دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهر
فصلنامه‌ی علمی-پژوهشی فضای جغرافیایی

سال پانزدهم، شماره‌ی ۵۲
زمستان ۱۳۹۴، صفحات ۱۵-۱

رضا صادقی[۱]
صابره دربندی[۲]

ارزیابی قابلیت مدل‌های هوشمند در تخمین جریان رودخانه مردق چای مراغه

تاریخ دریافت: ۱۳۹۲/۰۹/۰۹ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۲/۱۱/۲۳

چکیده

تخمین میزان دبی رودخانه هر منطقه یکی از مسایل مهم و اساسی در برنامه‌ریزی کشاورزی و نیز مدیریت منابع آب می‌باشد. لذا ارائه راهکاری مناسب جهت برآورد دقیق دبی رودخانه‌ها، بسیار سودمند است. هدف این تحقیق بررسی قابلیت مدل‌های هوشمند برنامه‌ریزی بیان ژن، شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی-فازی به‌منظور تخمین دبی در رودخانه مردق چای می‌باشد. در این مدل‌ها برای تخمین دبی جریان از داده‌های دبی جریان روزانه پیشین در سه نوع متفاوت و ترکیب هریک از این حالت‌ها با یک تا پنج روز تاخیر زمانی در مقیاس روزانه که در مجموع از ٤٥ نوع داده ورودی متفاوت استفاده و با یک فرآیند آموزش، عمل تخمین انجام گرفت و نتایج آن با استفاده از معیارهای ارزیابی ضریب تبیین و جذر میانگین مربعات خطا با داده‌های مشاهداتی مورد بررسی و مقایسه قرار گرفت. با توجه به نتایج به‌دست آمده از مدل‌ها، هر سه روش از دقت قابل قبولی برخوردار بودند. در نهایت مدل شبکه عصبی-مصنوعی که دارای بیش‌ترین دقت می‌باشد برای این حوضه توصیه گردید.

کلید واژه‌ها: برنامه‌ریزی بیان ژن، تخمین، سیستم عصبی-فازی، شبکه عصبی-مصنوعی، مردق چای.

۱ - دانشجوی کارشناسی ارشد عمران، گرایش آب دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهر. E-mail:reza.sadegi@ymail.com
۲- استادیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز.

Archive of SID
www.SID.ir

مقدمه

با توجه به اهمیت و حساسیت امر مهار آب‌های سطحی خصوصا در کشور ما که اکثر رودخانه‌ها فصلی بوده و کمبود آبی که در پهنه وسیعی از کشور وجود دارد، نیاز به شناسایی و به مدل در آوردن رفتار رودخانه‌ها وجریان‌های آبی جهت برنامه‌ریزی‌های بلندمدت و استفاده بیش‌تر و بهتر از پتانسیل‌های آن‌ها عمیقا احساس می‌شود. از طرفی جدیدالتاسیس بودن بیش‌تر ایستگاه‌های هیدرومتری، نواقص موجود در آمار اکثر این ایستگاه‌ها، قرار گرفتن بیش‌تر رودخانه‌ها در مناطق خشک، وضعیت بحرانی برداشت آب‌های زیرزمینی و لزوم توجه بیش‌تر به آب‌های سطحی، همه و همه دلایل بیش‌تر و ظریف‌تری می‌باشد که به مقوله‌ی پیش‌بینی و تولید آمار مصنوعی در حوضه‌های آبریز کشورمان جلوه و نمودی کامل‌تر می‌بخشد. بدین منظور از روش‌های مختلفی نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی، منطق فازی، برنامه‌ریزی بیان ژن، سری‌های زمانی استفاده می‌شود. روش برنامه‌ریزی بیان ژن[3] (GEP) جزو روش‌های الگوریتم گردشی محسوب می‌شود که مبنای آن‌ها بر اساس نظریه تکامل داروین استوار است. الگوریتم‌های یاد شده اقدام به تعریف یک تابع هدف در قالب معیارهای کمی نموده و سپس تابع یاد شده را برای مقایسه جواب‌های مختلف حل مسئله در یک فرآیند گام‌به‌گام تصحیح ساختار داده‌ها به‌کار می‌گیرند و در نهایت، جواب مناسب را ارائه می‌نمایند. خو و همکاران (۲۰۰۱: ٤۳۹) از برنامه‌ریزی ژنتیک و روش‌های کلاسیک برای پیش‌بینی رواناب استفاده کردند. حاصل تحقیق، بیانگر دقت قابل‌قبول برنامه‌ریزی ژنتیک می‌باشد. لی یونگ و همکاران (۲۰۰۲: ۷۱۰) با مطالعه رابطه بارش-رواناب بدین نتیجه دست یافتند که استفاده از روش برنامه‌ریزی ژنتیک در پیش‌بینی رفتار بارش-رواناب در حوضه‌های آبریز سبب بروز خطای کم‌تری خواهد گردید. رضوی‌زاده (۱۳۸۹: ۵۹) با بهره‌گیری از تئوری آشوب اقدام به مدل‌سازی و تخمین جریان رودخانه صوفی‌چای و مقایسه نتایج با روش مدل‌سازی با برنامه‌ریزی ژنتیک نمود و نشان داد که روش برنامه‌ریزی ژنتیک در مقایسه با این روش از دقت بالاتری برخوردار است. فربودنام و همکاران (۱۳۸۸: ۱۰۹) از دو روش برنامه‌ریزی ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی و تخمین جریان روزانه رودخانه لیقوان چای استفاده کردند. نتایج نشان داد که روش برنامه‌ریزی ژنتیک از دقت بالاتری نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی برخوردار است. شبکه‌های عصبی مصنوعی[4](ANN) یک سیستم پردازش موازی اطلاعات با تقلیدی بسیار ساده از سیستم عصبی بیولوژیکی مغز انسان می‌باشند. این تقلید بر اساس یک پیکربندی ریاضی است، به‌طوری که متشکل از چندین لایه و نرون در هر لایه می‌باشد. فرآیند عملکرد این

