Archive of SID

نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)
جلد ۲۸، شماره ۶، بهمن – اسفند ۱۳۹۳، ص. ۱۱۷۱-۱۱۶۲

Journal of Water and Soil
Vol. 28, No. 6, Jan.-Feb. 2015, p. 1162-1171

مقایسه روش های برنامه ریزی ژنتیک و ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه (مطالعه موردی: رودخانه باراندوزچای)

فرشاد احمدی[1*]- فریدون رادمنش[2]- رسول میرعباسی نجف آبادی[3]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۲/۱۱/۲۸
تاریخ پذیرش: ۱۳۹۳/۶/۱۰

چکیده

پیش بینی دقیق جریان رودخانه‌ها در مدیریت منابع آب از اهمیت بسزایی برخوردار است. در مطالعه حاضر به منظور پیش‌بینی جریان رودخانه باراندوزچای از دو روش برنامه‌ریزی ژنتیک (GP) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) استفاده شد. داده‌های جریان روزانه این رودخانه در ایستگاه دیزج در خلال سال‌های ۱۳۸۵ تا ۱۳۸۹ برای ایجاد مدل استفاده شد که ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۲۰ درصد برای تست مدل بکار رفت. نتایج نشان داد که در هر دو روش، مدل‌های شامل جریان یک، دو و سه روز قبل بالاترین دقت را در مرحله صحت‌سنجی داشتند. همچنین دقت هر دو مدل با افزایش مقادیر دبی کاهش می‌یابد. مقایسه نتایج دو مدل نشان داد که گرچه دقت روش برنامه ریزی ژنتیک با R=۰/۹۷۸ و RMSE=۱/۶۶(m^3/s) نسبت به روش ماشین بردار پشتیبان با R=۰/۹۷۶ و RMSE=۱/۸۰(m^3/s) اندکی بیشتر بود، اما روش SVM به مراتب ساده‌تر از روش GP می‌باشد و این روش می‌تواند به عنوان یک روش کاربردی برای پیش‌بینی جریان روزانه بکار رود.

واژه های کلیدی: برنامه‌ریزی ژنتیک، پیش‌بینی جریان روزانه، ماشین بردار پشتیبان، رودخانه باراندوزچای

مقدمه

نیاز روزافزون به آب سبب گردیده است که برنامه‌ریزی‌های مدیریتی به منظور کنترل مصرف آب در آینده از اهمیت بیشتری برخوردار باشد. با پیش‌بینی نمودن جریان رودخانه‌ها علاوه بر مدیریت بهره‌برداری از منابع آب، می‌توان حوادث طبیعی نظیر سیل و خشکسالی را نیز پیش‌بینی و مهار نمود. برنامه‌ریزی ژنتیک[4] شاخه ای از الگوریتم‌های تکاملی است که توانایی مدل‌سازی فرایندهای کاملا غیرخطی و پویا را دارند. تاکنون محققین مختلفی در سراسر جهان با روش‌های مختلف اقدام به پیش بینی جریان رودخانه‌ها در مقیاس‌های زمانی ساعتی، روزانه و ماهانه نموده‌اند. خو و همکاران (۱۴) رواناب ساعتی حوضه اُرگوال فرانسه را با استفاده از روش برنامه‌ریزی ژنتیک، پیش‌بینی نمودند. بررسی نتایج نشان داد که برنامه‌ریزی ژنتیک توانایی پیش‌بینی دقیق رواناب را در تمام فواصل زمانی مورد بررسی و به ویژه فواصل زمانی کوتاه‌تر از زمان تمرکز حوضه را داراست. مقایسه نتایج با مطالعه دیگری که در آن روش‌های خودهمبستگی و فیلترکالمن استفاده شده بود، مشخص نمود که برنامه ریزی ژنتیک ابزار مناسب‌تری برای پیش‌بینی رواناب است. همچنین بر طبق تحقیقات آیتک و همکاران (۸) روش برنامه‌ریزی ژنتیک یک روش مناسب و علمی در پیش‌بینی روابط بارش- رواناب می‌باشد. گوون (۱۲) برای پیش‌بینی دبی جریان روزانه رودخانه شویل‌کیل[5] در ایالات متحده از روش برنامه‌ریزی ژنتیک خطی استفاده و نتایج حاصل را با دو الگو از روش‌های شبکه عصبی مورد مقایسه قرارداد. وی نشان داد که هر دو روش نتایج قابل قبولی داشته اند، اما روش برنامه‌ریزی ژنتیک خطی از دقت بالاتری نسبت به روش‌های شبکه عصبی برخوردار است. قربانی و همکاران (۱۱) عملکرد سه روش برنامه ریزی ژنتیک، شبکه عصبی مصنوعی[6] و نروفازی[7] را در روندیابی سیلاب رودخانه قزل ایرماق ترکیه مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج مطالعه آنها نشان داد که از بین سه روش مذکور مدل برنامه ریزی ژنتیک با دقت بیشتری هیدروگراف خروجی

۱ و ۲- دانشجوی دکتری و دانشیار گروه مهندسی منابع آب، دانشکده مهندسی علوم آب، دانشگاه شهید چمران اهواز
(*- نویسنده مسئول: Email: Farshad.paper@yahoo.com)
۳- استادیار گروه مهندسی آب، دانشگاه شهرکرد

4 - Genetic Programming

5 - Schuylkill
6- Artificial Neural Network (ANN)
7- Neuro-fuzzy

www.SID.ir

Archive of SID

را شبیه‌سازی می‌کند. ظهیری و عظمت الله (۱۹) برای پیش بینی دبی جریان در مقاطع مرکب از دو روش برنامه ریزی ژنتیک خطی و مدل درختی M5 استفاده کردند. نتایج نشان داد که هرچند هر دو مدل از دقت بالایی برای پیش‌بینی جریان برخوردار بودند، اما دقت روش برنامه‌ریزی ژنتیک خطی بالاتر از مدل درختی M5 بود.

