

Comparing Three Main Methods of Artificial Intelligence in Flood Estimation in Yalphan Catchment

Hamid Nouri ^{*1}, Alireza Ildoromi ², Mahdi Sepehri ³, Mahdi Artimani ⁴

¹ Assistant Professor, Faculty of Natural Resources and Environment, Malayer University, Malayer, Iran

² Assistant Professor, Faculty of Natural Resources and Environment, Malayer University, Malayer, Iran

³ MA Student, Faculty of Natural Resources and Environment, University of Lorestan, Khoramabad, Iran

⁴ Ms student, University of Lorestan, Khoramabad, Iran

Abstract

Estimation of discharge as one of the major issues in water resource management and flood control has a key role in the success of water construction design and efficiency of Bio-Mechanical proceeding in catchments. In this research, discharge Peak of Yalphan River has been simulated using three main methods of artificial intelligence (MLP neural network model, subtractive clustering and ANFIS model, and the combination of neural network and genetic algorithm). For this purpose, 8 parameters have been prepared as input data (2001-2012) including precipitation in the event day, precipitations during 5 days before the event day, base flow in the event day and CN map. Peak of flow has been considered as output data of models. RSME, MAE and NSE indicators has been used to assess the artificial intelligence models. Output data of neural network model have been imported to the combined model of neural network and genetic algorithm. Also, output data of subtractive clustering model have been imported to ANFIS model. Finally three models have been assessed using the mentioned indicators. The results showed that the combined model of neural network and genetic algorithm is better than the other models in Yalphan Catchment.

Key words: Peak Flow, Neural Network, Genetic Algorithm, ANFIS, Yalphan.

مقایسه سه روش اصلی هوش مصنوعی در برآورد دبی سیلاب رودخانه یلفان

حمید نوری^{*}، استادیار، دانشکده منابع طبیعی و محیط‌زیست، دانشگاه ملایر، ملایر، ایران
علیرضا ایلدرومی، دانشیار، دانشکده منابع طبیعی و محیط‌زیست، دانشگاه ملایر، ملایر، ایران
مهدی سپهری، کارشناس ارشد آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی و محیط‌زیست، دانشگاه ملایر، ملایر، ایران
محمد مهدی آرتیمانی، دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده منابع طبیعی و کشاورزی، دانشگاه لرستان، خرم‌آباد، ایران

وصول: ۱۳۹۴/۰۳/۱۹ پذیرش: ۱۳۹۶/۰۶/۲۲، صص ۵۰-۳۵

چکیده

برآورد دبی اوج، یکی از موضوعات اساسی در مدیریت منابع آب و کنترل سیلاب، جایگاه ویژه‌ای در موفقیت طراحی سازه‌های آبی و کارایی اقدامات بیومکانیکی در حوضه‌های آبخیز دارد. در این پژوهش سعی شده است با مقایسه سه روش اصلی در هوش مصنوعی (مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، مدل الگوریتم ترکیبی شبکه عصبی با ژنتیک و مدل ترکیب خوشه‌بندی کاهشی و روش نورو فازی (ANFIS)، بهترین روش پیش‌بینی دبی حداکثر رودخانه یلفان در محل ایستگاه هیدرومتری و رسوب‌سنجی یلفان (یکی از زیرحوضه‌های سد اکباتان همدان) انتخاب شود. به این منظور در این سه مدل، ۸ متغیر بارندگی مربوط به روز وقوع سیل، بارندگی‌های روزانه تا ۵ روز پیش، دبی پایه در روز وقوع سیل و CN حوضه به‌منزله پارامترهای ورودی (۱۳۸۰ تا ۱۳۹۱) و دبی حداکثر به‌منزله خروجی در نظر گرفته و وارد نرم‌افزار متلب شد؛ سپس با بهره‌گیری از روش‌های هوش مصنوعی و پیش‌پردازش داده‌ها، ساختار بهینه مدل با استفاده از داده‌های ورودی و خروجی و با ملاک قراردادن معیارهای ارزیابی RSME، MAE و NSE به روش سعی و خطا تعیین شد. در مدل تلفیقی شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک، پس از تعیین مدل بهینه شبکه عصبی، نتیجه مدل به الگوریتم ژنتیک وارد شد. در مدل تلفیقی خوشه‌بندی با ANFIS، پس از تعیین مدل بهینه خوشه‌بندی، نتیجه مدل به ANFIS وارد و در نهایت با توجه به معیار ارزیابی، ساختار بهینه مدل تعیین شد. نتایج نشان داد مدل تلفیقی شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک نسبت به مدل شبکه عصبی و نیز مدل ترکیب خوشه‌بندی کاهشی و مدل ANFIS عملکرد بهتری در برآورد دبی سیلاب در حوزه یلفان دارد. واژه‌های کلیدی: دبی اوج، شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک، ANFIS، هوش مصنوعی، حوضه یلفان.

مقدمه

بیان مسئله

برآورد رواناب به‌ویژه دبی اوج به‌منزله واکنش هیدرولوژیک حوضه‌ها نقش مهمی در مدیریت منابع آب، صحت طراحی سازه‌های آبی و دقت در مهندسی رودخانه‌ها دارد. از عوامل اصلی مؤثر در برآورد دبی اوج سیل، پارامترهای هواشناسی (مانند ویژگی‌های بارش) و پارامترهای زمینی (مانند کاربری اراضی، پوشش گیاهی و مشخصات مورفولوژی و فیزیوگرافی) حوضه‌های آبخیز است. شکست طراحی سازه‌های آبی، گاه به علت نبود یا کمبود آمار کافی و گاه در تخمین نامناسب روش‌های به کار گرفته‌شده است. در این زمینه مطالعه‌ای روی شکست بیش از ۳۰۰ سد انجام شده است. در این مطالعه مشخص شد حدود ۳۵ درصد از شکست سدها به علت تحلیل ناکافی دبی اوج سیلاب بوده است (Seif, 2001: 87)؛ به همین دلیل پژوهشگران سعی در استفاده از مدل‌ها و روش‌هایی دارند تا در عین سادگی دقت زیادی داشته باشند؛ به‌طوری‌که با توجه به شرایط عدم قطعیت موجود در طبیعت، برآوردی با کمترین اختلاف بین نتایج خروجی و داده‌های ورودی داشته باشند؛ از این‌رو در دهه‌های اخیر استفاده از روش‌های هوش مصنوعی در بین پژوهشگران گسترش زیادی داشته است. این روش‌ها، یک جعبه سیاه مناسب کمتر در قید و بند مسائل فیزیکی‌اند و فرایند غیرخطی و غیرایستای جریان رودخانه را بدون نیاز به مدل‌سازی عوامل محیطی و ژئومتری مؤثر بر جریان رودخانه مدل‌سازی می‌کنند (El-Shafie et al, 2007: 533).

شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱ (ANN)، یکی از دستاوردهایی است که با الگوبرداری از شبکه مغزی انسان، پدیده‌های پیچیده و ناشناخته را به‌خوبی بررسی می‌کند (منهاج، ۱۳۸۱: ۵۲). دیدگاه نوین شبکه عصبی با افزودن عمل شرط‌گذاری به‌منزله قانون آموزش مطرح شد که با پیدایش شبکه پرسپترون تک‌لایه و قانون یادگیری با همین نام توسعه یافت؛ سپس با طرح الگوریتم پس‌پراکنش^۲ و گسترش ریزپردازنده‌ها، دگرگونی شگرفی در دنیای شبکه عصبی مصنوعی پدید آمد (منهاج، ۱۳۸۱: ۵۲). در منطق فازی با استفاده از استدلال و دانش بشری در قالب ریاضی، سعی در حل عدم قطعیت‌های موجود در طبیعت شده است. با وجود این مشکل اصلی منطق فازی این است که روند نظام‌مندی برای طراحی یک کنترل‌کننده فازی وجود ندارد؛ به بیان دیگر شبکه عصبی این توانایی را دارد که از محیط آموزش ببیند (جفت‌های ورودی - خروجی)، ساختارش را خود مرتب کند و با شیوه‌ای تعامل خود را تطبیق دهد (نبی‌زاده و همکاران، ۱۳۹۰: ۶۶). بدین منظور ترکیب این دو روش با نام مدل نورو - فازی از توانایی‌های هر دو روش در امر مدل‌سازی استفاده می‌کند.

