزمون تقسیم شدند. بطوریکه داده جریان از سال ۱۳۸۱ تا ۱۳۸٦ به عنوان داده‌های آموزش و بقیه به عنوان داده‌های آزمون مورد استفاده قرار گرفتند. در این مطالعه، از شبکه عصبی برگشتی المانی (ENN) با الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا (BP)[1] استفاده شده است. داده‌ها به دو قسمت آموزشی و صحت‌سنجی تقسیم شدند. برای به‌دست آوردن ساختار بهینه شبکه عصبی در هر سناریو با توجه به ثابت بودن نرون‌ها در لایه ورودی و خروجی، با تغییر در نرون‌های لایه میانی از ۱ تا ۳ نرون ساختار بهینه حاصل شد. هم‌چنین جهت بررسی کارایی روش ENN، از مدل قوانین M5 جهت پیش‌بینی جریان روزانه استفاده شد.

پیش‌بینی جریان روزانه در رودخانه اهرچای و در ایستگاه هیدرومتری اورنگ با بهره‌گیری از نرم‌افزارهای MATLAB

1. Error Back-Propagation

جدول ۳- همبستگی زمانی دبی روزهای قبل در ایستگاه اورنگ

Table 3. The correlation between discharge of current day and last days at Orang station

تاخیر روزانه	ضریب همبستگی
Daily lag	Correlation coefficient
1	0.90
2	0.85
3	0.81
4	0.78
5	0.75
6	0.72
7	0.69
8	0.66
9	0.64

و WEKA[2] صورت گرفت. نرم‌افزار WEKA مجموعه‌ای از به روزترین الگوریتم‌های یادگیری ماشینی و ابزارهایی برای پیش‌پردازش داده‌ها می‌باشد که در دانشگاه Waikato نیوزیلند توسعه یافته است.

نتایج و بحث

جهت مشخص کردن پارامترهای ورودی مدل و تعریف سناریوهای گوناگون، همبستگی زمانی بین دبی جریان در روزهای قبل و روز جاری محاسبه گردید که نتایج آن در جدول ۳ آورده شده است. هم‌چنان‌که از جدول ۳ استنباط می‌شود جریان هر روز در ایستگاه اورنگ با جریان تا ۹ روز قبل از آن، از همبستگی بالایی برخوردار است.

بر اساس ضرایب همبستگی با تاخیرهای زمانی، سناریوهایی جهت پیش‌بینی جریان یک روز بعد رودخانه اهرچای در ایستگاه اورنگ طبق جدول ٤ در نظر گرفته شد. در این سناریوها، Q به

2. Waikato Environment for Knowledge Analysis

جدول ٤- سناریوهای مورد استفاده جهت پیش‌بینی جریان روزانه در ایستگاه اورنگ

Table 4. The used scenarios for predicting daily discharges at Orang station

سناریو	ورودی‌ها
Scenario	**Inputs**
S_1	Q(t)
S_2	Q(t), Q(t-1)
S_3	Q(t), Q(t-1), Q(t-2)
S_4	Q(t), Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3)
S_5	Q(t), Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4)
S_6	Q(t), Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4), Q(t-5)
S_7	Q(t), Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4), Q(t-5), Q(t-6)
S_8	Q(t), Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4), Q(t-5), Q(t-6), Q(t-7)
S_9	Q(t), Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4), Q(t-5), Q(t-6), Q(t-7), Q(t-8)
S_{10}	Q(t), Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4), Q(t-5), Q(t-6), Q(t-7), Q(t-8), Q(t-9)