ماشین بردار پشتیبان یکی از روش های یادگیری تحت نظارت[1] است که هم برای دسته‌بندی و هم رگرسیون قابل استفاده است. این روش توسط وپنیک (۱۷) بر پایه تئوری یادگیری آماری[2] بنا نهاده شده است. ماشین بردار پشتیبان[3] روشی برای طبقه بندی دوتائی در فضای ویژگی‌های دلخواه است و از این‌رو روشی مناسب برای مسائل پیش‌بینی به شمار می رود (۱۶). ماشین بردار پشتیبان در اصل یک دسته‌بندی کننده دو کلاسه است که کلاس‌ها را توسط یک مرز خطی از هم جدا می‌کند. در این روش نزدیک‌ترین نمونه‌ها به مرز تصمیم‌گیری را بردارهای پشتیبان می‌نامند. این بردارها معادله مرز تصمیم‌گیری را مشخص می‌کنند. الگوریتم‌های شبیه‌سازی هوشمند کلاسیک مانند شبکه های عصبی مصنوعی، معمولا قدر مطلق خطا یا مجموع مربعات خطای داده‌های آموزشی را حداقل می‌کنند، ولی مدل‌های SVM، اصل حداقل سازی خطای ساختاری را به کار می‌گیرند (۱۳). اخیرا این مدل‌ها در گستره وسیعی از مسائل هیدرولوژیکی و به ویژه پیش‌بینی جریان رودخانه‌ها به کار رفته‌اند. نیک بخت شهبازی (۵) از مدل ماشین بردار پشتیبان سری های زمانی و داده‌های رودخانه‌های کشف رود (ایستگاه آق دربند) و هریرود (ایستگاه پل خاتون) در یک دوره ۴۵ ساله (۱۳۳۰ تا ۱۳۷۴) جهت تولید جریان استفاده کردند. نتایج نشان داد که ماشین بردار پشتیبان در حفظ توام خواص ماهیانه و سالیانه جریان بسیار خوب عمل می کند. مقایسه نتایج حاصل با مدل HEC4، نشان داد که مدل بردار پشتیبان روشی بسیار بهتر و دقیق تر در تولید جریان مصنوعی بوده و عملکردی به مراتب بهتر از خود نشان می دهد. یو و همکاران (۱۸) از روش ماشین بردار پشتیبان برای پیش بینی سیلاب ساعتی رودخانه لان یانگ در کشور تایوان استفاده کردند. نتایج نشان داد که این روش برای پیش بینی سیلاب یک ساعت آینده از دقت بالایی برخوردار بود. در مطالعه‌ای دیگر، یو و همکاران (۱۹) از روش ماشین بردار پشتیبان جهت پیش بینی سیل ساعتی رودخانه لان یانگ در تایوان استفاده نمودند. نتایج حاصل حاکی از دقت مناسب و قابل قبول روش مذکور در پیش بینی رویداد های سیل در ۱ تا ۶ ساعت بعد داشت. آداموفسکی و پراشر (۶) برای پیش‌بینی جریان روزانه در حوضه کوهستانی سیانجی[4] واقع در منطقه هیمالیای هندوستان از دو روش رگرسیون ماشین بردار پشتیبان (SVR) و شبکه های موجک[5] (WN) استفاده کردند. مقایسه نتایج نشان داد که گرچه هر دو روش از دقت خوبی در پیش بینی جریان روزانه برخوردار بودند، اما دقت روش شبکه های موجک اندکی بیشتر بود.

با عنایت به موارد فوق می‌توان دریافت که تخمین پارامترهای هیدرولوژیکی هم‌چون پیش‌بینی جریان رودخانه‌ها از دیرباز مورد توجه محققین امر بوده و بدین منظور روش‌های متعددی از جمله مدل‌های تجربی- نیمه تجربی، سری‌های زمانی و مدل‌های هوشمند توسعه یافته‌اند که در این میان مدل‌های هوشمند با الهام گرفتن از طبیعت قادر به تخمین پارامترهای مربوط به پدیده‌های طبیعی با دقت قابل قبول می‌باشند و نیز دقت قابل توجهی نسبت به سایر روش‌ها دارند. لذا در این تحقیق سعی گردیده است که عملکرد دو مدل هوشمند برنامه‌ریزی ژنتیک (GP) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) در پیش-بینی جریان روزانه رودخانه باراندوزچای مورد بررسی قرار گرفته و اهداف زیر دنبال شود: ۱) توسعه مدل‌های مناسب GP و SVM برای پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه باراندوزچای، ۲) استخراج ساختار درختی و رابطه ریاضی حاکم بر دبی روزانه رودخانه مورد مطالعه با استفاده از روش GP، ۳) تعیین مقدار بهینه ضرایب سه‌گانه مدل SVM و پیش‌بینی جریان روزانه.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

در این مطالعه، از داده‌های دبی جریان روزانه ایستگاه هیدرومتری دیزج واقع بر رودخانه باراندوزچای ارومیه در دوره آماری ۱۳۸۵ تا ۱۳۸۹ استفاده گردید. مساحت حوضه باراندوزچای در ایستگاه هیدرومتری دیزج ۶۶۰/۷۱ کیلومتر مربع است. این حوضه در شمال غرب کشور بین دریاچه ارومیه و مرز ایران و کشورهای عراق و ترکیه در موقعیت جغرافیایی ´۴۵ °۴۴ تا ´۱۴ °۴۵ طول شرقی و ´۰۶ °۳۷ تا ´۲۹ °۳۷ عرض شمالی واقع شده است. طول آبراهه اصلی حوضه ۷۵ کیلومتر بوده و حداکثر و حداقل ارتفاع این حوضه به ترتیب ۳۵۰۰ و ۱۲۵۰ متر از سطح آزاد دریاها می‌باشد. در جدول ۱ مشخصات آماری ایستگاه هیدرومتری دیزج آورده شده است. شکل‌های ۱ و ۲ نیز به ترتیب نمودار سری‌زمانی جریان وزانه رودخانه باراندوزچای و موقعیت ایستگاه هیدرومتری دیزج را نشان می‌دهد.