3- Gene Expression Programming
4- Artificial Neural Networks

Archive of SID

www.SID.ir

شبکه‌ها بدین نحو است که لایه ورودی، اقدام به پذیرش داده‌ها و لایه (لایه‌های) میانی اقدام به فرآوری داده‌ها نموده و در نهایت، لایه خروجی اقدام به نمایش خروجی‌های حاصل از کاربرد مدل می‌نماید. فیرات (۲۰۰۷: ۱۳٦۹) از سه روش نروفازی، شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشخور و شبکه‌های عصبی تعمیم یافته رگرسیونی برای پیش‌بینی جریان رودخانه با داده‌های روزانه استفاده نمود. نتایج حاکی از برتری روش نروفازی بر دو روش دیگر می‌باشد. کیشی (۲۰۰٤: ٦۱) از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون برای پیش‌بینی جریان ماهانه استفاده کرد. نتایج حاکی از دقت بالاتر شبکه‌های عصبی مصنوعی بوده است. باره و همکاران (۲۰۰٦: ۷۷٦) از مدل‌های اتو رگرسیون و شبکه‌های عصبی غیر پارامتری برای پیش‌بینی جریان رودخانه پرداخته‌اند. نتایج برتری شبکه عصبی در پیش‌بینی جریان را نشان می‌دهد. سیستم استنتاج عصبی–فازی تطبیقی[5] (ANFIS) شامل شبکه‌های چندلایه‌ای می‌باشند؛ که می‌تواند با استفاده از یک فرآیند آموزش، ارتباط بین ورودی‌ها و خروجی‌ها را بر اساس اطلاعات انسان خبره، به شکل قوانین اگر–آنگاه درآورده و نیز زوج‌های ورودی–خروجی مناسب ایجاد کند. سامانه استنتاج عصبی–فازی تطبیقی به‌کار گرفته شده در تحقیق حاضر، معادل مدل فازی از مرتبه سوگنو می‌باشد. دربندی و ارونقی (۱۳۹۰: ۷٦) جهت مدل‌سازی دمای ایستگاه‌های هواشناسی استان آذربایجان‌شرقی از دو روش سیستم استنتاج فازی و برنامه‌ریزی بیان ژن به‌منظور پیش‌بینی میزان دمای بیشینه، کمینه و متوسط هوا استفاده نمود که نتایج حاصل از این تحقیق حاکی از برتری روش برنامه‌ریزی بیان ژن می‌باشد. کسکین و همکاران (۲۰۰٤: ۱۰۰۲) رهیافت منطق فازی را برای تخمین میزان تبخیر روزانه در مناطق غربی کشور ترکیه به‌کار بستند. می‌توان به تحقیقات نیاک و همکاران (۲۰۰٤: ۵۵) در ارزیابی قابلیت تکنیک عصبی–فازی در تخمین جریان سری زمانی رودخانه و کیشی (۲۰۰۵: ٦۸۵) در مدل‌سازی برآورد رسوب معلق روزانه با استفاده از روش عصبی–فازی اشاره کرد. کیشی (۲۰۰٦: ٦٤۰) دقت تکنیک عصبی–فازی را در مدل‌سازی تبخیر رودخانه بررسی کرد. در این تحقیق شبیه‌سازی جریان حوضه آبریز رودخانه مردق چای مراغه برای نخستین بار مورد بررسی قرار گیرد. لذا هدف تحقیق، تخمین جریان در رودخانه مردق چای و تعیین روش هوشمند مناسب برای رودخانه مذکور در ایستگاه مغانجیق می‌باشد.

مواد و روش‌ها

در برنامه‌ریزی بیان ژن، ابتدا بلوک‌های موجود که شامل متغیرهای ورودی و هدف و نیز تابع ارتباط دهنده آن‌ها می‌باشد، تعریف گردیده و سپس ساختار مناسب مدل و ضرایب آن تعیین می‌شوند. این روش شامل یک معادله ارتباط دهنده بین متغیرهای ورودی و خروجی بوده و لذا قادر به انتخاب خودکار متغیرهای مناسب مدل و حذف

5- Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

Archive of SID

www.SID.ir

متغیرهای غیر مرتبط است که این امر سبب کاهش ابعاد متغیرهای ورودی خواهد شد. انتخاب ورودی‌های مناسب مدل یکی از مهم‌ترین مواردی است که بایستی در این روش مورد توجه قرار گیرد. این امر در شرایطی که از داده-های ورودی ثانویه نیز بهره برده شود، از اهمیت مضاعفی برخوردار خواهد بود؛ زیرا ارائه داده‌های ورودی غیر مرتبط، سبب کاهش دقت مدل و ایجاد مدل‌های پیچیده‌تری می‌شود که تفسیر آن‌ها با دشواری‌های بیش‌تری مواجه می‌گردد. در کاربردهای مهندسی، از برنامه‌ریزی بیان ژن به‌طور وسیعی در مدل‌سازی مسائل مربوط به تعیین ساختار پدیده‌ها استفاده به عمل می‌آید. فرآیند گام‌به‌گام برنامه‌ریزی بیان ژن به‌صورت مراحل زیر است:

۱- یک جمعیت اولیه از توابع مرکب نشان دهنده مدل‌های پیش‌بینی، به‌صورت تصادفی انتخاب می‌شود.

۲- هر یک از افراد جمعیت مذکور با استفاده از توابع برازش، مورد ارزیابی قرار می‌گیرند.

۳- در هر تولید، مراحل زیر برای انتخاب یک جمعیت جدید دنبال می‌شود:

الف) یکی از عملگرهای عبور، جهش و کپی انتخاب می‌شود.

ب) تعداد مناسبی از افراد جمعیت حاضر انتخاب می‌شوند.

ج) از عملگر انتخابی برای تولید فرزند استفاده می‌شود.

د) فرزند یاد شده در یک جمعیت جدید وارد می‌شود.

ه) مدل مورد نظر با استفاده از برازش‌های مختلف مورد ارزیابی واقع می‌شود.

٤. گام سوم تا نیل به حداکثر تعداد تولید، تکرار خواهد شد.

در این روش در ابتدای فرآیند هیچ‌گونه رابطه تابعی در نظر گرفته نشده و این روش قادر به بهینه‌سازی ساختار مدل و مؤلفه‌های آن می‌باشد. مراحل گام‌به‌گام محاسباتی برنامه‌ریزی ژنتیک به‌صورت فلوچارت در شکل ۱ نشان داده شده است.

