مجله علمی - پژوهشی
علوم و مهندسی آبخیـــزداری ایران
Iran-Watershed Management
Science & Engineering
Vol. 3, No. 8, Fall 2009
سال سوم - شماره ۸ - پاییز ۱۳۸۸

واسنجی خودکار مدل بارش- رواناب مفهومی ARNO

محمدرضا خزائی[۱]، باقر ذهبیون[۲] و بهرام ثقفیان[۳]

تاریخ دریافت: ۸۸/۴/۲۴ تاریخ پذیرش: ۸۸/۹/۲۸

چکیده

شبیه سازی بارش- رواناب از محورهای اصلی هیدرولوژی است. در میان انواع مدل‌های بارش- رواناب، مدل‌های مفهومی بسیار مورد استفاده قرار می گیرند. با این حال، واسنجی مدل‌های مفهومی بارش- رواناب در دهه‌های اخیر به عنوان یک چالش مطرح بوده است. در این پژوهش مدل مفهومی بارش- رواناب ARNO با استفاده از الگوریتم ژنتیک، به واسنجی خودکار تجهیز شده است. این مدل از نوع پیوسته نیمه توزیعی بوده و در نقاط گوناگون دنیا با موفقیت به کار گرفته شده است. با استفاده از این امکان واسنجی خودکار، مرحله‌ی واسنجی مدل یاد شده برای یک حوضه‌ی آبریز می‌تواند به سرعت و بدون نیاز به دانش و تجربه‌ی گسترده در مورد مدل و پارامترهای آن، انجام شود. این مدل به صورت خودکار برای یک حوضه‌ی آبریز در جنوب غربی ایران واسنجی شد، لذا مقادیر ضریب کارایی و مربع ضریب همبستگی برای داده‌های روزانه، در دوره‌ی ۵ ساله‌ی واسنجی مدل، به ترتیب ۰/۸۰ و ۰/۸۲، و در دوره‌ی ۴ ساله‌ی اعتبارسنجی به ترتیب ۰/۸۲ و ۰/۸۳ به دست آمد. نتایج حاکی از موفقیت این روش در واسنجی خودکار مدل مفهومی انتخابی برای شبیه سازی بارش- رواناب روزانه است.

واژه‌های کلیدی: شبیه سازی بارش- رواناب روزانه، مدل‌های مفهومی، واسنجی خودکار، الگوریتم ژنتیک و تابع برازندگی

مقدمه

مدل‌های زیادی از اوایل دهه ی ۱۹۶۰ توسعه داده شده است تا فرایندهای بارش- رواناب را شبیه سازی کنند. در این میان مدل‌های مفهومی بارش- رواناب بسیار مورد استفاده قرار می گیرند. در مدل‌های مفهومی، همه‌ی فرایندهای بارش- رواناب به صورت مفاهیم ساده شده توصیف می‌شود. در موردهایی که تنها لازم است جریان در خروجی حوضه‌ی آبریز شبیه‌سازی شود، مدل‌های مفهومی اغلب بر انواع دیگر مدل‌های بارش- رواناب، از جمله مدل‌های مبنا فیزیکی، ترجیح داده می‌شوند زیرا ضمن ارایه‌ی پاسخ‌های قابل قبول، به تلاش محاسباتی و داده‌های ورودی کم‌تری، نیاز دارند [۶]. با این وجود واسنجی مدل‌های مفهومی بارش- رواناب در دهه‌های اخیر به عنوان یک چالش مطرح بوده است [۶، ۱۳، و ۱۴].

مدل‌های مفهومی از تعدادی پارامتر برخوردارند که چکیده‌ای از ویژگی های حوضه هستند. بیش‌تر این پارامترها از کمیت‌های قابل اندازه‌گیری حوضه به دست نمی‌آیند و لازم است از راه واسنجی[۴] مدل برآورد شوند [۲۳]. بیش‌تر مدل‌های مفهومی بارش- رواناب، به ویژه نوع پیوسته‌ی آن‌ها، از شمار زیادی پارامتر برخوردارند و سری پارامترهای مناسب باید در یک فضای بزرگ چند بعدی یافت شوند [۶]. از سوی دیگر، سطح پاسخ تابع هدف این مدل‌ها اغلب از بهینه‌های موضعی[۵] زیادی برخوردار هستند [۶ و ۷].

واسنجی مدل به هر یک از دو روش دستی یا خودکار انجام می‌شود [۱۴]. در واسنجی دستی از یک فرایند سعی و خطا برای تنظیم پارامترها استفاده می‌شود. واسنجی دستی، به ویژه، برای افرادی که دانش و تجربه‌ی زیادی در مورد مدل و پارامترهای آن ندارند، یک امر زمان‌بر و خسته کننده است. واسنجی خودکار، با استفاده از کامپیوتر و بر مبنای یک الگوریتم بهینه‌یابی، سریع‌تر و موثرتر انجام می‌شود.

الگوریتم‌های بهینه‌یابی زیادی وجود دارد که می‌توانند مبنای واسنجی خودکار قرار گیرند. الگوریتم‌های بهینه‌یابی را عموماً می‌توان در دو دسته‌ی جستجوی موضعی[۶] و جستجوی سراسری[۷] دسته‌بندی کرد. روش‌های جستجوی موضعی برای توابع چند قله‌ای[۸] مناسب نیستند زیرا ممکن است در یک نقطه‌ی بهینه‌ی موضعی متوقف شوند و نمی‌توان مطمئن بود که بهینه‌ی سراسری یافت شده است [۱۵].