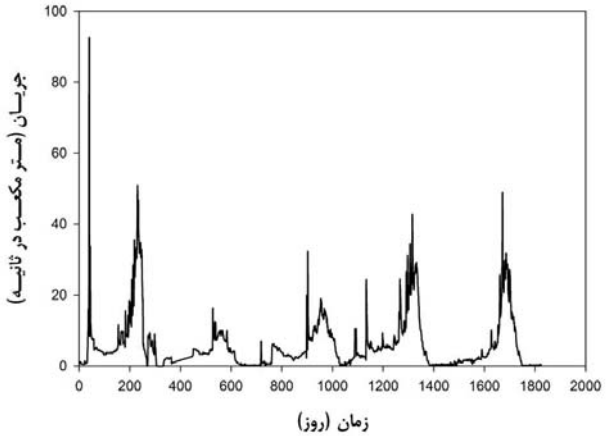
برنامه‌ریزی ژنتیک

روش برنامه‌ریزی ژنتیک اولین بار توسط کوزا (۱۵) توسعه داده شد. این روش جزو روش‌های الگوریتم تکاملی محسوب می‌شود که مبنای آنها براساس نظریه تکامل داروین استوار است.

1- Supervised learning
2- Statistical Learning Theory
3- Support Vector Machine (SVM)
4- Sianji
5- Wavelet Networks

www.SID.ir

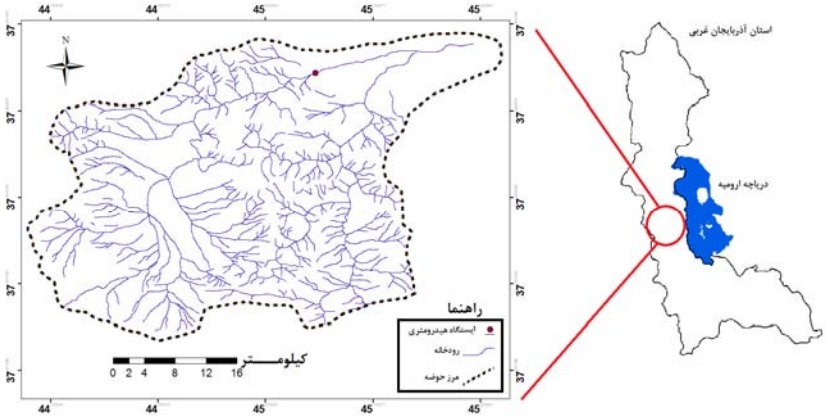
Archive of SID



شکل ۱- نمودار سری زمانی جریان روزانه رودخانه در دوره آماری ۱۳۸۵- ۱۳۸۹

جدول ۱- مشخصات آماری سری جریان روزانه رودخانه باراندوزچای در محل ایستگاه دیزج در دوره آماری ۱۳۸۵- ۱۳۸۹

مشخصات آماری دبی روزانه	(m^3/s)
میانگین	۵/۹۲
واریانس	۵۷/۹۸
انحراف معیار	۷/۶۱
حداکثر	۹۲/۶۰
حداقل	۰/۰۰



شکل ۲- موقعیت حوضه آبریز باراندوزچای و ایستگاه هیدرومتری دیزج

الگوریتم‌های یاد شده اقدام به تعریف یک تابع هدف در قالب معیارهای کیفی نموده و سپس تابع یاد شده را برای مقایسه جواب‌های مختلف حل مسئله در یک فرآیند گام به گام تصحیح ساختار داده‌ها به کار می‌گیرند و در نهایت، جواب مناسب را ارائه می‌نمایند. روش برنامه‌ریزی ژنتیک جدیدترین شیوه از بین روش‌های الگوریتم تکاملی می‌باشد که به دلیل دارا بودن دقت کافی، از کاربرد بیشتری برخوردار است (۷). تفاوت اساسی موجود بین الگوریتم ژنتیک و برنامه‌ریزی ژنتیک به طبیعت هر یک از افراد بر می‌گردد، به نحوی که افراد در الگوریتم ژنتیک، ردیف‌های خطی با طول ثابت می‌باشند (کروموزم‌ها) ولی در برنامه‌ریزی ژنتیک، همانند شاخه‌های مجزا هستند. همچنین در برنامه‌ریزی ژنتیک بر ساختار درختی مجموعه‌ها تاکید می‌شود ولی الگوریتم ژنتیک، بر اساس سیستم ارقام دودویی عمل می‌نماید. فرآیند گام به گام حل یک مسئله با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک متشکل از ۵ مرحله به شرح زیر می‌باشد (۴):

www.SID.ir

Archive of SID

۱) انتخاب مجموعه ترمینال: که همان متغیرهای مستقل مسئله و متغیرهای حالت سامانه می‌باشند. ۲) انتخاب مجموعه توابع: که شامل عملگرهای حسابی، توابع آزمون و توابع بولی[1] می‌باشد. ۳) شاخص اندازه‌گیری دقت مدل که بر مبنای آن می‌توان مشخص نمود که توانایی مدل در حل یک مسئله خاص تا چه اندازه می‌باشد. ۴) مولفه‌های کنترل: مقادیر مولفه‌های عددی و متغیرهای کیفی که برای کنترل اجرای برنامه‌ها استفاده می‌شوند. ۵) شرط توقف اجرای برنامه: که معیاری برای حصول نتیجه و توقف اجرای برنامه می‌باشد.

در مطالعه حاضر از برنامه GeneXpro Tools (۱۰) برای توسعه و اجرای مدل‌های مبتنی بر برنامه‌ریزی ژنتیک استفاده شد. فرآیند مدل‌سازی جریان رودخانه باراندوزچای در تحقیق حاضر به شکل زیر صورت گرفت.