پیشینه پژوهش

دستورانی کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی را در چند زمینه مرتبط با رواناب و بارش ارزیابی و بر توانایی‌های این تکنیک در برآورد رواناب در حوضه‌های بدون آمار، پیش‌بینی بهنگام سیل، بازسازی داده‌های هیدرولوژیکی و نیز بهینه‌سازی نتایج

^۱ Artificial Neural Networks (ANNs)

^۲ BP

به ترتیب ۰/۹۷، ۰/۹۲ و ۰/۸۷ بوده است (Noorani and Salehi, 2008: 143).

در پژوهش دیگری با به‌کارگیری تکنیک مدل‌های هوشمند عصبی در تخمین جریان رودخانه، مدل عصبی - فازی نسبت به دیگر مدل‌های هوشمند عصبی کارا تر دانسته شد (Turan and Yurdusev, 2009: 71).

در پژوهشی در هند در پیش‌بینی دبی رودخانه بایتارانی در ایالت اوراسیای هند، روش نورو - فازی ANFIS عملکرد بهتری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های سری‌های زمانی ARMA داشته است (Nayak, 2004: 52).

در پژوهشی در ایران برای مدل‌سازی هوشمند آب‌نمود سیل ورودی به سد مخزنی شیرین‌دره در استان خراسان شمالی از مدل‌های شبکه عصبی ANN و ANFIS استفاده شد. نتایج حاکی از برتری مدل ANFIS در شبیه‌سازی آب‌نمود سیل در مقایسه با مدل شبکه عصبی مصنوعی بود (Pahlavani, 2009: 56).

در پژوهشی درباره حوضه آبریز اورگوال در کشور فرانسه از برنامه‌ریزی ژنتیک برای پیش‌بینی رواناب ساعتی بهره برده و نتایج حاصل با مقادیر مشاهده‌ای و نیز مقادیر محاسبه‌شده با روش‌های کلاسیک مقایسه شد. حاصل پژوهش بیان‌کننده دقت لازم برنامه‌ریزی ژنتیک بود.

در پژوهشی در ایران از برنامه‌ریزی ژنتیک برای مدل‌سازی فرایند بارش - رواناب روزانه در حوضه آبریز لیقوان استفاده شده است. از آنجایی که الگوریتم ژنتیک توان انتخاب بهترین متغیرها را دارد، ابتدا متغیرهای معنادار با ۱۰ بار اجرا مشخص و سپس مدل‌سازی با متغیرهای معنادار و دو مجموعه عملگر

مدل‌های هیدرودینامیکی تأکید کرده است (دستورانی، ۱۳۸۵: ۸۴).

ژیانگ و همکاران از سیستم فازی Takagi-Sugeno مرتبه اول (TS1) برای ترکیب پیش‌بینی‌های پنج مدل مختلف بارش - رواناب استفاده کردند. این پژوهش نشان می‌دهد سیستم فازی TS1، روش ساده و کارآمدی برای بهبود پیش‌بینی سیل است (Xiong et al, 2001: 196).

پال و همکاران از ترکیب شبکه‌های MLP و SOFM برای پیش‌بینی دما استفاده کردند. در این مدل ترکیبی از شبکه SOFM به‌منظور تقسیم داده‌های یادگیری استفاده شد (Pal et al, 2003: 2783). آنها در پژوهش دیگری از سه مدل ANN پیوندی با نام‌های شبکه عصبی با مبنای آستانه‌ای، شبکه عصبی با مبنای خوشه‌ای و شبکه عصبی دوره‌ای برای پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه استفاده کردند. در مدل CANN خود، نخست داده‌ها را با استفاده از روش خوشه‌بندی میانگین‌های c فازی خوشه‌بندی کردند و روی هریک از خوشه‌ها، نوعی مدل ANN را برازش دادند. خروجی نهایی مدل آنها، میانگین وزنی خروجی شبکه‌های عصبی همه خوشه‌ها بوده است (Wang et al, 2005: 383).

پژوهشگران دیگری تکنیک‌های جدید مدل‌سازی هیدرولوژیکی را مقایسه کردند. نتایج حاصل از این پژوهش نشان داد روش استنتاج فازی خطای کمتری نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی دارد. همچنین مدل فازی - عصبی نتایج بهتری از دو روش دیگر ارائه می‌دهد؛ به‌طوری‌که ضریب کارایی سیستم عصبی - فازی، استنتاج فازی و شبکه عصبی مصنوعی

مختلف کشورهای جهان، روش‌های مطلوب هوش مصنوعی در هیدرولوژی معرفی شده‌اند.

روش‌شناسی پژوهش

شبکه عصبی مصنوعی MLP

شبکه‌های عصبی از عناصر عملیاتی ساده‌ای ساخته می‌شوند که به صورت موازی در کنار هم عمل می‌کنند. این عناصر از سیستم‌های عصبی زیستی الهام گرفته‌اند (Kia, 2012: 135). در طبیعت عملکرد شبکه‌های عصبی از طریق نحوه اتصال بین اجزا تعیین می‌شود؛ بنابراین ما می‌توانیم ساختاری مصنوعی به پیروی از شبکه‌های طبیعی بسازیم و با تنظیم مقادیر هر اتصال با عنوان وزن اتصال، نحوه ارتباط بین اجزای آن را تعیین کنیم (Kia, 2012: 189).

بر اساس پژوهش‌های برادوک^۱ و همکاران (۱۹۹۸) و کمیته وظیفه^۲ (ASCE) ۹۰ درصد شبکه‌های عصبی مصنوعی که در مسائل آب‌شناختی استفاده شده‌اند، از نوع الگوریتم پس‌پراکنش (BP) هستند. در این شبکه هر نرون با همه نرون‌های لایه بعد در ارتباط و همه ارتباطات به سمت جلو است و هیچ‌گونه ارتباط برگشتی وجود ندارد. این شبکه‌ها، یکی از عمومی‌ترین و پرکاربردترین مدل‌ها هستند (میتاقی، ۱۳۸۲: ۷۶).

از جمله ساختارهای مهم شبکه‌های عصبی، پرسپترون چندلایه است که کاربرد زیادی دارد و به خوبی قادر به تقریب توابع دلخواه است. در بررسی سامانه‌های پویای غیرخطی و دیگر مسائل، تقریب تابع

ریاضی انجام شد. در مقایسه نتایج دو مدل حاصل از دو مجموعه عملگر ریاضی در حالت بهینه، ضریب همبستگی و میانگین مربعات خطا برای آموزش در دو مدل یکسان به ترتیب ۰/۸۵ و ۰/۰۶ و برای تست در دو مدل حاصل از مجموعه عملگر ریاضی یک به ترتیب ۰/۹۳ و ۰/۲ و در مدل حاصل از مجموعه عملگر ریاضی دو به ترتیب ۰/۹۷ و ۰/۰۸ به دست آمد؛ بنابراین مدل حاصل از مجموعه عملگر ریاضی دو به منزله مدل بارش - رواناب حوضه آبریز ليقوان پیشنهاد شد (Soltani, 2010: 121).