۱- نویسنده‌ی مسئول و دانشجوی دکتری عمران آب دانشگاه علم و صنعت ایران m_r_khazaee@yahoo.com
۲- استادیار دانشکده عمران دانشگاه علم و صنعت ایران
۳- استاد پژوهشکده‌ی حفاظت خاک و آبخیزداری

4- Calibration
5- Local Optimum
6- Local Search
7- Global Search
8- Multi- Modal

از سوی دیگر روش‌های بهینه‌یابی سراسری، به ویژه برای جستجوی نقطه‌ی بهینه‌ی سراسری طراحی شده‌اند. در نتیجه، پژوهش‌ها در روش‌های بهینه‌یابی واسنجی مدل‌های مفهومی بارش- رواناب به سمت روش‌های بهینه‌یابی سراسری گرایش یافته است. از جمله این روش‌ها می‌توان روش‌های الگوریتم ژنتیک[1] (GAs) [۲۲] و روش تکامل رقابتی جامع (SCE)[2] [۷] را نام برد. این روش‌ها از ابتدای دهه‌ی ۱۹۹۰ با موفقیت در واسنجی مدل‌های مفهومی بارش- رواناب به کار رفته‌اند [۲۲، ۷، ۲۳ و ۱۴].

اگرچه در مراجع چندین روش گوناگون بهینه‌یابی سراسری برای واسنجی مدل‌های مفهومی بارش- رواناب پیشنهاد شده است، ولی هیچ گونه توافق عمومی برای تعیین روش مناسب‌تر وجود ندارد [۶]. GAs از جمله این روش‌ها هستند که با موفقیت در واسنجی مدل‌های بارش- رواناب مفهومی به کار رفته‌اند. در این باره می‌توان به مطالعات وانگ [۲۲]، فرانچینی و گالیتی [۹]، و لین و وانگ [۱۴] اشاره کرد. یکی از انواع GAs، الگوریتم ژنتیک ساده[3] (SGA) است [۱۰]. SGA روشی قدرتمند و موثر است که در بهینه‌های موضعی محدود نمی‌شود، استفاده از آن آسان است و با استفاده از یک تنظیم مناسب، به سرعت به جواب‌های بهینه دست می‌یابد [۱۴]. افزون بر این، به شرط‌های محدود کننده‌ی فضای جستجو از جمله مشتق پذیری و پیوستگی محدود نیست [۱۰].

در این پژوهش، مدل مفهومی بارش- رواناب ARNO با استفاده از SGA به واسنجی خودکار تجهیز شده است. ARNO یک مدل پیوسته نیمه‌توزیعی بارش- رواناب است که به صورت گسترده در مطالعاتی همچون برنامه‌ریزی آب، تحلیل جریان‌های کم، تحلیل سیل‌های حدی، پیش‌بینی زمان واقعی سیل و مطالعات اثرات تغییر اقلیم، در مناطق گوناگون دنیا مورد استفاده قرار گرفته است [۱ و ۲۱].

با استفاده از امکان واسنجی خودکار اعمال شده، واسنجی این مدل برای یک حوضه می‌تواند به سرعت و بدون نیاز به دانش و تجربه‌ی وسیع در مورد مدل و پارامترهای آن، انجام شود.

در ادامه مدل یاد شده به صورت خودکار برای یک حوضه‌ی در جنوب غربی ایران واسنجی شده است. نتایج حاکی از موفقیت این روش در واسنجی خودکار مدل مفهومی بارش- رواناب ARNO برای شبیه‌سازی جریان روزانه‌ی حوضه مورد مطالعه است.

مواد و روش‌ها

۱- مدل بارش- رواناب ARNO

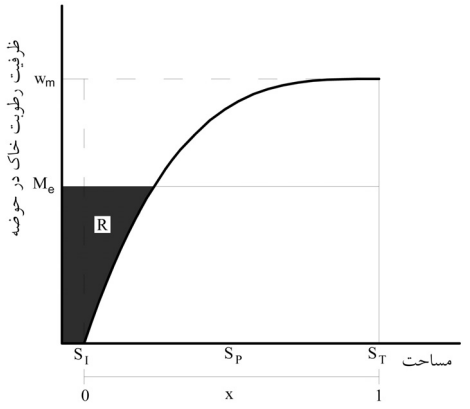
ARNO یک مدل مفهومی نیمه توزیعی پیوسته ی بارش- رواناب است که به وسیله‌ی تودینی [۲۰] ساخته شده است. در این مدل، ظرفیت رطوبت خاک در سطح حوضه متغیر لحاظ شده و تغییرات آن به وسیله‌ی یک تابع توزیع احتمال بیان می‌شود، بنابراین سطح حوضه از مساحت‌های جزیی با ظرفیت رطوبت خاک متفاوت تشکیل می‌شود که واکنش‌های متفاوتی در مقابل بارش (که در سطح حوضه یکنواخت فرض می‌شود) دارند. این ویژگی سبب شده است که جریان خروجی حوضه‌ی آبریز، با تعداد کم‌تری پارامتر نسبت به مدل‌های سنتی‌تر (که در آن ها ویژگی های خاک در سطح حوضه یکسان فرض می‌شد) شبیه‌سازی شود [۲۱].

تمام بارندگی که بر هر جزء سطح حوضه نازل می‌شود، تا زمانی که آن جزء سطح اشباع نشده است، در خاک نفوذ می‌کند، بنابراین جریان سطحی تنها از نواحی اشباع شده و نواحی نفوذ ناپذیر تولید می‌شود. نسبت نواحی اشباع شده در هر زمان به وسیله‌ی تابع توزیع مکانی یاد شده معلوم می‌شود. ذخیره‌ی رطوبت خاک به وسیله‌ی بارندگی که در خاک نفوذ می‌کند، تغذیه می‌شود و به وسیله‌ی تبخیر و تعرق، جریان زیر سطحی که به شبکه‌ی زهکشی رودخانه می‌ریزد و نفوذ عمقی به لایه‌های زیرین تخلیه می‌شود. حوضه از المان‌های زیادی تشکیل شده که برای هر کدام می‌توان موازنه‌ی جرمی را نوشت. رواناب حوضه از انتگرال مکانی رواناب مساحت‌های جزیی حوضه به دست آمده و انتقال آن به خروجی حوضه به وسیله‌ی مولفه‌ی روندیابی مدل، شبیه‌سازی می‌شود [۲۱].