جدول ٥- نتایج سناریوهای مختلف مدل شبکه عصبی المانی در ایستگاه اورنگ

Table 5. The results of different scenarios for the ENN model at Orang station

MAE (m^3/sec)		RMSE (m^3/sec)		R^2		معماری شبکه	سناریو
آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش		
Test	**Training**	**Test**	**Training**	**Test**	**Training**	**Network architecture**	**Scenario**
0.007	0.003	0.192	0.060	0.80	0.85	1-3-1	S_1
0.011	0.003	0.769	0.055	0.83	0.86	2-3-1	S_2
0.013	0.007	0.349	0.059	0.84	0.86	3-3-1	S_3
0.004	0.006	0.139	0.082	0.85	0.87	4-3-1	S_4
0.020	0.007	0.563	0.083	0.87	0.87	5-3-1	S_5
0.020	0.006	0.564	0.078	0.86	0.87	6-3-1	S_6
0.013	0.011	0.368	0.109	0.88	0.87	7-3-1	S_7
0.018	0.012	0.498	0.113	0.89	0.88	8-3-1	S_8
0.001	0.013	0.028	0.117	0.90	0.88	9-3-1	S_9
0.009	0.015	0.250	0.125	0.89	0.88	10-3-1	S_{10}

مفهوم دبی روزانه ایستگاه اورنگ، اندیس t به معنی امروز، t-۱تا t-9 نشانگر زمان ۱ روز قبل تا ۹ روز قبل می‌باشد. خروجی کلیه مدل ها به صورت Q(t+1) که به مفهوم جریان یک روز بعد می‌باشد. نتایج اعمال این سناریوها به مدل‌های شبکه عصبی المانی و مدل قوانین M5 به ترتیب در جداول ۵ و ٦ آورده شده است. بطوریکه در جدول ۵ نشان داده شده است، در پیش‌بینی جریان روزانه با استفاده از شبکه عصبی المانی، در تمامی سناریوها تعداد ۳ گره در لایه پنهان در نظر گرفته شده است و سناریو S۹ با ضریب تبیین ۰/۹۰ و ریشه میانگین مربعات خطا ۰/۰۲۸ متر مکعب بر ثانیه و میانگین مطلق خطای ۰/۰۰۱ متر مکعب بر ثانیه در بخش آزمون، بهترین نتیجه را ارائه داده است.

هم‌چنان‌که در جدول (٦) نشان داده شده است، در پیش‌بینی جریان روزانه در ایستگاه اورنگ، سناریوی S2 با ورودی‌های شامل دبی همان روز و دبی یک روز قبل و با R^2= 0.83، RMSE= 0.734 (m^3/s) و MAE= 0.317 (m^3/s) با ارائه ۵ قانون اگر-آنگاه و روابط خطی متناظر به هر قانون، بهترین نتیجه حاصل شده است. قوانین و روابط خطی بدست آمده در روش M5 برای سناریوی شماره ۲ در جدول (۷) ارائه شده است. نمودار سری زمانی مقایسه دو روش شبکه عصبی المانی (سناریو ۹) و قوانین M5 (سناریو ۲) با داده‌های مشاهداتی در شکل ۳ ارائه گردیده است. با مقایسه مقادیر مشاهداتی و محاسباتی ایستگاه اورنگ در شکل۳، ملاحظه می‌شود که در روش شبکه عصبی المانی سناریوی

جدول ٦- نتایج سناریوهای مختلف مدل قوانین M5 در ایستگاه اورنگ

Table 6. The results of different scenarios for the M5 model at Orang station

MAE (m^3/sec)		RMSE (m^3/sec)		R^2		سناریو
آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	
Test	Training	Test	Training	Test	Training	Scenario
0.367	0.288	0.900	0.750	0.74	0.85	S_1
0.317	0.306	0.734	0.802	0.83	0.83	S_2
0.361	0.275	0.877	0.702	0.75	0.87	S_3
0.358	0.289	0.874	0.770	0.76	0.84	S_4
0.358	0.272	0.874	0.700	0.76	0.87	S_5
0.358	0.307	0.874	0.799	0.76	0.83	S_6
0.358	0.304	0.874	0.790	0.76	0.83	S_7
0.358	0.307	0.874	0.798	0.76	0.83	S_8
0.358	0.307	0.874	0.794	0.76	0.83	S_9
0.360	0.307	0.870	0.794	0.76	0.83	S_{10}