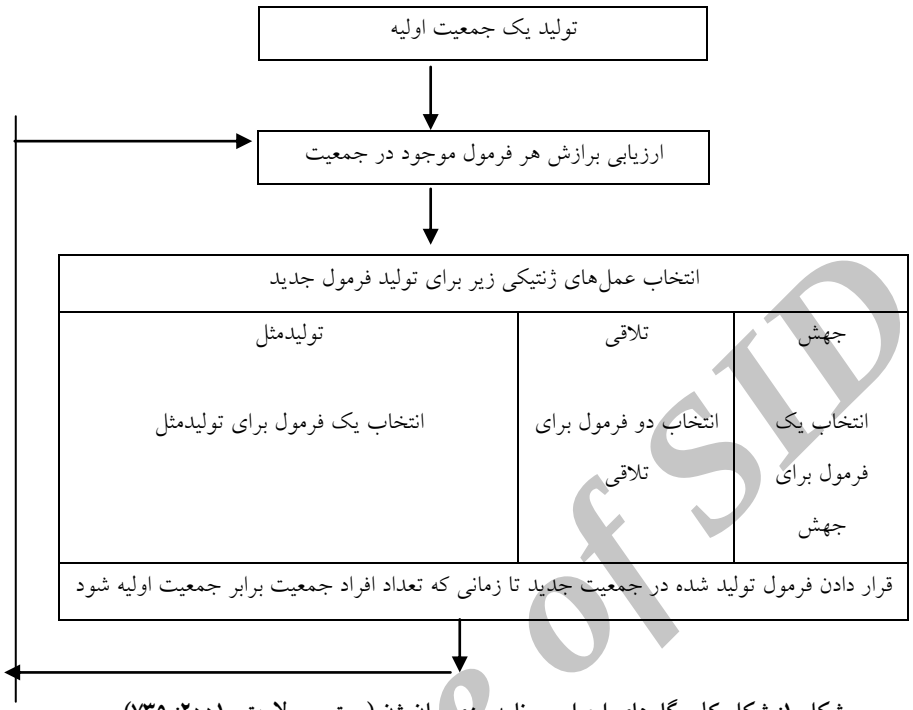
شبکه‌های عصبی مصنوعی

این شبکه‌ها با تقلید از شبکه‌های عصبی موجود در موجودات زنده و با استفاده از تعداد بسیار زیادی از عصب‌های مصنوعی به‌هم 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 خروجی‌های متناسب با آن با استفاده از توابع تبدیلی خواهد بود. هر لایه ممکن است از چندین عصب تشکیل شود و هر شبکه

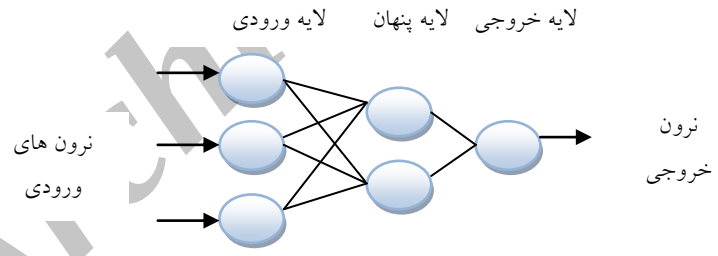
Archive of SID

www.SID.ir

عصبی مصنوعی نیز شامل یک یا چندین لایه متصل به‌هم خواهد بود. ساختار یک شبکه سه لایه‌ای در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۱: شکل کلی گام‌های اجرایی برنامه‌ریزی بیان ژن (ست و بولارت، ۲۰۰۱: ۷۳۵)



شکل ۲: نمای کلی یک شبکه عصبی مصنوعی سه لایه (آلویسی و همکاران، ۲۰۰۵: ۱۱۴۳)

سیستم استنتاج عصبی-فازی[۶]

سیستم استنتاج عصبی-فازی شامل شبکه‌های چندلایه‌ای می‌باشند و از الگوریتم‌های یادگیری شبکه عصبی و منطق فازی به‌منظور طراحی نگاشت غیرخطی بین فضای ورودی و خروجی استفاده می‌کنند. این سیستم با توجه به توانایی در ترکیب قدرت زبانی یک سیستم فازی با قدرت عددی یک شبکه عصبی، موفقیت‌های بسیاری را در مدل‌سازی و کنترل سیستم‌های پیچیده داشته است. سیستم استنتاج فازی مبتنی بر شبکه‌های عصبی-تطبیقی