گام اول، انتخاب تابع برازش مناسب می‌باشد که در این مطالعه تابع جذر میانگین مربعات خطا به عنوان تابع برازش انتخاب گردید. گام دوم، انتخاب مجموعه متغیرهای ورودی و مجموعه توابع به منظور تولید کروموزوم‌ها می‌باشد. در مسئله حاضر مجموعه ترمینال‌ها متشکل از مقادیر جریان رودخانه با تاخیرهای زمانی می‌باشد. در این مطالعه، از چهار عملگر اصلی که شامل $\{+,-,\times,\div\}$ و نیز توابع ریاضی $\{X^2, X^3, \sqrt[3]{X}, \sqrt{X}, Log(X)\}$ استفاده شد. گام سوم، شامل انتخاب ساختار و معماری کروموزوم‌ها می‌باشد. گام چهارم انتخاب تابع پیوندی است که در این مطالعه عمل جمع برای ایجاد پیوند بین زیرشاخه‌ها مورد استفاده قرار گرفت. در نهایت، در گام پنجم عملگرهای ژنتیک و نرخ هریک از آنها انتخاب می‌شود.

ماشین های بردار پشتیبان

در یک مدل رگرسیونی SVM لازم است وابستگی تابعی متغیر وابسته y به مجموعه‌ای از متغیرهای مستقل x تخمین زده شود. فرض براین است که مانند دیگ مسائل رگرسیونی، رابطه بین متغیرهای وابسته و مستقل توسط یک تابع معین f به علاوه یک مقدار اضافی نویز[2] مشخص می‌شود.

$$y = f(x) + Noise \qquad (۱)$$

بنابراین موضوع اصلی، پیدا کردن فرم تابع f است که بتواند به صورت صحیح، موارد جدیدی را که SVM تاکنون تجربه نکرده است پیش‌بینی کند. این تابع به وسیله آموزش مدل SVM بر روی یک مجموعه داده به عنوان مجموعه آموزش که شامل فرآیندی به منظور بهینه‌سازی دائمی تابع خطا است، قابل دسترسی است. برمبنای تعریف این تابع خطا، دو نمونه از مدل‌های SVM شناخته شده است که عبارتند از الف) مدل‌های رگرسیونی SVM نوع اول که مدل‌های $SVM-\nu$ نیز نامیده می‌شوند و ب) مدل‌های رگرسیونی SVM نوع دوم که با نام $SVM-\varepsilon$ شناخته شده هستند. در این مطالعه $SVM-\varepsilon$ به دلیل کاربرد گسترده آن در مسائل رگرسیونی مورد استفاده قرار گرفت. برای این مدل، تابع خطا به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\frac{1}{2}W^T W + C\sum_{i=1}^{N}\xi_i + C\sum_{i=1}^{N}\xi_i^* \qquad (۲)$$

تابع خطای فوق لازم است که با توجه به محدودیت های زیر کمینه گردد (۱۳):

$$\begin{aligned} &W^T\phi(x_i) + b - y_i \le \varepsilon + \xi_i^* \\ &y_i - W^T\phi(x_i) - b \le \varepsilon + \xi_i^* \\ &\xi_i, \xi_i^* \ge 0 \end{aligned} \qquad (۳)$$

که در این روابط C ثابت گنجایش، W بردار ضرایب، W^T ترانهاده بردار ضرایب، ξ_i, ξ_i^* ضرایب کمبود، b ضریب ثابت، N الگوهای آموزش مدل و ϕ تابع کرنل است. اطلاعات کمی در مورد انتخاب تابع غیرخطی مناسب ϕ در دسترس می‌باشد. ماشین‌های بردار پشتیبان برای حل مسائل غیرخطی، ابعاد مساله را از طریق توابع کرنل تغییر می‌دهند. انتخاب کرنل برای SVM به حجم داده‌های آموزشی و ابعاد بردار ویژگی بستگی دارد. به عبارت دیگر، باید با توجه به این پارامترها تابع کرنلی را انتخاب نمود که توانایی آموزش برای ورودی‌های مساله را داشته باشد. در عمل چهار نوع کرنل خطی[3]، کرنل چند جمله‌ای[4]، کرنل تانژانت هیپربولیک[5] و کرنل گوسی[6] (RBF) به کار گرفته می شوند. در جدول ۲ معادلات برخی از کرنل-های رایج ارائه شده اند.

جدول ۲- توابع کرنل رایج در ماشین های بردار پشتیبان (۱۳)

نوع تابع	تابع کرنل
خطی	$K(x_i, x_j) = x_i^T . x_j$
چند جمله ای	$K(x_i, x_j) = (\gamma x_i^T . x_j + C)^d$
تانژانت هیپربولیک	$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T . x_j + C)$
RBF	$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\gamma\left\|x_i - x_j\right\|^2\right)$

در نهایت، تابع تصمیم رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی به صورت معادله زیر خواهد بود که کنترل کننده میزان نوسان تابع گوسی و همچنین کنترل کننده نتایج پیش‌بینی و تعمیم دهنده مدل

1 - Boolean functions
2 - Noise

3 - Linear kernel
4 - Polynomial kernel
5 - Hyperbolic tangent kernel
6 - Radial Base Function kernel

www.SID.ir

Archive of SID

SVM است (۱۹).

$$f(x_i) = \sum_{i=1}^{1}(-\partial_i - \partial_i^*)K(x_i, x_j) + b \quad (۴)$$

معیارهای ارزیابی مدل

در این تحقیق، برای ارزیابی مدل‌های مورد نظر از معیارهای ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا استفاده می‌شود:

$$R = \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(Q_i - \widehat{Q}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(Q_i - \overline{Q})^2}\right)^{0.5} \quad (۵)$$

$$RMSE = \left(\frac{\sum_{i=1}^{n}(Q_i - \widehat{Q}_i)^2}{n}\right)^{0.5} \quad (۶)$$

که در روابط فوق Q_i مقدار مشاهده شده در گام زمانی i ام، $\widehat{Q}_i$ مقدار محاسبه شده در همان زمان، n تعداد داده‌ها و $\overline{Q}$ میانگین مقادیر مشاهداتی می‌باشد. هر چه مقدار ضریب همبستگی بالاتر و RMSE کمتر باشد، نتایج دقیق‌تر و قابل اعتمادتر خواهند بود.