جدول ٧- قوانین تصمیم سناریوی S2 برای مدل قوانین M5

Table 7. Decision rules of scenario S2 for the M5 model

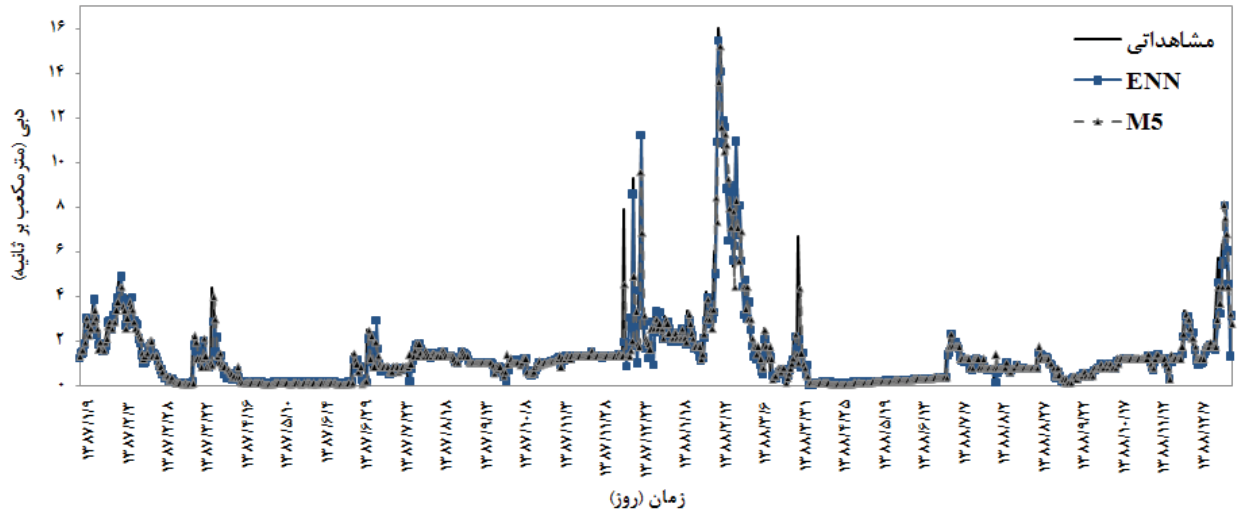
ردیف	قانون			
Row	Rule			
Rule 1	اگر (if)	$Q(t) \le 1.555$	آنگاه (then)	$Q(t+1) = 0.9969 \times Q(t) + 0.0038 \times Q(t-1) + 0.0512$
Rule 2	اگر (if)	$Q(t) \le 4.4$	آنگاه (then)	$Q(t+1) = 0.8 \times Q(t) + 0.0157 \times Q(t-1) + 0.4509$
Rule 3	اگر (if)	$5.875 < Q(t) \le 1.5$	آنگاه (then)	$Q(t+1) = 0.036 \times Q(t) + 0.4445 \times Q(t-1) + 3.7055$
Rule 4	اگر (if)	$5.875 < Q(t)$	آنگاه (then)	$Q(t+1) = 1.0684 \times Q(t) - 0.4721 \times Q(t-1) + 3.7383$
Rule 5	در غیر این‌صورت (else if)			$Q(t+1) = 4.4211$

S9 با ۹ لایه ورودی، ۳ لایه پنهان و یک لایه خروجی و در روش M5، سناریوی S2 با ورودی شامل دبی همان روز و دبی یک روز قبل بهترین نتیجه را ارائه داده‌اند. نمودارهای پراکنش هر دو روش در شکل ٤ نشان داده شده است.