6- Neuro-Fuzzy Inference System

Archive of SID

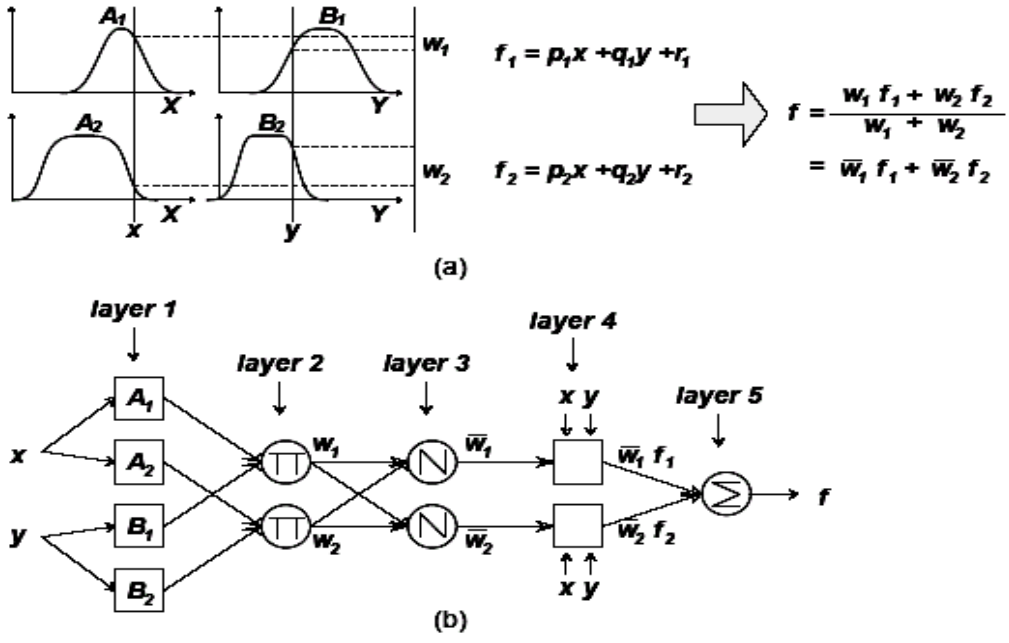
www.SID.ir

(ANFIS) اولین بار توسط شینگ روگر جانگ (۱۹۹۳: ٦٦٥) مطرح گردید و از آن پس به‌عنوان یکی از ابزارهای تقریب ساز توابع حقیقی پیوسته (و با هر مقدار دلخواه درجه دقت) در سطح جهانی مورد استفاده قرار گرفت. سامانه استنتاج عصبی–فازی تطبیقی به‌کار گرفته شده در تحقیق حاضر، معادل مدل فازی از مرتبه سوگنو می‌باشد. الگوریتم هیبرید آموزشی که شامل کاهش شیب و روش حداقل مربعات می‌باشد؛ به‌صورت زیر قابل بیان خواهد بود. یک سیستم استنتاج فازی با دو متغیر ورودی x و y و یک متغیر خروجی f در نظر گرفته می‌شود. مدل فازی مرتبه اول سوگنو که شامل دو قانون فازی "اگر–آن‌گاه" می‌باشد؛ می‌تواند به‌صورت زیر نشان داده شود:

قانون اول: اگر x برابر A_1 و y برابر B_1 باشد آن‌گاه $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$

قانون دوم: اگر x برابر A_2 و y برابر B_2 باشد آن‌گاه $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

در این حالت یک موتور استنتاج از نوع سوم (بخش a شکل (۳)) مورد استفاده قرار گرفته است. در اینجا متغیر خروجی f عبارت از میانگین وزنی خروجی‌های مربوط به هر یک از قانون‌های یاد شده می‌باشد همچنین ساختار معادل ANFIS آن در بخش b شکل مذکور نشان داده شده است. گره‌های موجود در هر لایه دارای توابع مشابهی هستند. خروجی مربوط به گره iام در لایه 1 با علامت $O_{1,i}$ نشان داده می‌شود (جانگ ۱۹۹۳: ٦٦٥).



شکل ۳: (a): فازی (نوع ۳) (b): معادل ANFIS آن (نوع ۳) (جانگ ۱۹۹۳: ٦٦٥)

www.SID.ir

معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی مدل‌های مورد نظر از نمایه‌های ضریب تعیین (R^2) و جذر میانگین مربعات خطا[۷] (RMSE) استفاده گردید که به‌ترتیب با استفاده از روابط زیر قابل محاسبه است:

رابطه (۱)
$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{N}(Q_{mi}-\overline{Q}_m)(Q_{pi}-\overline{Q}_p)}{\left(\sum_{i=1}^{N}(Q_{mi}-\overline{Q}_m)^2\right)^{0.5}\left(\sum_{i=1}^{N}(Q_{pi}-\overline{Q}_p)^2\right)^{0.5}}$$

رابطه (۲)
$$RMSE = \sqrt{(\sum_{i}^{N}\frac{(Q_{mi}-Q_{pi})^2}{N})}$$

که در این روابط Q_{mi} دبی مشاهداتی و Q_{pi} دبی محاسبه شده است. همچنین $\overline{Q}_m$ و $\overline{Q}_p$ به‌ترتیب متوسط دبی مشاهداتی و محاسباتی است و N برابر با تعداد داده‌های واسنجی یا صحت‌سنجی می‌باشد. مقدار R^2 بین (۰ تا ۱) متغیر و بدون واحد است. هرچه به یک نزدیک‌تر شود جواب بهتری برای مدل حاصل شده است و مقدار RMSE هر چه به صفر نزدیک‌تر شود جواب بهتری برای مدل حاصل شده است. علاوه بر نمایه‌های فوق از نمودارهای مشاهداتی–محاسباتی و دیاگرام‌های پراکنش داده‌ها جهت ارزیابی مدل‌ها استفاده شده است.

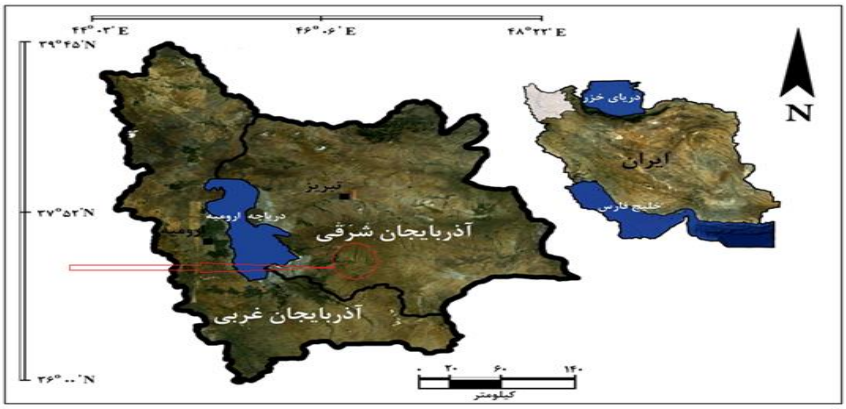
منطقه مورد مطالعه

رودخانه مردق‌چای که در منطقه به موردی معروف است از دامنه جنوبی کوه سهند واقع در آذربایجان‌شرقی سرچشمه گرفته و در جهت جنوب جریان یافته و با اتصال شاخه‌های فرعی مسیر خود را به شهر مراغه ادامه داده و از داخل شهر ملکان گذشته و وارد دریاچه ارومیه می‌شود. حوضه آبریز این رودخانه محدوده‌ای به وسعت ۷۰۷ کیلومترمربع را شامل می‌شود که از شمال به حوضه آبریز رودخانه لیقوان چای، از جنوب به رودخانه لیلان چای، از شرق به حوضه آبریز رودخانه قرنقو و از غرب به حوضه صوفی چای و چکان چای محدود می‌شود (شکل ٤).
داده‌های روزانه دبی این رودخانه در ایستگاه مغانجیق از سال ۱۳۸۵ تا ۱۳۸۹ جهت این تحقیق انتخاب و مورد استفاده قرار گرفت که نمودار نوسانات آن در شکل ۵ و مشخصات آماری مربوط به طول دوره آماری در جدول (۱) ارائه شده است.