نتایج

نتایج مدل‌سازی برنامه‌ریزی ژنتیک

در مطالعه حاضر برای مدل‌سازی جریان روزانه رودخانه باراندوزچای با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک، داده‌های ۴ سال (از یک مهر ۱۳۸۵ تا سی و یک شهریور ۱۳۸۸) برای آموزش و یک سال (از یک مهر ۱۳۸۸ تا سی و یک شهریور ۱۳۸۹) به عنوان داده‌های تست انتخاب شدند. به طور کلی ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۲۰ درصد نیز برای تست در نظر گرفته شد. در برنامه‌ریزی ژنتیک انتخاب جمعیت‌های اولیه که همان الگوی‌های ورودی می‌باشد از اهمیت بالایی برخوردار است. با توجه به اینکه در این مطالعه توالی دبی روزهای قبل در پیش‌بینی دبی امروز مد نظر بوده، صرفا از داده‌های دبی جریان با توالی برگشتی تا ۵ روز قبل به عنوان داده‌های آموزشی، به صورت ترکیب‌های مختلف مطابق با جدول ۳ استفاده شده است. نکته مهم دیگر در برنامه‌ریزی ژنتیک، انتخاب عملگرهای مدل برای انجام محاسبات می‌باشد. در این مطالعه عملگر ترکیب به دلیل دارا بودن دقت بالا، برای مدل‌سازی جریان روزانه انتخاب شد.

در جدول ۴ نتایج ارزیابی الگوهای مختلف ورودی برنامه ریزی ژنتیک برای مدل‌سازی جریان روزانه رودخانه در مراحل آموزش و صحت‌سنجی را نشان می‌دهد. با توجه به این جدول می‌توان نتیجه گرفت که مدل شامل دبی‌های یک، دو و سه روز قبل با R=۰/۹۷۸ و RMSE=۱/۶۶(m^3/s) دارای بیشترین دقت در مرحله صحت سنجی بوده و به عنوان بهترین الگو برای مدل برنامه‌ریزی ژنتیک انتخاب گردید. شکل ۳ نمودار مقادیر مشاهداتی و مقادیر پیش‌بینی شده حاصل از بهترین مدل برنامه‌ریزی ژنتیک (الگوی ۳) برای سری روزانه جریان رودخانه باراندوزچای، در مرحله صحت‌سنجی را نشان می‌دهد. با توجه به این شکل‌ها می‌توان نتیجه گرفت که برنامه‌ریزی ژنتیک در بهترین حالت خود به خوبی توانسته دبی جریان روزانه رودخانه مورد مطالعه را پیش‌بینی کند. همانگونه که در شکل ۳ مشاهده می شود، دقت نتایج مدل برنامه ریزی ژنتیک در پیش بینی دبی های کمتر بیش از دبی‌های بزرگتر می باشد.

جدول ۳- الگوهای ورودی مورد استفاده در مقیاس زمانی روزانه رودخانه باراندوزچای

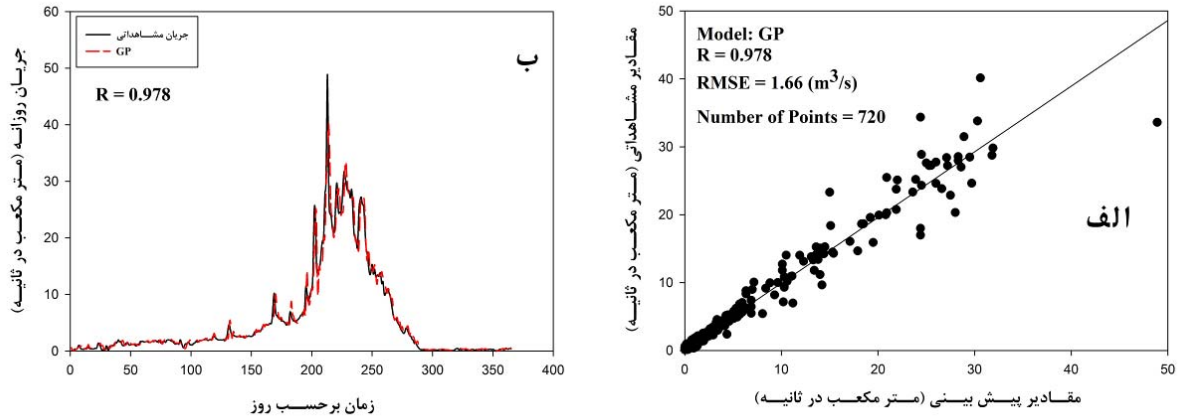
ردیف	الگوی ورودی مدل در مقیاس روزانه
۱	Q(t)=f{Q(t-1)}
۲	Q(t)=f{Q(t-1), Q(t-2)}
۳	Q(t)=f{Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3)}
۴	Q(t)=f{Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4)}
۵	Q(t)=f{Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4), Q(t-5)}

جدول ٤- تحلیل‌های آماری نتایج برنامه‌ریزی ژنتیک برای الگوهای مختلف ورودی جریان روزانه رودخانه باراندوزچای

شماره الگو	آموزش		صحت‌سنجی	
	R	RMSE (m^3/s)	R	RMSE (m^3/s)
۱	۰/۹۰۴	۳/۱۸	۰/۹۷۴	۱/۹۳
۲	۰/۹۳۴	۲/۶۶	۰/۹۷۵	۱/۷۸
۳	۰/۹۳۹	۲/۵۶	۰/۹۷۸	۱/۶۶
۴	۰/۹۳۰	۲/۷۳	۰/۹۷۴	۱/۸۲
۵	۰/۹۰۹	۲/۱۶	۰/۹۷۳	۱/۸۸

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۳- نمودارهای الف) پراکندگی و ب) ترسیمی مقادیر مشاهداتی و مقادیر پیش‌بینی شده حاصل از بهترین مدل برنامه‌ریزی ژنتیک در مرحله صحت‌سنجی