توزیع ظرفیت رطوبت خاک در سطح حوضه به وسیله‌ی رابطه‌ی زیر تعریف می‌شود:

$$w= w_m[1- (1-x)^{1/b}] \qquad (۱)$$

در این رابطه wm بیشینه‌ی ظرفیت رطوبت خاک در میان اجزای خاک حوضه و w ظرفیت رطوبت خاک جزیی در حوضه به میلی متر است. b یک پارامتر شکل در توزیع بوده و در صورتی که میانگین ذخیره‌ی رطوبت خاک در حوضه M_e باشد، x نسبت اشباع شده‌ی سطح نفوذ پذیر حوضه است (شکل ۱). در این حالت به ازای میانگین رطوبت M_e در حوضه، رواناب سطحی برابر سطح هاشور خورده (R) است. SI مساحت نفوذ ناپذیر، SP مساحت نفوذ پذیر و S_T مساحت کل حوضه است (شکل ۱).



شکل ۱- نمودار توزیع تجمعی ظرفیت رطوبت خاک اجزای مساحت حوزه آبخیز

1- Genetic Algorithms

2- Shuffled Complex Evolution Algorithm

3- Simple Genetic Algorithm

نوسان‌های رطوبت خاک در گام زمانی به وسیله‌ی معادله‌ی زیر تشریح می‌شود:

$$W(t+\Delta t) = W(t) + P(t,t+\Delta t) - R(t,t+\Delta t) - AET(t,t+\Delta t) - D(t,t+\Delta t) - I(t,t+\Delta t) \quad (۲)$$

که در آن P بارش، R رواناب سطحی، AET تبخیر و تعرق واقعی، D جریان زیر سطحی، و I نفوذ عمقی در گام زمانی Δt، $W(t+\Delta t)$ مقدار رطوبت خاک در زمان $t+\Delta t$، $W(t)$ و مقدار رطوبت خاک در زمان t، به صورت میانگین در سطح حوضه، به میلی متر است.

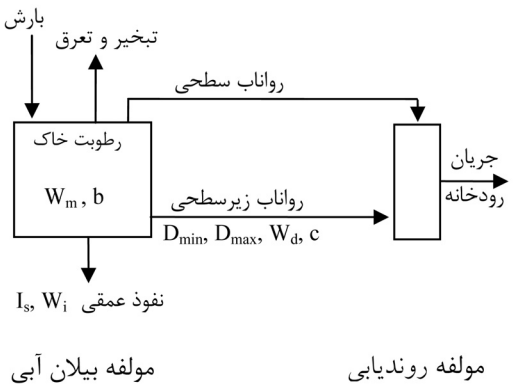
در شکل (۲) ارتباط کلی مولفه‌های مدل ARNO و پارامترهای آن نشان داده شده است. برای مطالعه‌ی بیش‌تر در مورد این مدل می‌توان به تودینی [۲۱] مراجعه نمود.

برای شبیه‌سازی رواناب هر حوضه به وسیله‌ی مدل ARNO، لازم است پارامترهای مدل برآورد شود. دسته‌ای از پارامترهای مدل رامی‌توان به عنوان تابعی از ویژگی‌های حوضه برآورد کرد، اما دسته‌ی دیگر را باید از راه واسنجی برآورد نمود [۲۱]. ۸ پارامتر این مدل که برای هر حوضه از راه واسنجی به دست می‌آیند، عبارتند از: W_m (ظرفیت میانگین رطوبت خاک حوضه به mm)، b (ضریب شکل در منحنی سطح اشباع)، D_{max} (بیشینه‌ی زهکشی به mm در روز که در مواقعی که خاک اشباع است، به وقوع می‌پیوندد)، W_d (پارامتر آستانه‌ای رطوبت خاک در فرایند زهکشی به mm)، D_{min} (نسبتی از بیشینه‌ی زهکشی در حالتی که مقدار رطوبت خاک در یک حد آستانه‌ای است)، c (توان در رابطه‌ی زهکشی)، W_i (مقدار آستانه‌ای رطوبت خاک در فرایند نفوذ عمقی به mm) و I_s (بیشینه‌ی نفوذ عمقی به mm در روز که در حالت اشباع خاک رخ می‌دهد)(شکل ۲).

۲- الگوریتم ژنتیک

GA از روش‌های بهینه‌یابی است که بر مبنای الگوی انتخاب در طبیعت و مفاهیم ژنتیکی طراحی شده است. این الگوریتم، مفهوم بقای شایسته‌ترین‌ها را با عملگرهای ژنتیکی برگرفته از طبیعت ترکیب می‌کند [۱۰].

در GA، هر جواب ممکن از مسئله‌ی بهینه‌یابی به صورت



شکل ۲- نمایش کلی مولفه‌های مدل ARNO و پارامترهای آن

مجموعه‌ای از پارامترهای کد شده و به صورت رشته‌ای به نام کروموزوم نمایش داده می‌شود. GA در هر مرحله با جمعیتی از کروموزوم‌ها کار می‌کند و فضای جستجو را از نقاط گوناگون می‌کاود. در GA، جمعیت اولیه‌ی کروموزوم‌ها به صورت تصادفی تولید می‌شود. سپس جمعیت به وسیله ی یک فرایند تکراری تولید نسل، تجدید و به هنگام می‌شود. این سیر تکاملی جمعیت تا زمان رسیدن به معیار توقف الگوریتم ادامه می‌یابد.