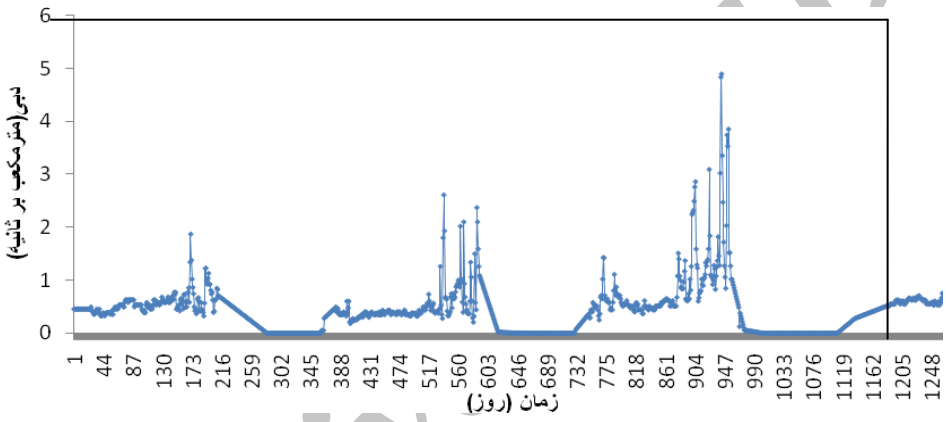
7- Root mean square errors

Archive of SID

www.SID.ir



شکل ٤: موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه



شکل ٥: مقادیر مشاهداتی دبی روزانه

جدول ۱- مشخصات آماری داده‌های مورد استفاده

تعداد داده‌ها	میانگین (m^3/s)	ماکزیمم (m^3/s)	مینیمم (m^3/s)
۱۲۷۵	۰/٤۳۷	٤/۸۹	۰/۰۱

یافته‌ها و بحث

همان‌طوری که ذکر گردید در این تحقیق، هدف تخمین جریان رودخانه و بررسی نقش حافظه در توانایی و قدرت تخمین جریان روزانه رودخانه مردق‌چای با استفاده از مدل‌های هوشمند است؛ بنابراین لازم است الگوهای ساختاری با حافظه‌های مختلف مورد بررسی قرار گیرد. در سیستم‌های هوشمند، ابتدا باید بهترین الگوی ورودی به سیستم مشخص شود. برای تعیین بهترین الگوی ورودی، عوامل مختلفی که ممکن است در پدیده موثر باشند در نظر گرفته شوند؛ بنابراین در این تحقیق به‌منظور مدل‌سازی دبی رودخانه در مقیاس زمانی روزانه در هر سه روش ارائه شده،

Archive of SID

www.SID.ir

مقادیر دبی در سه حالت الف- کل داده‌های خام ب- جایگزینی مینیمم دبی به‌جای صفرهای ثبت‌شده در فصل برداشت ج- حذف صفرهای فصل برداشت از کل داده‌ها که هر یک از این حالت‌ها نیز با الگوهای مختلفی در مقیاس روزانه ترکیب شده و به‌عنوان ورودی به سیستم وارد می‌شود که در جدول ۲ ارائه شده است.

جدول ۲- مدل‌های مختلف مورد استفاده در این تحقیق

مدل	متغیرهای ورودی
۱	Q_{t-1}
۲	Q_{t-2},Q_{t-1}
۳	Q_{t-3},Q_{t-2},Q_{t-1}
٤	$Q_{t-4},Q_{t-3},Q_{t-2},Q_{t-1}$
٥	$Q_{t-5},Q_{t-4},Q_{t-3},Q_{t-2},Q_{t-1}$

با توجه به این‌که افزایش بیش از حد محدوده انتخابی برای ورودی‌ها، به دلیل ایجاد ساختار نامناسب و دور ماندن از راه حل‌های مناسب، سبب کاهش دقت و افزایش خطا در مدل‌ها می‌گردد. این موضوع از نتایج خروجی درج شده در جداول نتایج قابل اثبات می‌باشد؛ که معمولا تا سه یا چهار روز رو به بهبود بوده و بعد از آن رو به نزول گذاشته است. لذا الگوهای مورد استفاده در مقیاس زمانی روزانه تا پنج روز تاخیر استفاده شده است.

پس در هر روش ۱۵ نوع الگوی ورودی مختلف به هر سیستم وارد شده که در کل از ٤٥ نوع الگوی ورودی متفاوت استفاده شده است. جهت اطمینان بیش‌تر و مقایسه بهتر مدل‌ها در هر ٤٥ نوع الگوی استفاده شده، ۸۰٪ تعداد داده‌ها جهت آموزش و ۲۰٪ باقی‌مانده جهت آزمون انتخاب گردید. الگویی که بهترین کارایی را ایجاد می‌کند، به‌عنوان مناسب‌ترین الگوی ورودی در نظر گرفته می‌شود. نتایج مدل‌سازی دبی ایستگاه مغانجیق برای برنامه‌ریزی بیان ژن در جدول ۳، برای شبکه عصبی مصنوعی در جدول شماره ٤ و سیستم استنتاج عصبی-فازی در جدول شماره ۵ نشان داده شده است.

همان‌طور که از جدول مذکور مشاهده می‌گردد بهترین حالت برای برنامه‌ریزی بیان ژن برای حالت جایگزینی مینیمم داده‌ها اتفاق افتاده که شامل دبی با ۵ روز تاخیر ($Q_{t-1},Q_{t-2},Q_{t-3},Q_{t-4},Q_{t-5}$) برای مقیاس‌های زمانی روزانه می‌باشد. در تحقیق حاضر برای بررسی بیش‌تر و بهتر دقت بالای روش‌های هوشمند از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی با همان الگوهای ورودی با داده‌های ورودی نرمال شده استفاده شد و برای هر الگوی ورودی با تغییر تعداد لایه‌های پنهان و تغییر تعداد نرون‌های لایه پنهان، شبکه‌های عصبی مختلفی ساخته و آموزش داده شد در نهایت ساختاری را که دارای کم‌ترین خطا است، به‌عنوان مناسب‌ترین ساختار انتخاب شد. جدول ٤ بهینه‌ترین ساختار را برای هر الگوی

Archive of SID

www.SID.ir

ورودی نشان می‌دهد. برای هر پانزده الگوی ورودی، ساختار با پنج نرون در یک لایه پنهان و یک نرون در لایه خروجی بهترین ساختار بوده است که تابع محرک استفاده شده از نوع سیگموئید بوده است و در بین این مدل‌ها نیز ساختار با الگوی ورودی تا چهار روز قبل دارای کم‌ترین خطا بوده است و به‌عنوان بهترین ساختار معرفی می‌گردد که

به‌صورت ۱، ٤، ٦ یعنی چهار نرون در لایه ورودی، شش نرون در لایه پنهان و یک نرون در لایه خروجی می‌باشد. در جدول ٤، مقایسه شاخص‌های آماری مربوط به نتایج حاصل از کاربرد روش شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی جریان رودخانه درج گردیده است.