یکی از قابلیت‌های مهم روش برنامه‌ریزی ژنتیک، ارائه رابطه ریاضی برای متغیرهای هیدرولوژیکی مورد بررسی می‌باشد. در این مطالعه نیز رابطه ریاضی به دست آمده از برنامه‌ریزی ژنتیک به همراه ساختار آن ارائه شده است. شکل ۴ ساختار درختی هریک از ژن‌ها را نشان می‌دهد. در این ساختار C0 و C1 ضرایب برنامه‌ریزی ژنتیک و d2، d1 و d0 به ترتیب معادل دبی یک، دو و سه روز قبل می‌باشند. با استفاده از این ساختار درختی می‌توان شکل ریاضی جریان روزانه رودخانه باراندوزچای را به صورت رابطه ۷ ارائه نمود.

$$Q_t = 0.35 + 0.425Q_{t-2} - 0.425Q_{t-3} - 0.026Q_{t-1}Q_{t-2} + 0.026Q_{t-2}Q_{t-3} + Q_{t-1} \quad (۷)$$

نتایج مدل‌سازی SVM

در این مرحله به منظور کاهش دامنه تغییرات داده‌های جریان روزانه رودخانه باراندوزچای و همسان‌سازی اطلاعات ورودی و خروجی، داده‌ها استانداردسازی شد. در مرحله بعد مقادیر بهینه مشخصه‌های مدل SVM شامل ε و C تعیین می‌گردد. همچنین در این مطالعه تابع کرنل مورد استفاده، تابع RBF انتخاب شد چرا که از دقت بهتری در برآورد جریان روزانه رودخانه باراندوزچای برخوردار بود. در این تابع نیز مشخصه γ بایستی تعیین گردد. بنابراین در حالت کلی برای پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه باراندوزچای توسط مدل SVM رگرسیونی، لازم است که مقادیر بهینه سه مشخصه مذکور به‌دست آید که بدین منظور دو مشخصه ε و C توسط الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی شبکه[1] و متغیر γ نیز به صورت آزمون و خطا محاسبه شد. البته قابل ذکر است که الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی شبکه بسیار کند عمل می‌کند و زمان محاسباتی زیادی را به خود اختصاص می‌دهد. برای حل این مشکل در تحقیق مذکور طبق توصیه چن و یو (۹) از برنامه اصلاح شده الگوریتم جستجوی شبکه که به نام الگوریتم جستجوی شبکه دو مرحله‌ای[2] معروف است به همراه اعتبارسنجی متقاطع[3] استفاده شد. برای این منظور ابتدا با انتخاب شبکه‌هایی با ابعاد بزرگ محدوده مشخصه‌های ε و C به ازای مقدار ثابت مشخصه γ تعیین شد. سپس با مشخص شدن محدوده مذکور و تقسیم آن به شبکه‌هایی با ابعاد ریزتر مقادیر دقیق دو مشخصه ε و C مشخص شدند. روند مذکور برای دیگر مقادیر γ نیز تکرار شد و بدین‌طریق مدل‌های متفاوتی با تغییر در مقدار γ حاصل شدند. حال می‌توان از بین مدل‌های توسعه داده شده مدل با کمترین خطا را تعیین کرده و مشخصه‌های آن را به عنوان مقادیر بهینه ε، C و γ انتخاب نمود.

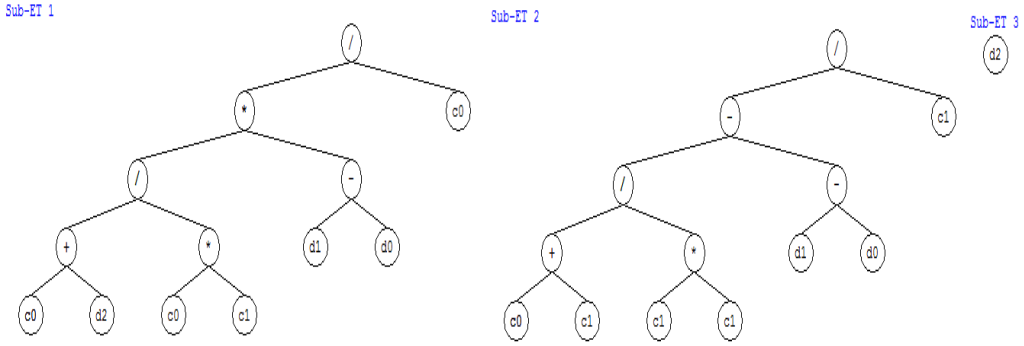
در تحقیق حاضر از مدل SVM نیز با همان الگوهای ورودی برنامه ریزی ژنتیک برای مدل‌بندی جریان رودخانه استفاده شد. برای هر الگوی ورودی با تغییر ε، C و γ شبکه‌های مختلفی ساخته و آموزش داده شد و در نهایت ساختاری که دارای کمترین خطا بود، به عنوان مناسب‌ترین الگو انتخاب شد. جدول ۵ شاخص‌های آماری مربوط به نتایج حاصل از کاربرد مدل SVM و مناسب‌ترین مقادیر ε، C و γ را برای هر الگوی ورودی نشان می‌دهد. از نتایج این جدول چنین بر می‌آید که دقت مدل‌سازی رفته رفته تا سه تاخیر زمانی دبی رو به بهبود بوده و بعد از آن کاهش پیدا می‌کند. از مقایسه جداول ۴ و ۵ می‌توان نتیجه گرفت که برنامه‌ریزی ژنتیک از دقت بهتری نسبت به مدل SVM برخوردار بوده و در تخمین دبی پیک نیز عملکرد بهتری داشته است. همچنین مدل SVM در تخمین مقادیر کمینه پایانی نیز دچار بیش برازش شده است (شکل ۵).