برازندگی یک کروموزوم به وسیله‌ی یک تابع هدف که مطابق با نیاز کاربر تعریف می‌شود، محاسبه می‌گردد. در هر تولید نسل[1] پس از محاسبه‌ی برازندگی همه‌ی کروموزوم‌ها، عملگرهای ژنتیکی به کار گرفته می‌شوند تا جمعیت جدید تولید شود. SGA از سه عملگر تکثیر[2]، انتقال[3]، و جهش[4] تشکیل شده است [۱۰].

عملگر تکثیر کروموزوم‌ها را از میان جمعت انتخاب کرده و در یک محل جمعیت موقت[5] کپی می‌کند تا سایر عملگرهای ژنتیکی بر آنها اعمال شده و جمعیت جدید تولید شود. در تکثیر، شانس انتخاب هر کروموزوم، با مقدار برازندگی آن متناسب است. در SGA از روش چرخ گردان[6] برای عمل تکثیر استفاده می‌شود. سپس این کروموزوم‌های بهتر، بخش هایی از خود را با استفاده از عملگر انتقال، معاوضه می‌کنند. انتقال به این امید انجام می‌شود که کروموزوم‌هایی تولید شود که بهترین صفات والدین را به گونه‌ی همزمان در خود داشته باشند [۳]. عملگر جهش، بیت[7] هایی را به صورت تصادفی انتخاب می‌کند و مقدار آنها را تغییر می‌دهد. جهش به منظور گریز از گیر افتادن در بهینه‌ی موضعی و هدایت الگوریتم به محل‌هایی از فضای حل که ممکن است جستجو نشده باشد، انجام می‌شود [۴ و ۱۵]. برای مطالعه‌ی بیش‌تر در مورد SGA می‌توان به گولدبرگ [۱۰] مراجعه نمود.

۳- واسنجی مدل به وسیله‌ی الگوریتم ژنتیک ساده

برای اعمال SGA، در ابتدا باید ساختار تشکیل کروموزوم تعیین شود و پارامترهای الگوریتم ژنتیک شامل طول کروموزوم، اندازه‌ی جمعیت، احتمال انتقال و احتمال جهش تعیین شود.

برای ساخت کروموزوم، باید هر پارامتر از مسئله بهینه‌یابی، به وسیله‌ی یک روش روش کدگذاری، کد شود. هر پارامتر کد شده یک ژن نامیده می‌شود. از به هم پیوستن یک سری پارامتر کد شده، یک کروموزوم با طول مشخص L تولید می‌شود. یک روش کدگذاری متداول، روش کد مبنای دو[8] است. این روش می‌تواند

1- Generation
2- Reproduction
3- Crossover
4- Mutation
5- Mating Pool
6- Roulette Wheel
7- Bit
8- Binary

داده‌های بیش‌تری را برای GA حفظ کند [۱۴ و ۱۰]. در روش کد مبنای دو، رابطه‌ی بین دقت پارامتر و طول ژن، از رابطه‌ی زیر تعریف می‌شود:

$$\pi=\frac{U_{max}-U_{min}}{2^{l}-1} \qquad (۳)$$

که در آن π دقت پارامتر، U_{max} و U_{min}، به ترتیب حدود بالا و پایین پارامتر و l طول ژن است. طول ژن می‌تواند برای اعمال یک دقت مشخص برای پارامتر، تنظیم شود، اما با افزایش طول ژن‌ها، طول کروموزوم و در نتیجه مراحل و زمان بهینه‌یابی افزایش می‌یابد [۳].

در این مطالعه، دقت مناسب تعیین هر پارامتر مدل ARNO، به وسیله‌ی آنالیز حساسیت در نقاط گوناگون فضای حل، برآورد شد. حدود پارامترها و طول ژن هر یک در جدول (۱) ارایه شده است.

دیگر پارامتر GA، تعداد کروموزوم‌ها در جمعیت است که اندازه‌ی جمعیت (N) نامیده می‌شود. در صورتی که N خیلی کم باشد، ممکن است الگوریتم به رشد کافی نرسد و به یک بهینه‌ی موضعی همگرا شود. از سوی دیگر، اگر N خیلی بزرگ باشد، GA بسیار کند می‌شود. به گونه‌ی معمول، N مقداری بین ۲۰ و ۱۰۰۰ در نظر گرفته می‌شود [۵] و مقداری بین ۲۰۰ و ۵۰۰، وابسته به طول کروموزوم، برای بسیاری از کاربردهای GA مناسب است [۱۱].

احتمال انتقال[1] (P_c) فراوانی عمل انتقال را کنترل می‌کند. P_c احتمال انتخاب هر کروموزوم از جمعیت موقت برای عمل انتقال است. در صورتی که P_c بسیار بزرگ باشد، ممکن است کروموزوم‌های با کیفیت، در حالی که به رشد کافی نرسیده‌اند خراب شوند و رشد تکاملی جمعیت تحت تأثیر قرار گیرد. از سوی دیگر، اگر Pc خیلی کوچک باشد، سرعت و کارایی جستجو[2] می‌تواند خیلی کم شود [۴]. Pc اغلب در حدود ۰/۵ تا ۱ است [۳].

احتمال جهش (P_m) احتمال انتخاب هر بیت برای عمل جهش است. در صورتی که P_m خیلی کوچک باشد، ممکن است تولید ژن‌های جدید به مقداری کم باشد که الگوریتم در یک بهینه موضعی گرفتار شود. از سوی دیگر، اگر P_m خیلی بزرگ باشد، ممکن است تعدادی از کروموزوم‌های خوب از بین بروند و الگوریتم در جستجوی تصادفی سیر کند [۴]. P_m اغلب بین ۰/۰۱ تا ۰/۱ است و توصیه می‌شود از رابطه $1/L<P_m<1/n$ انتخاب شود [۳].