در پژوهشی در آمریکا از شبکه‌های عصبی و برنامه‌ریزی ژنتیک برای مدل‌سازی بارش - رواناب روزانه حوضه رودخانه جونیاتا در ایالت پنسیلوانیا استفاده شد. نتایج نشان داد برنامه‌ریزی ژنتیک با دقت بهتری نسبت به شبکه‌های عصبی مصنوعی فرایند بارش - رواناب را مدل‌سازی می‌کند (Isaaks, 1989: 534).

اهداف پژوهش

در این پژوهش سعی شده است با توجه به اهمیت حوضه یلفان به دلیل وجود آمار مناسب، سیلاب‌های مخرب فراوان مؤثر بر خاک و پوشش گیاهان مرتعی و نیز وجود سازه‌های آبی و عملیات بیومکانیکی آبخیزداری طی مهر و موم‌های گذشته با استفاده از سه روش اصلی در هوش مصنوعی (مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، مدل الگوریتم ترکیبی شبکه عصبی با ژنتیک و مدل ترکیب خوشه‌بندی کاشی و نورو فازی ANFIS) دبی حداکثر رودخانه یلفان، یکی از زیرحوضه‌های سد اکباتان در غرب کشور، برآورد و مقایسه شود. این سه روش تاکنون در مطالعات

¹ Braddock

² ASCE Task Committee. 2000. Artificial neural networks in hydrology, II: Hydrology application. Journal of Hydrologic Engineering, 5: 124-137.

در این پژوهش از داده‌های بارش روز وقوع دبی پیک، بارش روز وقوع (R t)، بارش تا ۵ روز پیش (R t-1, R t-2, R t-3, R t-4, R t-5)، دبی پایه در روز وقوع دبی پیک (QB) و داده‌ی مربوط به شماره‌ی منحنی (CN) حوضه، به‌منزله‌ی داده‌های ورودی به مدل و نیز مقادیر دبی پیک (Qp) به‌منزله‌ی داده‌ی خروجی مدل (تهیه‌شده از شرکت آب منطقه‌ای استان همدان) استفاده شد. بعضی از داده‌های ورودی پرسپترون مقادیر بسیار بزرگی دارند و مشکلاتی در روال آموزش پرسپترون ایجاد می‌شود؛ زیرا این اعداد در اصلاح وزن‌ها تأثیر زیادی گذاشته‌اند و در نتیجه تعداد زیادی داده‌ی دیگر نیاز است تا با تعدیل این داده نتیجه مطلوب را حاصل کنند؛ بنابراین به تابعی تعدیل‌شده برای اصلاح وزن‌ها نیاز است تا این مشکل از بین برود (Kia, 2012: 247)؛ بر این اساس در این پژوهش مبتنی بر رابطه‌ی ۱ داده‌های به‌کاررفته هم در قسمت ورودی و هم در قسمت خروجی نرمال‌سازی و از این داده‌ها به جای داده‌های خام اولیه استفاده شده است.

رابطه (۱) $X_n = a (X_i \circ X_{min} / X_{max} \circ X_{min}) + b$
 در این رابطه X_n مقدار نرمال‌شده‌ی داده‌ها، X_{max} و X_{min} به ترتیب مربوط به کمترین و بیشترین مقادیر داده‌ها در قسمت آموزش و آزمون مدل و X_i مقادیر دیده‌شده‌ی داده‌هاست. ضرایب a و b ممکن است مقادیر مختلفی باشند. در این پژوهش، ضرایب a و b به ترتیب برابر با $0/6$ و $0/2$ هستند (2013: 32) (Lafdani et al,

ترکیب شبکه‌ی عصبی و الگوریتم ژنتیک (GA)

الگوریتم ژنتیک، روش بهینه‌سازی عددی برپایه‌ی اصول داروین است و در آن از وراثتی طبیعی الهام

از اهمیت زیادی برخوردار است. به‌طور معمول پرسپترون‌های چندلایه با الگوریتم پس‌انتشار آموزش داده می‌شوند. پرسپترون چندلایه با قانون تصحیح خطا آموزش می‌بیند؛ پس نیاز به خروجی مشخص است. از پاسخ سامانه $di(n)$ در واحد پردازشگر PE_i و تکرار n ، پاسخ مدنظر $di(n)$ با توجه به الگوی ورودی داده و خطا در هر تکرار $ei(n)$ به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$ei(n) = di(n) - yi(n)$$

براساس نظریه یادگیری کاهش شیب هر وزن شبکه با توجه به مقادیر موجود، وزن و نسبت ورودی به خطا تطبیق پیدا می‌کند:

$$wij(n+) = Wij(n) + \eta di(n)xj(n)$$

در رابطه بالا خطای موضعی به‌طور مستقیم از $ei(n)$ در خروجی واحد پردازشگر یا مجموع وزنی خطاها در بین واحدهای پردازشگر محاسبه می‌شود. ثابت η مبین اندازه گام است. این روش، الگوریتم پس‌انتشار نامیده می‌شود.

نخستین گام در طراحی شبکه‌های عصبی، انتخاب داده‌های ورودی است. به‌طور کلی دو نوع داده به‌منزله‌ی داده‌های ورودی به شبکه‌ی عصبی استفاده می‌شود. داده‌های صرفاً آماری که مربوط به مشاهدات بارندگی در طول زمان با درجه تفکیک مشخص مانند داده‌های ساعتی، روزانه یا ماهانه است؛ نوع دوم داده‌های ورودی شامل نوع اول به علاوه داده‌های فیزیکی حوضه آبخیز است که در رابطه بارندگی - رواناب نقش دارند؛ مانند رطوبت خاک، ضریب نفوذپذیری، تبخیر تفرق و آب زیرزمینی (Ahmad and simonovis, 2005: 236, Chen and Adams, 2006: 232).

این کروموزوم‌ها بررسی می‌شوند که درحقیقت طرح‌های اولیه‌اند و متناسب با برازندگی آنها مقادیری را به هریک نسبت می‌دهند؛ به طوری که هرچه طرح با شرایط مورد نیاز ما سازگارتر باشد، برازنده‌تر است و بنابراین مقدار عددی بیشتری را به خود اختصاص خواهد داد. پس از اتمام بررسی برازندگی تمام افراد جامعه، الگوریتم ژنتیک افراد بهتر را برای ایجاد نسل آینده انتخاب و افراد ضعیف را حذف می‌کند؛ سپس افراد برگزیده برای ایجاد نسل بعدی زیر عمل عملگرهای تصادفی مانند انتخاب، پیوند و جهش قرار می‌گیرند. پس از اعمال این عملگرها، نسل جدیدی ایجاد می‌شود که معمولاً برازندگی بیشتری نسبت به نسل پیشین خود دارد. نسل جدید، جانشین نسل پیشین خواهد شد و این چرخه تا برآورده شدن معیارهای توقف الگوریتم ادامه خواهد یافت و در نتیجه برازنده‌ترین فرد نسل همگرا شده پاسخ مسئله خواهد بود (شکل ۱) (Nojavan and Akbarpoor, 2010: 234).

در این پژوهش از بارش روز وقوع (R_t)، بارش تا ۵ روز پیش ($R_{t-1}, R_{t-2}, R_{t-3}, R_{t-4}, R_{t-5}$)، دبی پایه در روز وقوع دبی پیک (QB) و داده‌های به شماره‌های منحنی (CN) حوضه به منزله داده‌های ورودی به مدل و مقادیر دبی پیک (Q_p) به منزله خروجی به مدل در نرم‌افزار متلب استفاده می‌شود.