جدول ۳- مولفه‌های آماری مربوط به تخمین دبی روزانه با استفاده از مدل GEP

نوع داده‌های دبی	مدل	RMSE (m^3/s)		R^2	
حالت		آموزش	تست	آموزش	تست
(الف)	۱	۰/۲۲۱	۰/۰۲	۰/۸۰۸	۰/۹۹٤
	۲	۰/۲۲	۰/۰۲۱	۰/۸۱	۰/۹۹٤
	۳	۰/۲۲٤	۰/۰٤	۰/۸۰۳	۰/۹۹۳
	٤	۰/۲۳٦	۰/۰۲	۰/۷۹٤	۰/۹۹٤
	٥	۰/۲۳۱	۰/۰۳۲	۰/۷۹۳	۰/۹۹٤
(ب)	۱	۰/۲۲۸	۰/۰۲٦	۰/۷۹٦	۰/۹۹٤
	۲	۰/۲۲۳	۰/۰۳	۰/۸۰٦	۰/۹۹
	۳	۰/۲۲۳	۰/۰۲۳	۰/۸۰٥	۰/۹۹٤
	٤	۰/۲۲۲	۰/۰۲	۰/۸۰۷	۰/۹۹٤
	٥	۰/۲۱٥	۰/۰۲	۰/۸۱۹	۰/۹۹٤
(ج)	۱	۰/۲٦۷	۰/۰۳٤	۰/۷۱۷	۰/۹۸٥
	۲	۰/۲٦۳	۰/۰۲۸	۰/۷۲۷	۰/۹۸٦
	۳	۰/۲٥۹	۰/۰۲۹	۰/۷۳۷	۰/۹۸٦
	٤	۰/۲٦	۰/۰۳۳	۰/۷۳٥	۰/۹۸۷
	٥	۰/۲۷٤	۰/۰۳۳	۰/۷۱۷	۰/۹۸٦

همان‌طور که از جدول مذکور مشاهده می‌گردد بهترین ساختار مدل برای شبکه عصبی مصنوعی برای داده‌های خام می‌باشد که شامل دبی با ۳ روز تاخیر (Q_{t-1},Q_{t-2},Q_{t-3}) برای مقیاس‌های زمانی روزانه می‌باشد.

Archive of SID

www.SID.ir

جدول ٤- مولفه‌های آماری مربوط به تخمین دبی روزانه با استفاده از مدل ANN

نوع داده‌های دبی	مدل	RMSE (m^3/s)		R^2	
حالت		آموزش	تست	آموزش	تست
	۱	۰/۲۲۹	۰/۰۳۱	۰/۷۹۵	۰/۹۹۳
	۲	۰/۲۲۲	۰/۰۲۲	۰/۸۰٦	۰/۹۹٤
(الف)	۳	۰/۲۱۷	۰/۰۲۲	۰/۸۱٥	۰/۹۹۳
	٤	۰/۲۱۷	۰/۰۲۲	۰/۸۱٥	۰/۹۹۳
	٥	۰/۲۱٦	۰/۰۲۲	۰/۸۱۸	۰/۹۹۳
	۱	۰/۲۲۸	۰/۰۳	۰/۷۹٥	۰/۹۹۳
	۲	۰/۲۲۳	۰/۰۲٥	۰/۸۰٤	۰/۹۹۳
(ب)	۳	۰/۲۱۷	۰/۰۲۲	۰/۸۱٥	۰/۹۹۳
	٤	۰/۲۱۷	۰/۰۲۲	۰/۸۱٤	۰/۹۹۳
	٥	۰/۲۱٦	۰/۰۲۲	۰/۸۱٥	۰/۹۹۳
	۱	۰/۲٦۷	۰/۰٥۸	۰/۷۱٦	۰/۹۸۳
	۲	۰/۲٦۲	۰/۰٤۸	۰/۷۲۸	۰/۹۸٤
(ج)	۳	۰/۲٥٥	۰/۰۳۸	۰/۷٤۲	۰/۹۸۳
	٤	۰/۲۲٥	۰/۰٤۱	۰/۷٤۳	۰/۹۸۲
	٥	۰/۲۲٥	۰/۰۳٦	۰/۷٤۳	۰/۹۸۱

در نهایت جهت بررسی بیش‌تر دقت تخمین در دو روش ذکر شده از مدل سیستم استنتاج عصبی-فازی به‌عنوان روش سوم با همان الگوهای ورودی با داده‌های ورودی نرمال شده استفاده شد. نحوه تشکیل سیستم استنتاج فازی به این صورت است که ابتدا سیستم با ساده‌ترین ساختار ایجاد شده و سپس بر اساس معیارهای ضریب تعیین و حداقل خطای مربعات کارایی سیستم مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. متغیر ورودی دبی روزانه و دبی روزانه روزهای قبلی در تخمین دبی جریان رودخانه ایستگاه مورد بررسی می‌باشد. با توجه به این‌که ساختار کلی سیستم استنتاج فازی به‌صورت آزمون و خطا به‌دست می‌آید و از طرفی به‌علت تعداد زیاد پارامترهای موثر بر کارایی سیستم که نیاز به ایجاد ساختار سیستم‌های متنوعی می‌نماید هر پارامتری که در این قسمت به‌عنوان پارامتر بهینه شناخته می‌شود در مراحل بعدی مورد استفاده قرار می‌گیرد بدون این‌که دوباره آزموده شود و پارامترهایی که در این مرحله موجب کاهش کارایی مدل شدند کنار گذاشته می‌شوند و در مراحل بعدی از آن‌ها استفاده نخواهد شد چون سبب کاهش دقت و افزایش خطا در مدل‌ها می‌گردد. صحت این موضوع با تولید اعداد منفی برای برخی از دبی‌های تخمینی حاصل از مدل‌هایی با چهار و پنج روز تاخیر برای این حوضه قابل اثبات می‌باشد و به همین خاطر شش مدل

Archive of SID

www.SID.ir

غیرقابل قبول ردیف‌های ٤ و ٥ هر سه حالت (الف، ب و ج) در جدول ٥ ذکر نشده است. همان‌طور که در جدول ٥ مشاهده می‌گردد بهترین حالت برای سیستم استنتاج عصبی-فازی برای داده‌های خام می‌باشد که شامل دبی با ٣ روز تاخیر (Q_{t-1},Q_{t-2},Q_{t-3}) برای مقیاس‌های زمانی روزانه می‌باشد.