۴- توابع هدف و برازندگی

در مراجع گزینه‌های زیادی برای تابع هدف مدل‌های بارش- رواناب پیشنهاد شده است. تابع هدف انتخابی، مقدار پارامترها و عملکرد مدل را تحت تأثیر قرار می‌دهد و در هر مورد شبیه‌سازی، یک تصمیم شخصی است [۱]. در میان توابع هدف مدل‌های بارش- رواناب، ضریب کارایی[3] (EC) [۱۸] به وسیله‌ی پژوهشگران زیادی مورد استفاده قرار گرفته است. این شاخص حالتی استاندارد شده از تابع حداقل مربعات خطاهاست. سروات و دیزتر [۱۹]، پنج تابع هدف گوناگون را برای واسنجی یک مدل بارش رواناب به کار بردند و EC را بهترین معیار برای شبیه‌سازی عمومی هیدروگراف معرفی کردند. EC به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$EC=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(Q_i-\hat{Q}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(Q_i-\overline{Q}_i)^2} \qquad (۴)$$

که در آن Q_i و $\hat{Q}_i$ به ترتیب جریان مشاهداتی و شبیه‌سازی شده در روز i و $\overline{Q}$ میانگین جریان مشاهداتی در دوره شبیه‌سازی با طول n روز است. تغییرات EC از $-\infty$ تا ۱+ بوده و هر چه شبیه‌سازی بهتر انجام گرفته باشد، مقدار آن به یک نزدیکتر است. لوکاس و همکاران [۱۶] در واسنجی یک مدل بارش رواناب روزانه، برای تاکید بر شبیه‌سازی بهتر حجم جریان، از تابع هدف زیر استفاده کردند:

$$EOPT= EC - |EV| \qquad (۵)$$

که در آن EV خطای نسبی حجم است و از رابطه (۶) تعریف می‌شود.

جدول ۱- حدود پارامترهای مدل ARNO و طول ژن آن‌ها

پارامتر	W_i	I_s	c	W_d	D_{min}	D_{max}	b	W_m
واحد	mm	$\frac{mm}{day}$	-	mm	$\frac{mm}{day}$	$\frac{mm}{day}$	-	mm
حد پایین	۰	۰	۱/۵	۰	۰	۰	۰/۰۱	۵۰
حد بالا	W_m	۳	۳	W_m	D_{max}	۱۰	۰/۵	۶۰۰
طول ژن	۶	۶	۵	۶	۶	۷	۶	۹

1- Crossover Probability

2- Searching Efficiency

3- Efficiency Coefficient

$$EV = \frac{V - \hat{V}}{V} \qquad (۶)$$

V و $\hat{V}$ به ترتیب حجم جریان‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده است. در صورتی که استفاده از تابع (۵) منجر به شبیه‌سازی ضعیف خشک سالی‌ها، در مقایسه با ترسالی‌ها گردد، تابع (۵) به صورت تابع هدف (۷) اصلاح می‌شود.

$$OF = \sum_{i=1}^{K} EOPT_i \qquad (۷)$$

که در آن $EOPT_i$، مقدار شاخص EOPT برای سال i، و k تعداد سال‌های واسنجی است.

در GA، لازم است مقادیر برازندگی کروموزم‌ها نامنفی باشد. در نتیجه تابع برازندگی زیر برای تبدیل مقادیر تابع هدف EC به مقادیر برازندگی مناسب برای GA پیشنهاد شده است [۱۴]:

$$f = F(OF - (\mu_{OF} - C\sigma_{OF})) \qquad (۸)$$

که در آن مقدار برازندگی μ_{OBF}، σ_{OBF} وبه ترتیب میانگین و انحراف معیار OF همه کروموزم‌ها در یک جمعیت، C یک عدد صحیح کوچک است و تابع F به وسیله‌ی رابطه‌ی (۹) تعریف می‌شود.

$$F(x) = \begin{cases} x, & x>0 \\ 0, & x<0 \end{cases} \qquad (۹)$$

این تابع همچنین فشار همگرایی را در GA برای بلوغ کامل و سریع به شکلی مناسب کنترل می‌کند. با این وجود به علت آن که GA از یک مبنای تصادفی برخوردار است، ممکن است در برخی از نسل‌ها تعداد کمی کروموزوم با برازندگی بسیار پایین تولید شود که میانگین و انحراف معیار مقادیر OF جمعیت را تحت تاثیر قرار داده و باعث اختلال در روند تکاملی جمعیت شود. در نتیجه در این پژوهش، تابع برازندگی به صورت زیر تعریف شد:

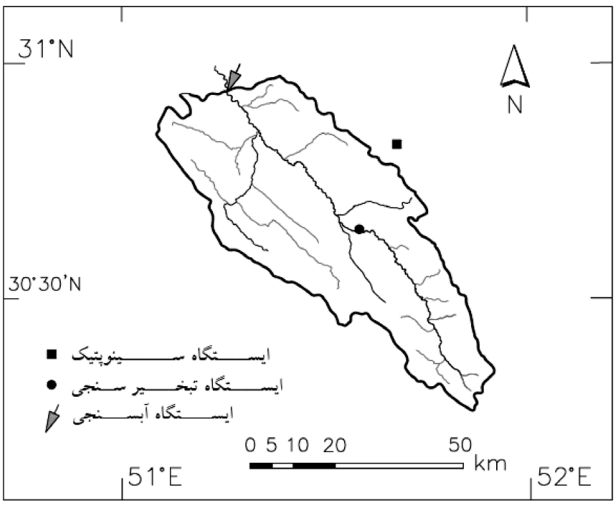
$$f = F(OF - (\mu_{OF(90\%)} - C\sigma_{OF(90\%)})) \qquad (۱۰)$$

که در آن f مقدار برازندگی، و $\mu_{OF(90\%)}$ و $\sigma_{OF(90\%)}$ به ترتیب میانگین و انحراف معیار OF مربوط به ۹۰٪ کروموزم‌های بهتر جمعیت است.