گرفته شده است. در حال حاضر این روش طیف وسیعی از مسائل از قبیل طراحی بهینه قاب‌ها و طراحی بهینه سازه‌های هیدرولیکی را حل می‌کند (Holland, 1987: 116). به نظر و پیشنهاد استفاده از یک مجموعه طرح اولیه برای حل مسائل عملی و کاربردی مهندسی بارها در طول دهه‌های ۱۹۵۰ و ۱۹۶۰ میلادی توجه شد تا اینکه اصول الگوریتم ژنتیک در دانشگاه میشیگان آمریکا ارائه و کتابی با عنوان «سازش در سیستم‌های طبیعی و مصنوعی» منتشر شد که در حال حاضر می‌توان آن را مرجع اصلی در مبحث الگوریتم ژنتیک دانست (Holland, 1987: 248). پس از آن مقالات و بحث‌های فراوانی درباره اعتبار و کارایی این الگوریتم در حل مسائل بهینه‌سازی ارائه شد که تمامی آنها مبین توانایی این روش در حل مسائل گوناگون بهینه‌سازی است (Nojavan and Akbarpoor, 2010: 231).

الگوریتم‌های ژنتیک عملیات جست‌وجو را از چندین نقطه در فضای پاسخ آغاز می‌کنند. هرکدام از این نقاط یک طرح اولیه و به بیان دیگر یک کروموزوم‌اند. با توجه به این موضوع، الگوریتم ژنتیک نخست تعدادی از این کروموزوم‌ها را ایجاد می‌کند که به آن جمعیت اولیه گفته می‌شود. تولید جمعیت اولیه به صورت کاملاً تصادفی یا با اعمال نظر کاربر صورت می‌پذیرد. پس از ایجاد جمعیت اولیه الگوریتم ژنتیک،



شکل ۱. مروری بر شکل کلی گام‌های اجرایی برنامه‌ریزی ژنتیک (ست و بولارت)

می‌شوند. ساختار مدل ANFIS در شکل (۸) نشان داده شده است. معمولاً در مدل ANFIS دو ورودی X, Y و خروجی Z در نظر گرفته می‌شود. در مدل فازی، قوانین به صورت زیر بیان می‌شود:

1- If x is A1 and y is B1, then f1 = p1xx+q1y+r1,

2- If x is A2 and y is B2, then f2 = p2xx+q2y+r2,

در این معادله A1, A2, B1, B2, توابع عضویت

ورودی‌های x و y، و p1, q1, r1 و p2, q2, r2

پارامترهای توابع خروجی هستند. توابع مدل ANFIS

به صورت زیر است و این مدل به شکل زیر تبیین

می‌شود:

لایه ۱- هر گره (node) در این لایه نشان‌دهنده

درجه عضویت پارامترهای ورودی است.

$O_{i,1} = \mu_{A_i}(x), i = 1,2,$

$O_{i,1} = \mu_{B_i} - 1(y), i = 3,4,$

در این معادله x, y ورودی گره I و (Bi-2) و Ai,

مجموعه فازی مرتبط با این گره است؛ همچنین OI,I

درجه عضویت مجموعه فازی است. توابع عضویت

ممکن است به شکل زنگوله‌ای، مثلثی و دوزنقه‌ای

نمایش داده شوند. توابع زنگوله‌ای شکل با توجه به

مجموعه‌های عضویت به صورت زیر برآورد می‌شوند:

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \frac{x - c_i}{a_i}^{2b_i}}$$

در این معادله a, b, c پارامترهای استفاده شده در

مدل‌اند و در آن بیشترین مقادیر 1 و کمترین آن صفر

در نظر گرفته شده است.

لایه ۲: هر گره این لایه با برچسب Π نشان داده

شده است و داده‌های ورودی در آن به صورت زیر

پردازش می‌شوند:

$$O_{3,1} = \frac{W_i}{W_1 + W_2}, i = 1,2,$$

پس از تعیین بهترین ساختار شبکه عصبی، این ساختار (اصالت نژاد) به منزله یک ورودی به الگوریتم ژنتیک وارد شد. الگوریتم ژنتیک در واقع روشی برای حل مسائل بهینه‌سازی است که از طبیعت الهام گرفته شده است و فرایندهای آن براساس تکامل زیستی انجام می‌گیرد. الگوریتم ژنتیک بارها جمعیتی از راه‌حل‌های منفرد مسئله را تغییر می‌دهد که از این تغییرات با عنوان تکامل یاد می‌شود. در هر گام از این تکامل، دو عضو از جمعیت را به طور تصادفی به منزله والدین انتخاب می‌کنند و فرزند آنها را نسل بعدی در نظر می‌گیرند. به این ترتیب جمعیت به سمت راه‌حلی بهینه تکامل می‌یابد. در واقع در این مطالعه الگوریتم ژنتیک به بهینه‌سازی ورودی‌ها، اندازه گام‌ها، یادگیری مومنتوم و تعداد گره‌های هر لایه در شبکه عصبی توجه می‌کند. هدف از این کار به حداقل رساندن میزان خطای محاسباتی است.

ترکیب روش خوشه‌بندی کاشی و مدل ANFIS

این مدل از ساختار شبکه عصبی مصنوعی استفاده

می‌کند و با عنوان سیستم استنتاجی فازی عصبی

شناخته می‌شود و برای به‌روزر کردن پارامترهای توابع

عضویت از دو روش بهره می‌برد:

۱- برقراری وضعیت پس‌پراکنش برای تمام

پارامترها

۲- استفاده از مدل ترکیبی که در آن پارامترهای

مجموعه عضویت ورودی به منظور تهیه توابع عضویت

خروجی به صورت پس‌پراکنش تحلیل می‌شوند.

در نتیجه این امر، خطای یادگیری در طول فرایند

یادگیری کاهش می‌یابد؛ بنابراین بیشتر توابع عضویت

اولیه بهینه‌سازی و در ساختار مدل ANFIS وارد

و روش‌های تشخیص مدل (مانند ANFIS) به کار گرفته شد (Kia, 2012: 335)؛ سپس در خوشه‌بندی تفاضلی پارامتر شعاع خوشه است؛ به طوری که شعاع خوشه‌بندی معین‌کننده برد مؤثر یک خوشه در فضای داده‌هاست و انتخاب یک شعاع کوچک معمولاً منجر به ایجاد تعداد زیادی خوشه کوچک و در نتیجه تعداد زیادی قواعد می‌شود؛ در عین حال انتخاب یک مقدار بزرگ به منزله شعاع خوشه منجر به تولید خوشه‌های کمتر و بزرگ‌تر و در نتیجه قواعد کمتر می‌شود (Kia, 2012: 376).

یکی از پارامترهای مؤثر بر تعیین مقدار عددی شعاع خوشه‌ها مربوط به تعداد زیاد پارامترهای ورودی است؛ به طوری که مدل خوشه‌بندی به دست آمده از مقدار عددی شعاع مربوط بایستی دست کم دو قاعده در جهت قسمت آموزش مدل ANFIS به منظور تولید ساختار استنتاج فازی داشته باشد. در این پژوهش از بارش روز وقوع (R t)، بارش تا ۵ روز پیش (R t-1, R t-2, R t-3, R t-4, R t-5)، دبی پایه در روز وقوع دبی پیک (QB) و داده مربوط به شماره منحنی (CN) حوضه به منزله داده‌های ورودی به مدل و مقادیر دبی پیک (Qp) به منزله خروجی به مدل در نرم‌افزار متلب استفاده می‌شود.