همچنانکه در شکل ٤ مشاهده می‌شود، همبستگی بین دبی روزانه مشاهداتی و پیش‌بینی شده ایستگاه اورنگ در دوره آزمون برای روش قوانین M5 برابر R^2= 0.83 و برای شبکه عصبی برگشتی المانی برابر R^2= 0.90 می باشد که بیانگر دقت بالای روش شبکه عصبی برگشتی المانی نسبت به روش قوانین M5 می‌باشد. نتایج به‌دست آمده در مطالعه حاضر با نتایج محجوبی و تجریشی [۹] در پیش‌بینی تغییرات شوری آب رودخانه کارون، سولماتین و خو [۱۸] در پیش‌بینی سیلاب رودخانه هوای در چین و ستاری و همکاران [۱۵] در پیش‌بینی تبخیر- تعرق مرجع ایستگاه بناب کاملا همخوانی دارد.

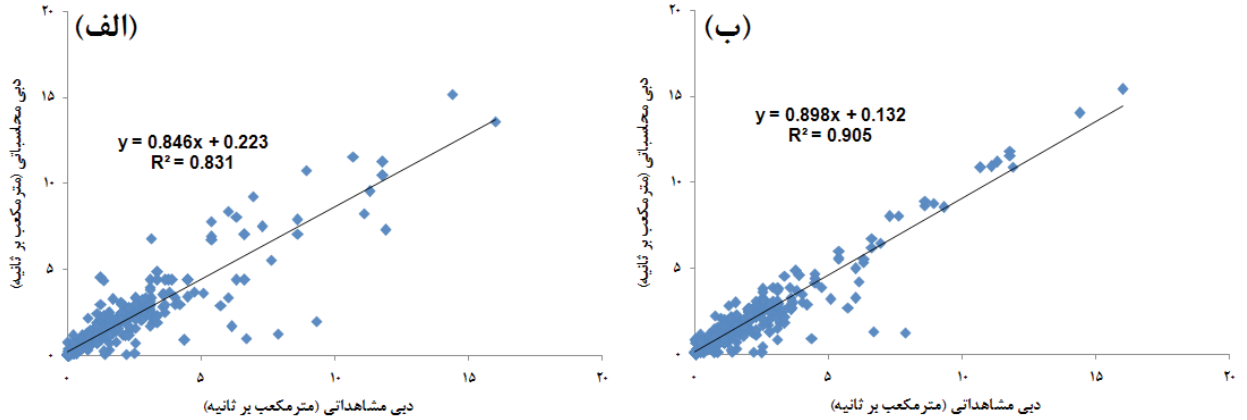
نتیجه‌گیری

در این تحقیق جهت پیش‌بینی جریان روزانه ایستگاه اورنگ در رودخانه اهرچای از دو روش شبکه عصبی برگشتی المانی و روش مدل قوانین M۵ استفاده گردید. جهت ارزیابی و سنجش میزان دقت روش‌ها از آماره‌های ضریب تبیین (R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین مطلق خطا (MAE) استفاده شد. در روش شبکه عصبی برگشتی المانی (ENN) با آزمودن سناریوهای مختلف از ورودی‌ها و با در نظر گرفتن ۱ تا ۳ گره در لایه پنهان اقدام به پیش‌بینی جریان یک روز بعد گردید. سناریوی S9 با ساختار شبکه ۱-۳-۹ و با R^2= 0.90، RMSE= 0.028 (m^3/s) و MAE= 0.001 (m^3/s) به‌عنوان بهترین سناریو در روش شبکه عصبی برگشتی المانی (ENN) انتخاب گردید. در روش قوانین M5 نیز سناریوی S2 با دو ورودی دبی همان روز و



شکل ۳- مقایسه مقادیر مشاهداتی و محاسباتی دبی ایستگاه اورنگ در دوره آزمون برای دو روش شبکه عصبی المانی (سناریو ۹) و قوانین M5 (سناریو ۲).

Fig 3. Comparing the observed and predicted discharge values in the test period at Orang station for both of the ENN (Scenario S9) and M5 model (Scenario S2).