۵- حوضه‌ی مورد پژوهش

حوضه‌ی مورد مطالعه، حوضه‌ی رودخانه بشار از سرشاخه‌های رودخانه‌ی کارون در محل ایستگاه پاتاوه است. این حوضه در محدوده‌ی جغرافیایی ۵۱° تا ۵۲° طول شرقی و ۳۰° تا ۳۱° عرض شمالی در جنوب غربی ایران واقع است. مساحت حوضه ۲۸۰۰ کیلومتر مربع و میانگین ارتفاع آن ۲۲۷۷ متر از سطح دریا است. برای شبیه‌سازی بارش- رواناب حوضه، داده‌های دما و بارش روزانه ایستگاه تبخیرسنجی یاسوج که از نظر جغرافیایی و رقومی موقعیت نزدیکی به مرکز ثقل حوضه دارد و داده‌های جریان رودخانه در ایستگاه پاتاوه که در خروجی حوضه قرار دارد، مورد استفاده قرار گرفت (شکل ۳).

تبخیر و تعرق پتانسیل، از رابطه‌ی هارگریوز- سامانی [۱۲] که در ابتدا در ایستگاه سینوپتیک یاسوج با استفاده از رابطه‌ی فائو پنمن-



شکل ۳ - موقعیت حوضه‌ی پاتاوه و ایستگاه‌های آبسنجی و هواشناسی

مانتیس [۲] واسنجی شده است، به دست آمد. برای کنترل کیفیت داده‌های جریان ایستگاه پاتاوه، از داده‌های ایستگاههای بالادست و پایین دست استفاده شد و سال‌های با آمار مطمئن برای واسنجی و اعتبارسنجی[1] مدل شناسایی شد. به این ترتیب، از آمار ۹ سال آبی ۱۳۵۸-۵۹، ۱۳۶۰-۶۱، ۱۳۶۲-۶۳، ۱۳۶۴-۶۵، ۷۴ - ۱۳۷۳، ۱۳۷۴-۷۵، ۱۳۷۵-۷۶، ۱۳۷۷-۷۸، و ۱۳۸۰-۸۱ برای واسنجی و اعتبارسنجی مدل استفاده شد. ۵ سال نخست، سال‌های واسنجی و ۴ سال دوم سال‌های اعتبارسنجی مدل است. در این دوره میانگین جریان ایستگاه ۵۳/۷ متر مکعب بر ثانیه و تغییرات میانگین سالانه ۲۳/۲ تا ۸۵/۳ متر مکعب بر ثانیه است. البته تودینی [۲۱] استفاده از حداقل ۲ تا ۳ سال داده مشاهداتی را برای واسنجی مدل ARNO کافی می‌داند.

۶- تحلیل حساسیت

به منظور انتخاب مقادیر مناسب پارامترهای SGA برای واسنجی مدل ARNO، یک سری تحلیل حساسیت به روش چانگ و همکاران [۳] بر پارامترهای P_c، P_m، و N انجام شد. بر این مبنا، با توجه به پیشینه‌ی پژوهش، مقادیر اولیه‌ی پارامترهای P_c، P_m، و N به ترتیب ۰/۷، ۰/۰۱، و ۵۰۰ انتخاب شد و تحلیل حساسیت هر پارامتر، با بررسی تغییرات مقدار بهینه‌ی تابع هدف در مقابل تغییرات آن پارامتر، با ثابت نگه داشتن سایر پارامترها انجام شد. به این ترتیب، برای تحلیل حساسیت پارامتر P_c، از مقادیر ۰/۰۱ و ۵۰۰ به ترتیب برای P_m و N و مقادیر ۰/۵، ۰/۷، ۰/۸، و ۰/۹ برای Pc استفاده شد. همچنین برای تحلیل حساسیت پارامتر Pm، از مقادیر ۰/۰۰۲، ۰/۰۱، ۰/۰۵، و ۰/۱، و برای تحلیل حساسیت پارامتر N، از مقادیر ۳۰۰، ۵۰۰، و ۷۰۰ استفاده شد.

نتایج و بحث

نتایج تحلیل حساسیت مقدار بهینه تابع هدف EOPT به

1- Validation

پارامترهای SGA، با استفاده از ۲ سال داده‌های مشاهداتی حوضه، در شکل‌های (۴) تا (۶) نشان داده شده است.

با توجه به نتایج به دست آمده، مقادیر پارامترهای SGA به شرح جدول (۲) انتخاب و مدل ARNO برای حوضه‌ی پاتاوه واسنجی شد. به این ترتیب، SGA با ۴۸ تولید نسل، به جواب بهینه همگرا شد. معیار توقف الگوریتم، رسیدن به ۵۰ تولید نسل، یا افزایش کم‌تر از ۰/۰۰۱ در مقدار EOPT بهترین جواب در طی ۱۰ نسل، اتخاذ شد. تغییرات مقدار بیشینه و میانگین مقادیر EOPT جمعیت‌ها در فرایند همگرایی الگوریتم، در شکل‌های (۷) و (۸) نشان داده شده است که بیانگر همگرایی مناسب الگوریتم است. مقادیر پارامترهای واسنجی شده مدل ARNO در جدول (۳) ارایه شده است.

در مرحله‌ی واسنجی مدل ARNO برای حوضه‌ی پاتاوه، ضریب کارایی برای داده‌های روزانه معادل ۰/۸۰ و مربع ضریب همبستگی (R^2) برابر ۰/۸۲ به دست آمد. در مرحله‌ی اعتبارسنجی نیز مقادیر EC برابر ۰/۸۲ و R^2 برابر ۰/۸۳ به دست آمد. مقادیر این شاخص‌ها در هر دو مرحله‌ی واسنجی و اعتبارسنجی، به مقادیر ایده‌آل آن‌ها به میزان شایان توجهی نزدیک است. ضمن آن که خطای نسبی حجم (EV) در مراحل واسنجی و اعتبارسنجی، ناچیز و قابل صرف نظر است (جدول ۴). همچنین عملکرد مدل در سال‌های کم آبی و پر آبی نسبتاً مشابه است. به گونه‌ای که مقدار تابع هدف (EOPT) در کم آب ترین سال (۶۳-۱۳۶۲) و پر آب ترین سال (۵۹-۱۳۵۸) از دوره واسنجی، به ترتیب برابر ۰/۷۷ و ۰/۷۵ است.