1 - Grid Search

2 - Two-Steps Grid Search
3 - Cross-Validation

www.SID.ir

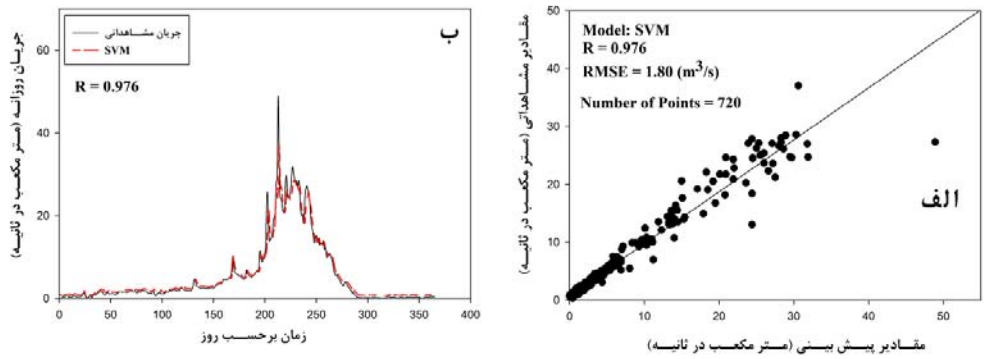
Archive of SID



شکل ٤- ساختار درختی برنامه‌ریزی ژنتیک برای بهترین مدل جریان روزانه رودخانه باراندوزچای

جدول ٥- تحلیل‌های آماری نتایج SVM برای الگوهای مختلف ورودی جریان روزانه رودخانه باراندوزچای

شماره الگو	آموزش		صحت‌سنجی		متغییرهای مدل SVM		
	R	RMSE (m^3/s)	R	RMSE (m^3/s)	C	ε	γ
۱	۰/۹۳۵	۲/۸۱	۰/۹۷۵	۲/۰۵	۹	۰/۲۰	۱/۵۰۰
۲	۰/۹۳۵	۲/۷۵	۰/۹۷۴	۱/۹۹	۱۰	۰/۳۰	۰/۸۵۹
۳	۰/۹۳۶	۲/۷۷	۰/۹۷۶	۱/۸۰	۱۰	۰/۱۰	۰/۳۲۹
۴	۰/۹۳۴	۲/۹۹	۰/۹۷۵	۲/۳۶	۱۰	۰/۱۰	۰/۲۷۰
۵	۰/۹۳۳	۲/۶۸	۰/۹۷۴	۲/۴۱	۱۰	۰/۴۰	۰/۲۱۰



شکل ٥- نمودارهای الف) پراکندگی و ب) ترسیمی مقادیر مشاهداتی و مقادیر پیش‌بینی شده حاصل از بهترین مدل SVM در مرحله صحت‌سنجی

نتیجه‌گیری

تعیین جریان رودخانه‌ها یکی از مولفه‌های مهم و تاثیرگذار در مدیریت منابع آب حوضه آبریز می‌باشد. در این مطالعه جریان روزانه رودخانه باراندوزچای در دوره آماری ۱۳۸۵ تا ۱۳۸۹ با استفاده از روش برنامه‌ریزی ژنتیک و ماشین بردار پشتیبان مدل‌سازی شد. به طور کلی نتایج حاصل از این مطالعه به شرح زیر ارائه می‌شود:

برای سری روزانه بهترین عملکرد برنامه‌ریزی ژنتیک با سه تاخیر زمانی در ورودی‌های مدل به دست آمد و ضریب همبستگی و میانگین مربعات مجذور خطا برای این الگو به ترتیب ۰/۹۷۸ و ۱/۶۶ (m^3/s) محاسبه گردید.

مقادیر بهینه مشخصه‌های مدل SVM یعنی ε و C با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی شبکه و مشخصه γ با استفاده از سعی و خطا به ترتیب معادل ۰/۱۰۰، ۱۰ و ۰/۳۲۹ به دست آمد.

ارزیابی عملکرد SVM بر مبنای دو آماره R و RMSE نشان می‌دهد که دقت مدل‌سازی تا تاخیر سوم رو به بهبود بوده و از آن به بعد کاهش می‌یابد. به طوری که ضریب همبستگی و میانگین مربعات مجذور خطا در بهترین حالت مدل SVM به ترتیب معادل ۰/۹۷۶ و

www.SID.ir

Archive of SID

(m^3/s) ۱/۸۰ به دست آمد.

نتایج مطالعه حاضر در مجموع روش برنامه‌ریزی ژنتیک را به عنوان یک روش صریح و دقیق برای پیش‌بینی جریان رودخانه‌ها پیشنهاد می‌کند. این پیشنهاد با نتایج حاصل از مطالعات گون (۱۲) که به پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه به کمک برنامه‌ریزی ژنتیک پرداخته است، مطابقت کامل دارد. خو و همکاران (۱۴) از برنامه‌ریزی ژنتیک برای پیش‌بینی رواناب بهره برده و نتایج حاصل را با مقادیر مشاهداتی و نیز مقادیر محاسبه شده توسط روش‌های کلاسیک مقایسه نمودند. نتایج بدست آمده حاکی از دقت بالای برنامه‌ریزی ژنتیک بود. در تحقیقی که آیتک و کیشی (۸) در مدل‌سازی رسوب معلق انجام دادند، برنامه‌ریزی ژنتیک دقت فوق العاده بالایی نسبت به مدل رگرسیون از خود نشان داد. فربودنام و همکاران (۲) و داننده مهر و همکاران (۱) و قبادیان و همکاران (۳) نیز در تحقیقات خود نشان دادند که برنامه‌ریزی ژنتیک از دقت بسیار بالایی در مدل‌سازی فرایندهای مختلف برخوردار است و نتیجه این تحقیق نیز برتری روش GP را نسبت به مدل SVM نشان می‌دهد.

نتایج این مطالعه نشان داد که گرچه دقت روش برنامه‌ریزی ژنتیک نسبت به روش ماشین بردار پشتیبان اندکی بیشتر بود، اما روش SVM به مراتب ساده‌تر از روش GP می باشد و می‌تواند به عنوان یک روش کاربردی برای پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه‌ها بکار گرفته شود.