برای تعیین شعاع انتخابی با استفاده از سعی و خطا، مدل‌های خوشه‌بندی تعداد قوانین آن بیشتر از دو مورد انتخاب شد که در این بررسی دامنه شعاع انتخابی در مقدار عددی زیر ۰/۵ قرار داشت. در مرحله بعدی هریک از مدل‌های خوشه‌بندی بالا به مدل ANFIS معرفی شدند. در اجرای این روش از نرم‌افزار متلب استفاده شد.

لایه ۳: i امین گره این لایه با برچسب N نشان داده شده است و با فرمول زیر برآورد می‌شود:
معادله ۱۳:

لایه ۴: در این لایه، داده‌ها با معادله زیر پردازش می‌شوند:

$$o_{4,1} = \frac{W_i}{W_1 + W_2} f_i = \frac{W_i}{W_1 + W_2} (P_i X + q_i y + r_i),$$

لایه ۵: گره‌ها در این لایه با برچسب غ نشان داده و در آن با جمع تمام داده‌های ورودی، خروجی نهایی برآورد می‌شود.

$$o_{5,i} = \sum \frac{W_i}{W_1 + W_2} f_i$$

در مدل ANFIS برای ایجاد ساختار استنتاج فازی از دو روش تفکیک شبکه‌ای و تفکیک خوشه‌ای به منظور کلاس‌بندی داده‌های حوضه یلفان در نرم‌افزار متلب استفاده شد. در تفکیک شبکه‌ای، داده‌های ورودی به چند قسمت مساوی تقسیم شد که در این حالت با افزایش تعداد تقسیمات، تعداد عامل‌ها به طور توانی افزایش پیدا کرد. در این بررسی از ساختار خوشه‌بندی در ایجاد سیستم استنتاج فازی استفاده شد و خوشه‌بندی داده‌های عددی، پایه و اساس بسیاری از الگوریتم‌های طبقه‌بندی و مدل‌سازی سیستم قرار گرفت که هدف از این خوشه‌بندی، گروه‌بندی مجموعه داده‌های بزرگ و فراهم آوردن نمایشی ساده و مختصر از رفتار سیستم بود (Kia, 2012: 331). با استفاده از خوشه‌بندی تفاضلی^۱ خوشه‌بندی داده‌ها و الگوریتمی سریع برای تخمین تعداد خوشه‌ها و مرکز آنها تهیه شد؛ به طوری که خوشه‌های تخمین زده شده به منزله مقدار اولیه در روش‌های خوشه‌بندی تکراری

¹ Subtractive Clustering

معیار ارزیابی:

در مدل شبکه عصبی، ضریب همبستگی بین مقادیر مشاهده‌ای و برآوردی، رایج‌ترین شاخص مقایسه‌ای است؛ با وجود این ضریب همبستگی شاخص کلی است و شاخصی مناسب نیست (Khan et al, 2006: 257)؛ بنابراین در این پژوهش علاوه بر شاخص ضریب همبستگی که مدل محاسبه می‌کند، از چند معیار آماری (آزمون RMSE، NSE، t- test، MAE) استفاده شد.

معناداری و معنادار نبودن اختلاف بین داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده با آزمون t-test تشخیص داده می‌شود. در این آزمون اگر مقدار آماره t بیش از سطح معنادار باشد، اختلاف معناداری بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی دیده نمی‌شود و اگر مقدار آماره t کمتر از سطح معنادار باشد، اختلاف معناداری بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی دیده می‌شود. از این معیارهای آماری برای تجزیه و تحلیل داده‌های خروجی مدل استفاده می‌شود. این آماره‌ها با استفاده از روابط ۲، ۳ و ۴ برآورد می‌شوند:

$$RSME = \frac{\sqrt{\sum(Q_o - Q_M)^2}}{N} \quad \text{رابطه (۲)}$$

$$MAE = \frac{\sum|Q_o - Q_M|}{N} \quad \text{رابطه (۳)}$$

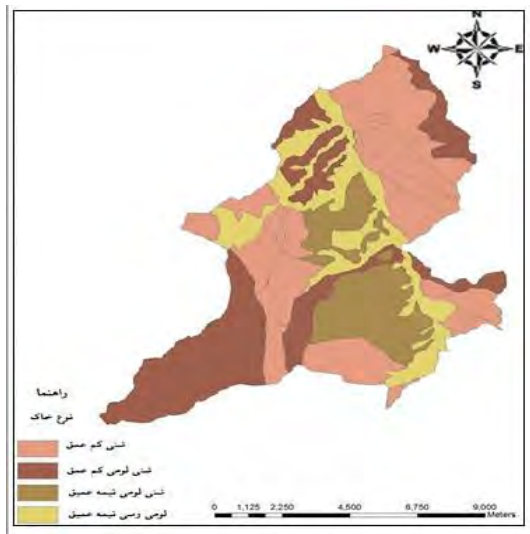
$$NSE = \left[1 - \frac{\sum(Q_o - Q_M)^2}{\sum(Q_o - \bar{Q}_M)^2} \right] \quad \text{رابطه (۴)}$$

در این روابط Q_o ، داده‌های مشاهداتی و Q_M ، داده‌های شبیه‌سازی شده‌اند. یکی از شاخص‌های کمی مناسب که از آن در برآورد میزان دقت مدل استفاده می‌شود، مجذور میانگین مربعات خطا RMSE و میانگین خطای مطلق MAE است که معیاری برای بیان میزان پراکندگی خطای حاصل از برآورد مدل به شمار می‌آیند (Isaaks and Srivastava, 1989: 538).

این معیارها دقت مدل را براساس تفاضل بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده ارزیابی می‌کنند و طبیعتاً هرچه به صفر نزدیک‌تر باشند، شبیه‌سازی بهتر است. از جمله معیارهای استفاده‌شده در این مطالعه، NSE است. اگر مقدار NSE یا معیار ناش - ساتکلیف برابر با ۱ باشد، تناسب کاملی بین داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده وجود دارد. مقدار NSE صفر نیز نشان می‌دهد مدل نسبت به استفاده از مقادیر میانگین داده‌های مشاهداتی بهتر یا بدتر پیشگویی نمی‌کند. اگر NSE بزرگ‌تر از ۰.۷۵ باشد، نتایج شبیه‌سازی خوب توصیف می‌شود؛ اما زمانی که مقادیر NSE بین ۰.۳۶ و ۰.۷۵ است، نتایج مدل رضایت‌بخش به شمار می‌رود (Motovoplov, 1999: 257).