شکل ٤- پراکنش دبی مشاهداتی و پیش بینی شده دوره آزمون در ایستگاه اورنگ برای الف) سناریوی S9 شبکه عصبی المانی و ب) سناریوی S2 روش قوانین M5.

Fig 4. Observed discharge against predicted discharge in the test period at Orang station for a) Scenario S9 for the ENN and b) Scenario S2 for the M5 model.

یک روز قبل و با R^2= 0.83، RMSE= 0.7334 (m^3/s) و MAE= 0.37 (m^3/s) بهترین نتایج را ارائه داد. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که گرچه روش ENN دارای دقت بیش‌تری نسبت به روش قوانین M5 می‌باشد، ولی روش قوانین M5 با توجه به ارائه قوانین کارآمد اگر-آنگاه، روابط خطی ساده برای هر قانون، تعداد پارامتر ورودی کم‌تر و زمان اجرای کوتاه‌تر، کاربردی‌تر بوده و می‌تواند بعنوان یک روش جایگزین برای پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه‌ها ترجیح داده شود.

منابع

1. Beigzali, N., Sattari, M.T. and Nahrein, F. 2013. Simulation of Zonoz dam reservoir outflow using M5 model tree. 12th Iranian Hydraulic Conference, Tehran University, Tehran, Iran. (In Persian)

2. Bhattacharya, B., and Solomatine, D.P. 2005. Neural networks and M5 model trees in modeling water level- discharge relationship. Neurocomputing. 63, 381-396.

3. Danandehmehr, A., Oliaie, E. and Ghorbani, M.A. 2010. Suspended sediment load prediction based on river discharge and genetic programming method. Watershed Management Researches Journal (Pajouhesh & Sazandegi). 88, 44-54. (In Persian)

4. Dehghani, A.A., Piri, M., Hesam, M., and Dehghni, N. 2010. Estimation of daily pan evaporation by using MLP, RBF and Recuurent Neural Networks. Journal of Water and Soil Conservation. 17(2), 49-67. (In Persian)

5. Emamifar, S. and Alipour, A. 2011. Estimation of surface evaporation using M5 model tree (Case study: the Qom). 11th National Seminar on Irrigation and Evapotranspiration, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran. (In Persian)

6. Emamifar, S. and Rahimi khob, A. 2011. Evaluation of M5 model tree and experimental model Angstrom for estimating radiation reaching the Earth›s surface. First National Conference on Agricultural Meteorology and Water Management, College of Agriculture and Natural Resources, Tehran University, Tehran, Iran. (In Persian).

7. Fallahi, M.R., Varvani, H. and Gholyan, S. 2011. Rainfall forecasting using regression tree model for flood controlling. 5th National Conference on Watershed Management and Soil and Water Resources Management, Kerman, Iran. (In Persian)

8. Kisi, O., Shiri, J. and Nikoofar, B. 2012. Forecasting daily lake levels using artificial intelligence approaches. Computers & Geosciences. 41, 169–180.

9. Mahjobi, A. and Tajrishi, M. 2010. Comparison of artificial neural network algorithms and decision trees in predicting changes in river salinity, Case Study: Karun River. 4th Conference & Exhibition on Environmental Engineering, Tehran Iran. (In Persian)

10. Nasri, M., Modarres, R. and Dastoorani, M.T. 2006. Application of artificial neural network for runoff estimation, Case study: Plajan Basin-Zayandehrud Watershed. 7th International River Engineering Conference, Shahid Chamran University, Ahvaz, Iran. (In Persian)

11. Neto, L.B., Coelho, P.H.G., Soares de Mello, J.C.C.B., Meza, L.A. and Fernandes Velloso, M.L. 2004. Flow estimation using an Elman networks. Neural Networks, IEEE International Joint Conference on, Volume: 2, 25-29 July 2004.

12. Onyari, E.K. and Ilunga, F.M. 2013. Application of MLP neural network and M5P model tree in predicting streamflow: A case study of Luvuvhu catchment, South Africa. International Journal of Innovation, Management and Technology. 4(1), 11-15.