منابع

۱- داننده مهر ع. و مجدزاده طباطبائی م.ر. ۱۳۸۹. بررسی تأثیر توالی دبی روزانه در پیش‌بینی جریان رودخانه‌ها با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک. - نشریه آب و خاک دانشگاه فردوسی مشهد. ۲۴(۲): ۳۲۵-۳۳۳.

۲- فربودنام ن.، قربانی م.ع. و اعلمی م.ت. ۱۳۸۸. پیش‌بینی جریان رودخانه با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک (مطالعه موردی: رودخانه لیقوان). مجله دانش آب و خاک (دانشگاه تبریز). ۱۹(۴): ۱۲۳-۱۰۷.

۳- قبادیان ر.، قربانی م.ع. و خلج م. ۱۳۹۲. بررسی عملکرد روش برنامه ریزی بیان ژن در روندیابی سیلاب رودخانه زنگمار در مقایسه باروش موج دینامیکی. نشریه اب و خاک. ۲۷ (۳): ۶۰۲-۵۹۲.

۴- قربانی م.ع.، شیری ج. و کاظمی ه. ۱۳۸۹. تخمین بیشینه، متوسط و کمینه دمای شهر تبریز با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی. مجله دانش آب و خاک (دانشگاه تبریز). ۲۰(۱): ۱۰۴-۸۷.

۵- نیک بخت شهبازی ع.ر. ۱۳۸۸. کاربرد ماشین بردار پشتیبان در پیش بینی جریان رودخانه. هشتمین کنفرانس هیدرولیک ایران. دانشکده فنی دانشگاه تهران.

6- Adamowski J., and Prasher S.O. 2012. Comparison of machine learning methods for runoff forecasting in mountainous watersheds with limited data. Journal of Water and Land Development, 17(7-8): 89–97 .

7- Alvisi S., Mascellani G., Franchini M., and Bardossy A. 2005. Water level forecasting through fuzzy logic and artificial neural network approaches. J Hydrol Earth Sys Sci., 2:1107-1145.

8- Aytek A., and Kisi O. 2008. A genetic programming approach to suspended sediment modeling. Journal of Hydrology 351: 288-298.

9- Chen S.T., and P.S. Yu .2007. Real-time probabilistic forecasting of flood stages. Journal of Hydrology, 340: 63-77.

10- Ferreira C. 2001. Gene expression programming: a new adaptive algorithm for solving problems.Complex Syst 13: 87-129.

11- Ghorbani M.A., Kisi O. and Aalinezhad M. 2010. A probe into the chaotic nature of daily streamflow time series by correlation dimension and largest Lyapunov methods Applied Mathematical Modelling, 34: 4050–4057

12- Guven A. 2009. Linear genetic programming for time-series modeling of daily flow rate. J. Earth Syst. Sci, 118(2):157-173.

13- Hamel L. 2009. Knowledge Discovery with Support Vector Machines, Hoboken, N.J. John Wiley.

14- Khu S.T., Liong S.Y., Babovic V., Madsen H., and Muttil N. 2001. Genetic programming and its application in real- time runoff forming. Journal of American Water Resources Association, 37 (2): 439-451.

15- Koza J.R. 1992. Genetic Programming: on the programming of computers by means of natural selection. Cambridge, MA: MIT Press.

16- Pai P.F., and Hong W.C. 2007. A recurrent support vector regression model in rainfall forecasting. Hydrological Process, 21:819-827.

17- Vapnik V.N. 1998. Statistical Learning Theory. Wiley, New York.

18- Yu P.S., Chen S.T., and Chang I.F. 2005. Flood stage forecasting using support vector machines. Geophysical Research Abstracts,Vol.7,04176.

www.SID.ir

Archive of SID

19- Yu P.S, Chen S.T., and Chang I.F. 2006. Support vector regression for real-time flood stage forecasting. Hydrology, 328: 704-716.
20- Zahiri A., and Azamathulla H.Md. 2014. Comparison between linear genetic programming and M5 tree models to predict flow discharge in compound channels. Neural Comput & Applic, 24:413–420.

www.SID.ir

Archive of SID

Journal of Water and Soil
Vol. 28, No. 6, Jan.-Feb. 2015, p. 1162-1171

نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)
جلد ۲۸، شماره ۶، بهمن – اسفند ۱۳۹۳، ص. ۱۱۷۱-۱۱۶۲

Comparison between Genetic Programming and Support Vector Machine Methods for Daily River Flow Forecasting (Case Study: Barandoozchay River)

F. Ahmadi[1*]- F. Radmanesh[2]- R. Mirabbasi Najaf Abadi[3]

Received:17-02-2014
Accepted:01-09-2014

Abstract

Accurate estimation of river flow can have a significant importance in water resources management. In this study, Genetic programming (GP) and Support Vector Machine (SVM) methods were used to forecast daily discharge of Barandoozchay River. The daily discharge data of Barandoozchay River measured at the Dizaj hydrometric station during 2007 to 2011 was used for modeling, which 80% of the data used for training and remaining 20% used for testing of models. The results showed that in the both of considered methods, the models including discharges of one, two and three days ago had higher accuracy in verification step and the accuracy of models decreased with increasing discharge values. Comparing the performance of GP and SVM methods indicated that, however the accuracy of the GP method with the R=0.978 and RMSE=1.66 (m^3/s) was slightly more than SVM method with R=0.976 and RMSE=1.80 (m^3/s), but the SVM is easier than GP method. Thus, the SVM method can be used as an alternative method in forecasting daily river discharge.

Keywords: Genetic programming (GP), Support Vector Machine (SVM), Daily discharge forecasting, Barandoozchay River

1, 2 - PhD Candidate and Associate Professor of Water Engineering Resources Department, Faculty of Water Science, Shahid Chamran University, Ahvaz, Iran
(*- Corresponding Author Email: Farshad.paper@yahoo.com)
3 - Assistant Professor of Water Engineering Department, Sharekord University, Sharekord, Iran

www.SID.ir