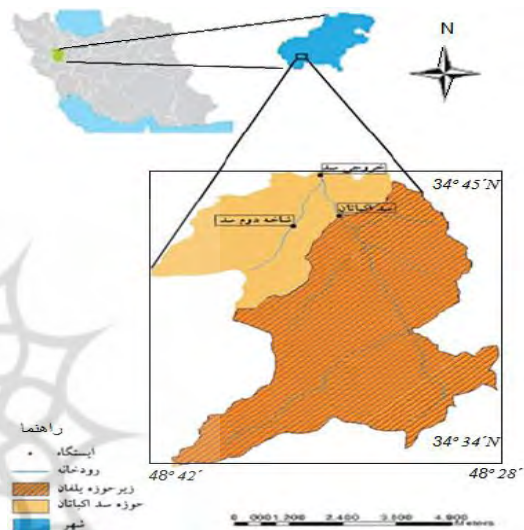
منطقه پژوهش

منطقه مطالعاتی در این مقاله، رودخانه یلفان در محل ایستگاه هیدرومتری و رسوب‌سنجی یلفان است. این حوضه آبخیز، یکی از زیرحوضه‌های سد اکباتان و سد ورفقان (ساوه) است که از شمال به حوضه آبخیز قره‌چای، از جنوب به حوضه آبخیز سد کرخه، از شرق به بخشی از حوضه آبخیز قره‌چای و از غرب به حوضه آبخیز گاماسیاب منتهی می‌شود. منطقه منتهی به ایستگاه یلفان در محدوده مختصات جغرافیایی ۳۴°۳۴'۳۴" شمالی و ۴۸°۴۲'۴۸" شرقی واقع شده است. مساحت این منطقه ۱۸۲ کیلومتر مربع است. در این پژوهش از آمار روزانه بارش و دبی ۱۱ساله (۱۳۸۰ تا ۱۳۹۱) ایستگاه یلفان در بالادست سد اکباتان (مستخرج از شرکت آب منطقه‌ای استان همدان) استفاده شده است که شامل ۷ متغیر بارندگی مربوط به روز وقوع سیل، بارندگی‌های روزانه تا ۵ روز پیش و دبی پایه در روز وقوع سیل است.



شکل ۴. نقشه بافت خاک حوضه یلفان

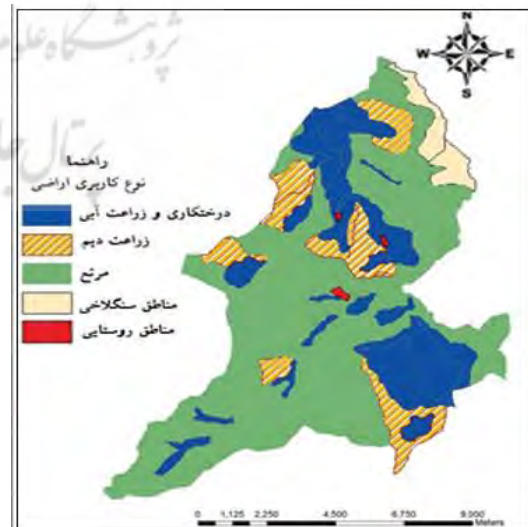
نقشه شماره منحنی (CN) هم به‌منزله متغیر هشتم براساس نقشه کاربری اراضی (شکل ۳) و ویژگی‌های خاک و گروه‌های هیدرولوژیک خاک (شکل ۴) در محیط سیستم اطلاعات جغرافیایی و با نرم‌افزار ARCGIS9 تهیه شد. در مجموع ۱۱ سیلاب بزرگ در طول دوره آماری انتخاب و داده‌های ورودی تهیه و وارد نرم‌افزار متلب^۱ شد.



شکل ۲. موقعیت جغرافیایی حوضه یلفان در غرب کشور

یافته‌های پژوهش

ساختار شبکه که با عنوان «معماری شبکه» مطرح می‌شود، براساس انتخاب نوع شبکه، توابع یادگیری و تعداد لایه‌ها همراه با تعداد نرون‌ها (گره‌ها) مشخص می‌شود (برهانی داریان و فاتحی مرج، ۱۳۸۷: ۷۵). در واقع معماری شبکه نحوه جریان داده‌های ورودی را برای رسیدن به خروجی مطلوب تعیین می‌کند (برهانی داریان و فاتحی مرج، ۱۳۸۷: ۷۶). در این پژوهش با استفاده از بررسی‌های انجام‌شده در این زمینه و سعی و خطای فراوان و با در نظر گرفتن معیارهای ارزیابی، بهترین ساختار شبکه عصبی برای برآورد دبی پیک به دست آمد که نتایج آن در جدول (۱) و شکل (۵) نشان داده شده است.

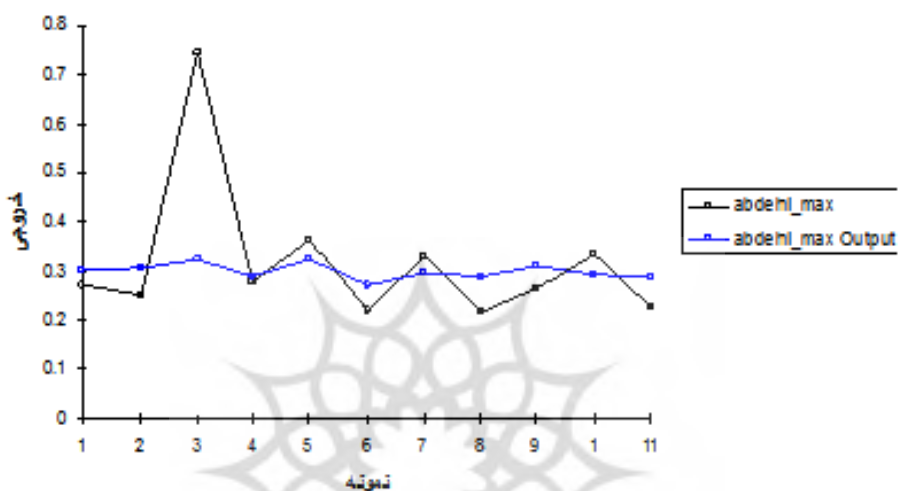


شکل ۳. نقشه کاربری اراضی حوضه یلفان

¹ Matlab

جدول ۱. نتایج آماری دوره آزمون به وسیله شبکه عصبی

پارامتر	ورودی	نوع شبکه	آرایش	تابع محرک	روش آموزش	RMSE	MAE	NSE	T test
Q _P	R _t , R _{t-1} , R _{t-2} , R _{t-3} , R _{t-4} , R _{t-5} , CN, Q _B	MLP	-۱-۵۰-۵۰-۵۰-۵۰-۵۰	Tanh	Momentum	۰/۰۴	۰/۵۳	۰/۶۴	۰/۰۹

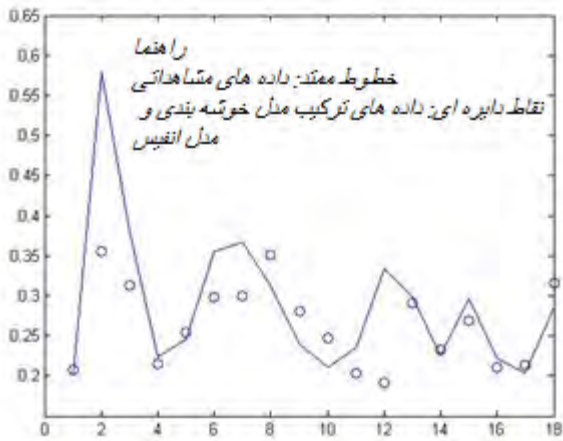


شکل ۵. مقایسه داده‌های مدل شبکه عصبی MLP و داده‌های مشاهداتی

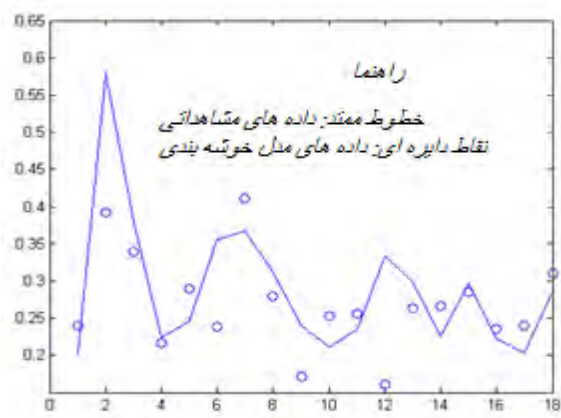
نتایج آماری دوره آزمون به وسیله تلفیق مدل مقادیر دبی پیک در جدول (۲) و اشکال (۶)، (۷) و خوشه‌بندی کاهشی و مدل ANFIS برای پیش‌بینی (۸) نشان داده شده است.