با توجه به نتایج به‌دست آمده از ٤٥ الگوی استفاده شده نمودارهای مشاهداتی در مقابل محاسباتی برای حالت بهینه هر سه مدل مورد استفاده شده در شکل ٦ آورده شده است. جدول (٦) مقایسه نتایج بهینه‌ترین الگوی هر سه مدل مورد استفاده شده را نشان می‌دهد و نتیجه حاکی از دقت بالای سیستم استنتاج عصبی-فازی نسبت به برنامه‌ریزی بیان ژن و شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد.

جدول ٥- مولفه‌های آماری مربوط به تخمین دبی روزانه با استفاده از مدل ANFIS

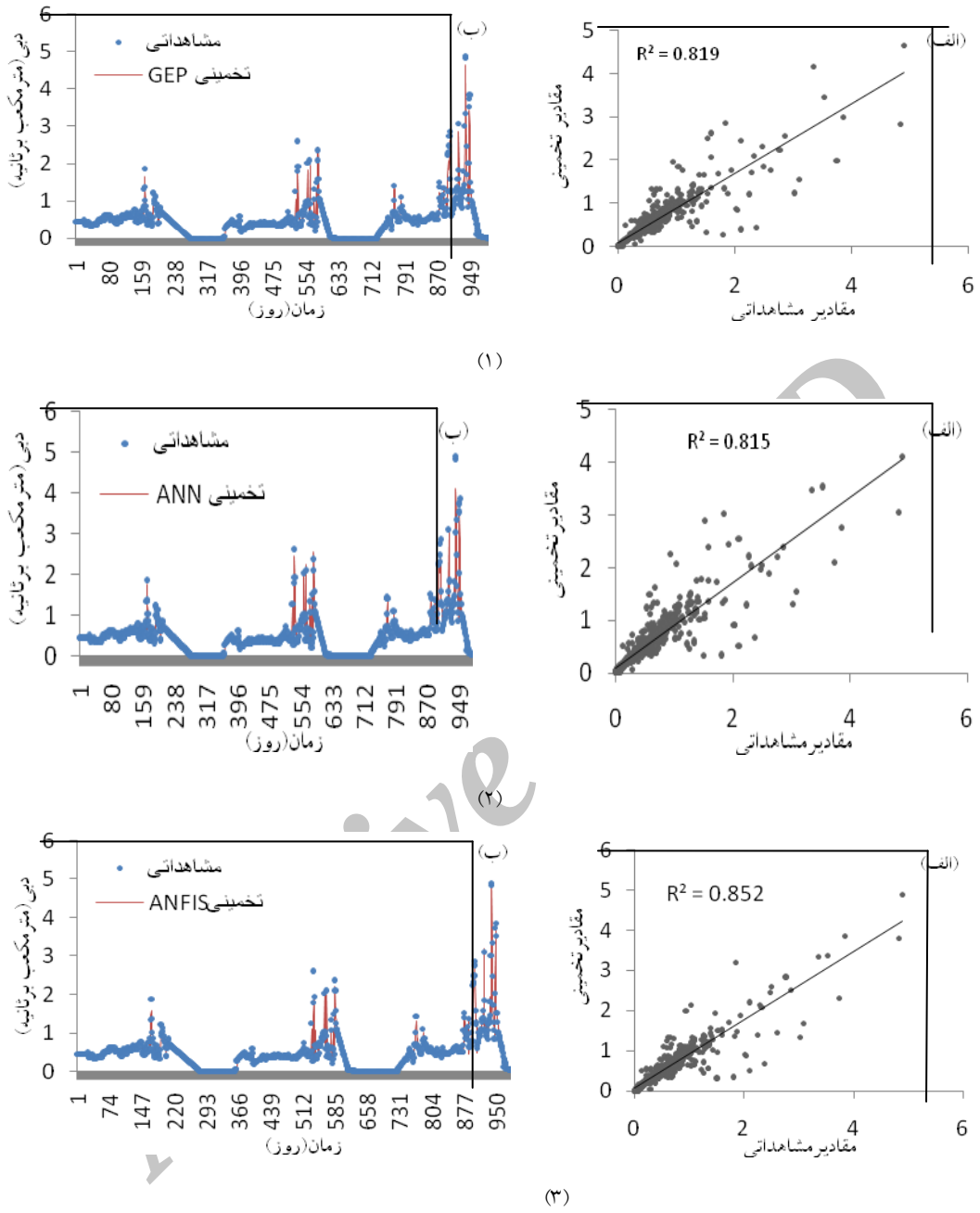
نوع داده‌های دبی	مدل	RMSE (m^3/s)		R^2	
حالت		آموزش	تست	آموزش	تست
(الف)	١	٠/٢٢٧	٠/٠٢٨	٠/٧٩٨	٠/٩٩٤
	٢	٠/٢١٩	٠/٠٢٣	٠/٨١١	٠/٩٩٤
	٣	٠/١٩٤	٠/٠٢٣	٠/٨٥٢	٠/٩٩٤
(ب)	١	٠/٢٢٧	٠/٠٢٨	٠/٧٩٨	٠/٩٩٤
	٢	٠/٢١٩	٠/٠٢٣	٠/٨١١	٠/٩٩٤
	٣	٠/١٩٦	٠/٠٢٢	٠/٨٥٢	٠/٩٩٤
(ج)	١	٠/٢٦٦	٠/٠٣٨	٠/٧١٩	٠/٩٨٥
	٢	٠/٢٥٨	٠/٠٣٢	٠/٧٣٥	٠/٩٨٦
	٣	٠/٢٢٨			

جدول ٦- نتایج مدل‌های برنامه‌ریزی بین ژن، شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی-فازی