در نمودار (۹) جریان شبیه‌سازی شده با جریان مشاهداتی در مرحله واسنجی مقایسه شده است. همچنین نمودار (۱۰) نتیجه اعتبارسنجی مدل را نشان می‌دهد.

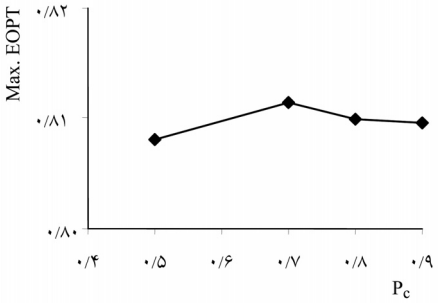
در مقایسه با دیگر مطالعات شبیه‌سازی بارش- رواناب روزانه، ژانگ و ساونایج [۲۴]، معیار شبیه‌سازی خوب را EC بزرگ‌تر از ۰/۶ برگزیدند. در حالی که کمالی و همکاران [۱۳] در واسنجی مدل هیدرولوژیکی روزانه WATCLASS برای یک حوضه‌ی رودخانه -

جدول ۲- مقادیر پارامترهای SGA

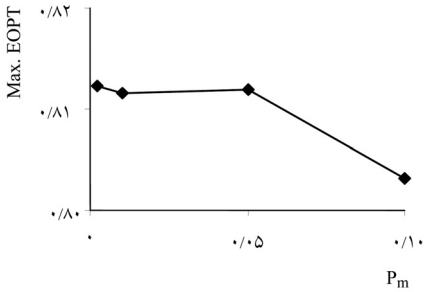
پارامتر	Pm	Pc	N	L
مقدار	۰/۰۱	۰/۷	۵۰۰	۵۰

جدول ۳- مقادیر پارامترهای واسنجی شده مدل ARNO

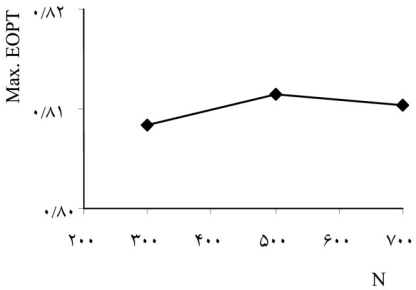
پارامتر	W_i	I_s	c	W_d	D_{min}	D_{max}	b	W_m
مقدار بهینه	۱۷/۶۵	۱/۹	۲/۷۵	۱۵۳/۴	۲/۴۲	۹/۲۵	۰/۳۱	۵۵۸/۱



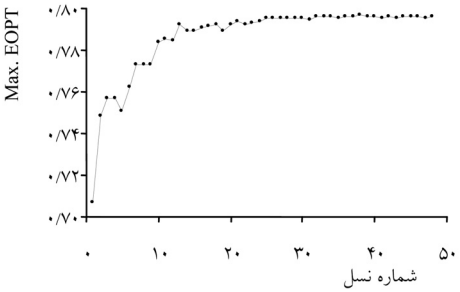
شکل ۴- تحلیل حساسیت مقدار بیشینه‌ی EOPT به Pc



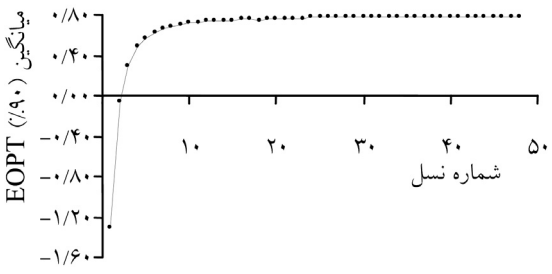
شکل ۵- تحلیل حساسیت مقدار حداکثر EOPT به Pm



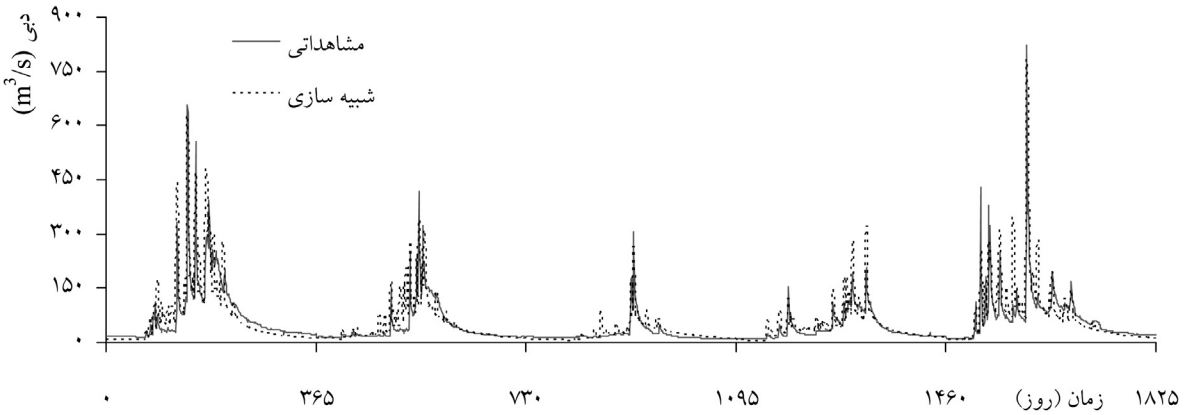
شکل ۶- تحلیل حساسیت مقدار بیشینه‌ی EOPT به N