جدول ۲. نتایج آماری دوره آزمون به وسیله تلفیق مدل خوشه‌بندی کاهشی و مدل ANFIS

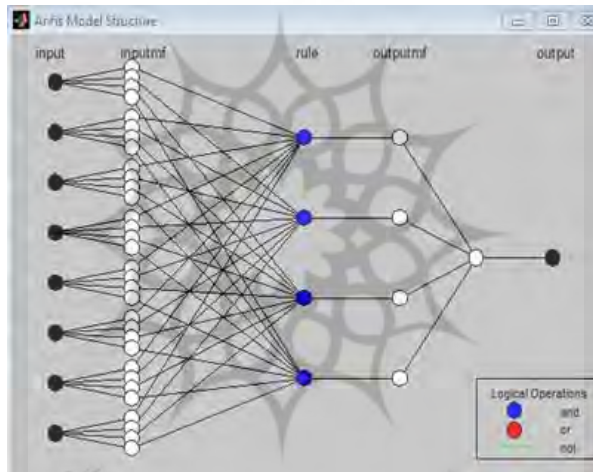
پارامتر	ورودی	شعاع خوشه‌بندی	RMSE	MAE	NSE	T test
Q _P	R _t , R _{t-1} , R _{t-2} , R _{t-3} , R _{t-4} , R _{t-5} , CN, Q _B	۰/۰۴	۰/۰۷	۰/۳۷	۰/۷۱	۰/۰۸



شکل ۷. مقایسه داده‌های ترکیب مدل خوشه‌بندی و ANFIS با داده‌های مشاهده‌ای



شکل ۶. مقایسه داده‌های مدل خوشه‌بندی و داده‌های مشاهده‌ای

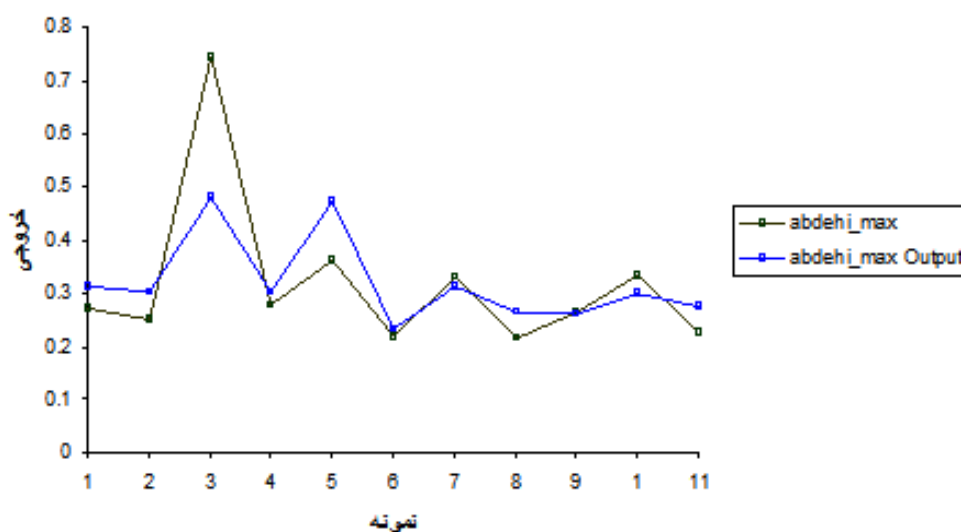


شکل ۸. ساختار نهایی مدل ANFIS

نتایج آماری دوره‌آزمون به وسیله ترکیب مدل دبی پیک در جدول (۳) و شکل (۹) نشان داده شده شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک برای پیش‌بینی مقادیر است.

جدول ۳. نتایج آماری دوره‌آزمون به وسیله ترکیب شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک

ورودی	نوع توالی	نوع انتخاب	نوع تلاقی	نرخ تلاقی	نرخ جهش	RMSE	MAE	NSE	T test
MLP	Generational	Roulette	One point	۰/۹	۰/۰۱	۰/۰۰۸	۰/۱۶	۰/۷۹	۰/۰۸



شکل ۹. مقایسه نمودار خروجی مدل ترکیب الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی MLP با داده‌های مشاهداتی

نتیجه‌گیری

با ژنتیک و مدل ترکیب خوشه‌بندی کاهشی و نورو فازی (ANFIS) دبی حداکثر رودخانه یلفان در محل ایستگاه هیدرومتری و رسوب‌سنجی یلفان، یکی از زیرحوضه‌های سد اکباتان، برآورد شود. این مدل‌ها در پژوهش‌های اخیر با ترکیب و تکمیل روش‌های قدیمی‌تر، کارایی نسبتاً خوبی را در تحلیل‌های علوم انسانی، عمران و فنی‌مهندسی نشان داده است؛ اما کاربردهای هیدرولوژی آن به‌ویژه در مدل‌های ترکیبی، جای بررسی و کنکاش علمی بیشتری دارد. به این منظور در این سه مدل، ۸ متغیر بارندگی مربوط به روز وقوع سیل، بارندگی‌های روزانه تا ۵ روز پیش، دبی پایه در روز وقوع سیل و CN حوضه به‌منزله پارامترهای ورودی (۱۳۸۰ تا ۱۳۹۱) و دبی حداکثر به‌منزله خروجی در نظر گرفته و وارد نرم‌افزار متلب شد.

نتایج نشان داد مجموع مربعات باقی‌مانده در مدل تلفیقی شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک (RSME= 0.008) نسبت به مدل شبکه عصبی (RSME= 0.04)

روش‌ها و مدل‌های مختلفی در برآورد دبی اوج در حوضه‌های آبخیز وجود دارد که هرکدام با توجه به نوع کارکرد خود دقت‌های مختلفی نسبت به یکدیگر در برآورد عدم قطعیت دارند. برآورد دبی اوج، یکی از موضوعات اساسی در مدیریت منابع آب و برآورد سیلاب، جایگاه ویژه‌ای در موفقیت طراحی سازه‌های آبی و کارایی اقدامات بیومکانیکی در حوضه‌های آبخیز دارد. کمبود آمار هیدروگرافی و نقشه‌های دقیق محلی و منطقه‌ای زمین‌شناسی، خاک‌شناسی، پوشش گیاهی، آب‌وهواشناسی و هیدرولوژی، پژوهشگران را به استفاده از بعضی روش‌های آماری و شبکه‌های عصبی و هوش مصنوعی در بیان ارتباط بین دبی به‌منزله داده خروجی و بارش و چند پارامتر زمینی به‌منزله داده‌های ورودی واداشت.