بهترین مدل	مدل	متغیرهای ورودی	RMSE(m^3/s)		R^2	
			آموزش	تست	آموزش	تست
GEP	٥	$Q_{t-1},Q_{t-2},Q_{t-3},Q_{t-4},Q_{t-5}$	٠/٢١٥	٠/٠٢	٠/٨١٩	٠/٩٩٤
ANN	٣	Q_{t-1},Q_{t-2},Q_{t-3}	٠/٢١٧	٠/٠٢٢	٠/٨١٥	٠/٩٩٢
ANFIS	٣	Q_{t-1},Q_{t-2},Q_{t-3}	٠/١٩٤	٠/٠٢٢	٠/٨٥٢	٠/٩٩٤

Archive of SID

www.SID.ir



شکل ٦: (الف) نمودار پراکنش و (ب) نمودار مقادیر مشاهداتی–تخمینی مرحله صحت سنجی: ۱) مدل برنامه‌ریزی بیان ژن ۲) شبکه عصبی مصنوعی ۳) سیستم استنتاج عصبی فازی

نتیجه‌گیری

مدل‌سازی با روش‌های هوشمند برای تخمین جریان در رودخانه مردق انجام پذیرفت. جهت ارزیابی هر چه بیش‌تر مدل‌های هوشمند از سه روش، برنامه‌ریزی بیان ژن، شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی–فازی استفاده

www.SID.ir

گردید این امر به کمک نرم‌افزارهای GeneXprotools 4، Qnet 2000 و Matlab انجام شد و نتایج حاصل از نظر آماری با یکدیگر مقایسه شده است. بر پایه محاسبات انجام یافته در مدل برنامه‌ریزی بیان ژن نتایج تا دبی پنج روز قبل برای حالت (ب)، برای شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی-فازی نتایج تا سه روز قبل برای حالت (الف)، رو به بهبود بوده و بعد از آن رو به نزول گذاشته. از این تحقیق می‌توان چنین نتیجه گرفت که در روش‌های هوشمند هر چقدر داده‌ها بدون اعمال تغییر در الگوی ورودی استفاده شود نتیجه بهتری ارائه می‌دهد. با توجه به نتایج حاصل هر سه روش دارای توانایی قابل‌توجهی در تخمین میزان دبی جریان رودخانه مردق چای مراغه بوده و لذا با اطمینان کافی می‌توان از آن‌ها در تخمین دبی جریان بهره برد و به‌عنوان مدل‌های قابل‌قبول در این زمینه معرفی نمود. در نهایت مدل سیستم استنتاج عصبی-فازی در حالت (الف) به دلیل حفظ شرایط غیرخطی جریان رودخانه، بهترین تخمین را برای دبی جریان رودخانه مردق چای ارائه نموده است. فیرات (۲۰۰۷: ۱۳۷۰) از سه روش نروفازی، شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشخور و شبکه‌های عصبی تعمیم یافته رگرسیونی برای پیش‌بینی جریان رودخانه با داده‌های روزانه استفاده نمود. نتایج حاکی از برتری روش نروفازی بر دو روش دیگر می‌باشد. نتایج این تحقیق با توجه به دقت بالای مدل سیستم استنتاج عصبی-فازی تطابق با نتایج حاصل از تحقیق فوق دارد.

Archive of SID

www.SID.ir

منابع

- دربندی، ص (۱۳۹۰)، «پیش‌بینی دمای بیشینه، کمینه و متوسط هوا با استفاده از مدل‌های هوشمند»، طرح پژوهشی، دانشکده کشاورزی، گروه مهندسی آب، دانشگاه تبریز.

- رضوی زاده‌خسروشاهی، س (۱۳۸۹)، «مدل‌سازی و پیش‌بینی جریان رودخانه صوفی چای با استفاده از تئوری آشوب»، پایان‌نامه کارشناسی ارشد گروه عمران، دانشگاه آزاد واحد مهاباد.

- فربودنام، ن؛ قربانی، م.ع؛ اعلمی، م.ت (۱۳۸۸)، «پیش‌بینی جریان رودخانه با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک (مطالعه موردی: حوضه آبریز رودخانه لیقوان)»، ***مجله دانش کشاورزی***، شماره ٤، صص ۱۲۳-۱۰۷.

- Alvisi, S., Mascellani, G., Franchini, M., Bardossy, A., (2005), "Water level forecasting through fuzzy logic and artificial neural network approaches", ***J.Hydrol system science***, 2: 1107-1145.

- Baareh, AKM., Sheta, AF., Khnaifes, KA., (2006), "Forecasting river flow in the USA: A comparison between auto- regression and neural network non-parametric models", ***J Comput Sci***, 2(10): 775-780.

- Firat, M., (2007), "Artificial Intelligence Techniques for river flow forecasting in the seyhan river catchment, Turkey", ***J Hydrol Earth Syst Sci***, 4: 1369-1406.

- Jang, J.S.R., (1993), "ANFIS: adaptive network based fuzzy inference systems, IEEE Transactions on Systems", ***Man and Cybernetics***, 23 (3): 665–685

- Kisi, O., (2006), "Daily pan evaporation modeling using a neuro-fuzzy computing technique", ***Journal of Hydrology***, 329: 636–646.

- Kisi, O., (2005), "Suspended sediment estimation using neuro-fuzzy and neural network approaches", ***Hydrol Science Journal***, 50 (4): 683–696.

- Kisi, O., "2004. River flow modeling using artificial neural networks", ***J. Hydrol. Eng, ASCE***, 9 (1): 60– 63.

- Keskin, M.E., Terzi, O., Taylan, D., (2004), "Fuzzy logic model approaches to daily pan evaporation estimation in western Turkey", ***Hydrol. Sci. J***, 49(6): 1001-1010

- Khu, ST., Liong, SY., Babovic, V., Madsen, H., Muttil, N., (2001), "Genetic programming and its application in real- time runoff forming", ***J Am Water Res Assoc***, 37(2): 439-451.

- Liong, SY., Gautam, TR., Khu, ST., Babovic, V., Keijzer, M., Muttil, N., (2002), "Genetic programming: A new paradigm in rainfall runoff modeling", ***J Am Water Res Assoc***, 38(3): 705-718.

- Nayak, P.C., Sudheer, K.P., Rangan, D.M., Ramasastri, K.S., (2004), "A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series", ***Journal of Hydrology***, 291 (1–2): 52–66.

- Sette, S., Boullart, L., (2001),"Genetic programming: principles and applications". ***Engineering Applications of Artificial Intelligence***, 14: 727–736.

Archive of SID

www.SID.ir