13. Quinlan, J.R. 1992. Learning with continuous classes. Proceedings 5th Australian Joint Conference on Artificial Intelligence, Singapore: World Scientific. 343-348.

14. Sattari, M.T., Anli, A.S., Apaydin, H., and Kodal, S. 2012. Decision trees to determine the possible drought periods in Ankara. Atmosfera. 25(1), 65-83.

15. Sattari, M.T., Nahrein, F. and Azimi, V. 2013a. M5 model trees and neural networks based prediction of daily ETO (Case study: Bonab station). Iranian Journal of Irrigation and Drainage. 7(1), 104-113. (In Persian)

16. Sattari, M.T., Pal, M. Apaydin, H. and Ozturk., F. 2013b. M5 model tree application in daily river flow forecasting in Sohu stream. Turkey Water Resources. 40(3), 233-242.

17. Shademan Motlagh, A., Ebrahimi, H. and Rahnama, M.B. 2007. Application of artificial neural network in the flow forecasting of Sefidrood River. 6th Iranian Hydraulic Conference held at University of Shahrkord, Shahrkord, Iran. (In Persian)

18. Solomatine, D.P. and Xue, Y. 2004. M5 model trees compared to neural networks: application to flood forecasting in the upper reach of the Huei River in china. Journal of Hydrologic Engineering. 9(6), 491-501.

19. Stravs, L. and Brilly, M. 2007. Development of a low-flow forecasting model using the M5 machine learning method. Hydrological Sciences Journal. 52(3), 466-477.

نشریه علمی- پژوهشی

علوم و مهندسی آبخیزداری ایران

Iran-Watershed Management Science & Engineering

Vol. 10, No. 33, Summer 2016

سال دهم- شماره ۳۳- تابستان ۱۳۹۵

Abstract

Daily Discharge Forecast of Aharchay River using M5 Model Trees and Comparing with Elman Neural Networks (ENN)

M.R. Abdollah Pourazad[1], M.T. Sattari[2] and R. Mirabbasi Najafabadi[3]

Received: 2014/03/10 Accepted: 2016/06/01

The correct estimation of river discharge is an important issue in forecasting of drought and floods, designing of water structures, dam reservoir operation and sediment control. For this reason, water resources managers used intelligent techniques such as Artificial Neural Networks and data mining methods such as Decision Tree to reliably estimate the discharge in a river. In this study, the Elman Neural Networks (ENN) and M5 model trees were used to forecast daily discharge of Aharchay River. The daily discharge data of Aharchay River measured at the Orange hydrometric station was used for modeling. The results showed that for the forecasting discharge of one day ahead, the ENN method presents more accurate results in compression with M5 model. For forecasting discharge of one day ahead, the best scenario of ENN model with a relatively complicated structure of 9-3-1 that indicating 9 nodes in input layer, 3 nodes in hidden layer and 1 node in output layer, the calculated error measures were R2=0.90, RMSE=0.028 (m3/s) and MAE=0.001 (m3/s). The corresponding values for M5 model with only two input parameters including the discharge of current and last day, were R2=0.83, RMSE=0.734 (m3/s) and MAE=0.317 (m3/s). Comparing the performance of ENN and M5 models indicated that, however the ENN approach may present more accurate results than the M5 model tree, but the M5 model provides more understandable, applicable and simple linear relation in forecasting daily discharge. In addition, the number of required input parameter for M5 model is less than ENN model. Thus, the M5 model tree can be used as an alternative method in forecasting daily discharge.

Keywords: Climate change, Predict, Downscaling, SDSM.

1. M.Sc. of Civil Engineering. Islamic Azad University of Ahar, Ahar.
2. Assistant Professor, Department of Water Engineering, University of Tabriz, Tabriz.
3. Assistant Professor, Department of Water Engineering, Shahrekord University, Shahrekord. Corresponding Author, Email: mirabbasi_r@yahoo.com