در این پژوهش سعی شده است با استفاده از سه روش اصلی در هوش مصنوعی (مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، مدل الگوریتم ترکیبی شبکه عصبی

منابع

- و نیز مدل ترکیب خوشه‌بندی کاهشی و مدل ANFIS (RSME= 0.07) کمتر است؛ بنابراین این مدل عملکرد بهتری را در برآورد دبی سیلاب در حوضه یلفان نشان می‌دهد؛ همچنین نتایج نشان داد میانگین خطای مطلق در مدل تلفیقی شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک (MAE = 0.16) نسبت به مدل شبکه عصبی (MAE= 0.53) و نیز مدل ترکیب خوشه‌بندی کاهشی و مدل ANFIS (MAE = 0.55) کمتر است؛ بنابراین این مدل عملکرد بهتری را در برآورد دبی سیلاب در حوضه یلفان نشان می‌دهد. از سوی دیگر نتایج نشان داد ضریب ناش - ساتکلیف در مدل تلفیقی شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک (NSE = 0.79) نسبت به مدل شبکه عصبی (NSE= 0.64) و نیز مدل ترکیب خوشه‌بندی کاهشی و مدل ANFIS (NSE = 0.61) بیشتر است؛ بنابراین این مدل عملکرد بهتری را در برآورد دبی سیلاب در حوضه یلفان نشان می‌دهد. از آنجا که معیار NSE فقط در مدل ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک بزرگ‌تر از ۰.۷۵ است، نتایج شبیه‌سازی خوب توصیف می‌شود؛ اما در دو مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و مدل ترکیب خوشه‌بندی کاهشی و نوروفازی ANFIS مقادیر NSE بین ۰.۳۶ و ۰.۷۵ است؛ بنابراین نتایج این مدل‌ها رضایت‌بخش محسوب می‌شود.
- نتایج این پژوهش یافته‌های برخی پژوهشگران را رد (Noorani et al, 2008؛ Turan and Yurdusev, 2009؛ Pahlavani, 2009) و نتایج برخی دیگر را (Soltani et al, ; Isaaks and Srivastava, 1989) تأیید می‌کند.
- برهانی داریان، علیرضا و فاتحی مرج، احمد، (۱۳۸۷). کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی جریان رودخانه با استفاده از شاخص‌های اقلیمی (مطالعه موردی: حوضه آبریز نازلوچای)، مجله دانشکده فنی، دوره ۳۵، شماره ۳ (مهندسی عمران)، ۷۵-۵۴.
- دستورانی، محمدتقی، (۱۳۸۵). روش شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی جریان‌های رودخانه‌ای (تحلیل توانایی‌ها و ضعف‌ها)، هفتمین کنفرانس بین‌المللی مهندسی رودخانه، اهواز، سازمان آب و برق خوزستان، دانشگاه شهید چمران اهواز.
- فتح‌آبادی، ابوالحسن، سلاجقه، علی و مهدوی، محمد، (۱۳۸۷). پیش‌بینی دبی رودخانه با استفاده از روش‌های نوروفازی و مدل‌های سری‌های زمانی، علوم و مهندسی آبخیزداری ایران، دوره ۲، شماره ۵، ۴۲-۲۶.
- منه‌اج، محمدباقر، (۱۳۸۱). مبانی شبکه‌های عصبی (هوش محاسباتی)، جلد اول، چاپ هفتم، تهران، مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
- میثاقی، فرهاد، (۱۳۸۲). توسعه الگوریتم ترکیبی زمین آمار و شبکه‌های عصبی مصنوعی به منظور استخراج توزیع مکانی بارندگی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد مهندسی کشاورزی - آبیاری و زهکشی، استاد راهنما: محمدی، کوروش، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس.

- Simulation Using ANN, ANFIS and Conceptual Hydrological MIKE11/NAM Models**, J. Eng. & Tech, Vol 113, Pp 32-50.
- Motovilov, Y.G., Gottschalk, L., Engeland, K. and Rohde, A., (1999). **Validation of a distributed hydrological model against spatial observations**, Agriculture and Forest Meteorology, Vol 98- 99, Pp 257-277.
- Nayak, P.C., Sudheer, K.P., Rangan, D.M., and Ramasastri, K.S., (2004). **A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series**, J. Hydrol, Vol 291, 52-66.
- Nojavan, M., Akbar poor, A., (2010). **Optimal design of the unit hydrograph Using the SA and Genetic algorithms and Compare their results with each other (Case study: Kame basin)**, Iranian Journal of Geology, Fourth year, No Fourteenth, Vol 14, Pp 230-243.
- Noorani, V., Salehi, K., (2008). **Rainfall-runoff modeling using ANFIS and comparing with ANN and fuzzy logic**, 4th National Civil Eng, Conf., Tehran University, Tehran ,Pp 143-151.
- Pahlavani, H., (2009). **Efficiency of Artificial Neural Networks (ANNs) in intelligent estimation of flood hydrograph for Shirindarreh Reservoir dam in comparison with Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)**, M.Sc. Thesis, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, 123 p. (In Persian)
- Pal, N.R., Pal, S., Das, J., and Majumdar, K., (2003). **SOFM-MLP: a hybrid neural network for atmospheric emperature prediction**, IEEE transactions on geoscience and remote sensing, Vol 41 (12), pp 2783- 2791.
- Seif, A., (2001), **Evaluation of data combined method on flood discharge estimation in a south west part of Iran**, MSc. thesis, TarbiatModarres University, Iran.
- Soltani, A., Ghorbani, M., Fakheri Fard, A., Dar Bandy, S., Farsadi Zade, D., (2010). **Genetic programming and its application** نی‌زاده، مرتضی، مساعدی، ابوالفضل، حسام، موسی، دهقانی، امیراحمد، ذاکری‌نیا، مهدی و مفتاح هلقی، مهدی، (۱۳۹۰). **پیش‌بینی جریان رودخانه با استفاده از سامانه استنتاج فازی (FIS) و سامانه استنتاج فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS)**، دوره ۵، شماره ۱۷، ۸۷-۶۶.
- Ahmad, S., Simonovic, S. P., (2005). **An artificial neural network model for generating hydrograph from hydro-meteorological parameters**, J. Hydrol, Vol 315, Pp 236-251.
- Braddock, R. D., Kremmer, M. L., and L., Sanzogni., (1998). **Feedforward artificial neural network model for forecasting rainfall-runoff**, Environmental Sciences, Vol 9, Pp 419-432.
- Chen, J., Adams, B.I., (2006). **Integration of artificial neural networks with conceptual models in rainfall-runoff modeling**, J. Hydrol, Vol 318, Pp 232-249.
- El-Shafie, A., Reda Taha, M., and Noureldin, A., (2007). **A neuro – fuzzy model for inflow forecasting of the Nile river at Aswam high dam**, Water Resour Manage, Vol 21 , Pp 533-556.
- Holland, J., (1987). **Adaptation in Natural and Artificial Systems**, The University of Michigan Press, Ann Arbor, Michigan, First Edition, 412 p.
- Isaaks, E.H., Srivastava, R.M., (1989). **Introduction to Applied Geostatistics**, Oxford University Press, New York, 561 p.
- Khan, S.M., Coulibaly P., and Dibike Y., (2006). **Uncertainty analysis of statistical downscaling methods**, J. hydrol, Vol 319, Pp 357- 382.
- Kia, M., (2012). **Soft Computing in MATLAB**, Academic Press Qian (Qian Green Computing), (In Persian), Second Edition, 561 p.
- Lafdani, E. A., Nia, A. Pahlavanravi, A., Ahmadi, and M., Jajarmizadeh., (2013). **Daily Rainfall-Runoff Prediction and**

streamflow using hybrid ANN models, J. Hydrol, Vol 324, Pp 383-399.

Xiong, L., Shamseldin, A.Y. and O Connor, K. M., (2001). **A non-linear combination of the forecasts of rainfall-runoff models by the first-order takagi-sugeno fuzzy system**, J. Hydrol, Vol 245, Pp 196-217.

in modeling the rainfall – runoff, Journal of Soil and Water, Volume 1/20, No 4/2010.121-142 (In Persian).

Turan., M.E., and Yurdusev, A., (2009). **River flow estimation from upstream flow records by artificial intelligence methods**, J. Hydrology, Vol 369, Pp 71° 77.

Wang, W., Van Gelder, P.H.A.J.M., Vrijling, J.K., and Ma, J., (2005). **Forecasting daily**