شکل ۷- رشد مقدار بیشینه‌ی EOPT در فرایند همگرایی SGA



شکل ۸- رشد میانگین EOPT در فرایند همگرایی SGA



شکل ۹- نتایج واسنجی مدل ARNO برای شبیه سازی جریان روزانه‌ی حوضه‌ی پاتاوه در سال‌های آبی به ترتیب ۵۹- ۱۳۵۸ ، ۶۱-۱۳۶۰ ، ۶۳-۱۳۶۲ ، ۶۵-۱۳۶۴ و ۷۴-۱۳۷۳

جدول ۴- نتایج واسنجی و اعتبارسنجی مدل ARNO

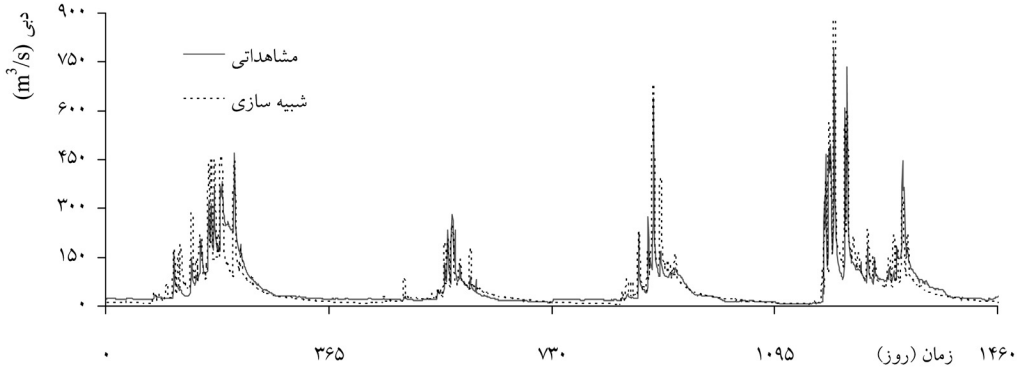
	EV	R^2	EC
واسنجی	۰/۰۰۳۴	۰/۸۲	۰/۸۰
اعتبارسنجی	۰/۰۵۳۸	۰/۸۳	۰/۸۲

Smokey در کانادا، مقادیر EC بزرگ تر از ۰/۷ را قابل قبول دانستند. ایوانز و اسکریدر [۸] در شبیه سازی جریان روزانه ۶ حوضه در استرالیا با استفاده از مدل بارش- رواناب CMD-IHACRES از ۴ سال داده مشاهداتی برای واسنجی استفاده کردند و EC را بین ۰/۶۷ تا ۰/۷۸ به دست آورند. لوکاس و همکاران [۱۷] مدل UBC را برای یک حوضه در کانادا با استفاده از ۲۰ سال داده مشاهداتی واسنجی کردند. در این مطالعه EC معادل ۰/۹۳ به دست آمد. ژانگ و ساونایج [۲۴] با استفاده از مدل REWASH جریان یک حوضه در بلژیک را شبیه سازی کردند. واسنجی و اعتبارسنجی مدل برای ۲ دوره‌ی ۲ ساله انجام شد و EC به ترتیب ۰/۶۸ و ۰/۶۵ به دست آمد.

مقایسه‌ی نتایج این پژوهش با دیگر مطالعات شبیه سازی بارش- رواناب روزانه، حاکی از عملکرد خوب مدل ARNO واسنجی شده بر مبنای SGA است.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این پژوهش، مدل بارش- رواناب مفهومی پیوسته‌ی ARNO بر مبنای الگوریتم ژنتیک به واسنجی خودکار تجهیز شد. سپس مدل یاد شده به صورت خودکار برای شبیه سازی جریان روزانه حوضه‌ی پاتاوه واسنجی شد. مقادیر ضریب کارایی و مربع ضریب همبستگی در مرحله‌ی واسنجی، به ترتیب ۰/۸۰ و ۰/۸۲ و در مرحله‌ی اعتبارسنجی به ترتیب ۰/۸۲ و ۰/۸۳ به دست آمد. همچنین خطای نسبی حجم در مراحل واسنجی و اعتبارسنجی، به ترتیب ۰/۰۰۳۴ و ۰/۰۵۳۸ است. نتایج حاکی از موفقیت این روش در واسنجی خودکار مدل مفهومی ARNO برای شبیه‌سازی بارش- رواناب روزانه است. در ادامه توصیه می‌شود کارایی جستجوی این روش برای واسنجی مدل بارش- رواناب ARNO، با سایر روش‌های بهینه‌یابی سراسری توصیه شده برای واسنجی این نوع مدل‌ها، از



شکل ۱۰- نتایج اعتبارسنجی مدل ARNO برای شبیه سازی جریان روزانه‌ی حوضه‌ی پاتاوه در سال‌های آبی به ترتیب ۷۵-۱۳۷۴ ، ۷۶-۱۳۷۵ ، ۷۸-۱۳۷۷ و ۸۱-۱۳۸۰

جمله روش SCE، مقایسه شود.

منابع

1- Abdulla, F.A., Lettenmaier, D.P. and Liang, X. 1999. Estimation of the ARNO model baseflow parameters using daily streamflow data. Journal of Hydrology. 222 (1-4): 37-54.

2- Allen, R.G., Pereira, L.S., Raes, D. and Smith, M. 1998. Crop evapotranspiration guidelines for computing crop water requirements. FAO Irrigation and Drainage Paper 56, Rome.

3- Chang, J.-X., Huang, Q. and Wang, Y.M. 2005. Genetic Algorithms for Optimal Reservoir Dispatching. Water Resources Management. 19(4): 321-331.

4- Cheng, C.T., Zhao, M.Y., Chau, K.W. and Wu, X.Y. 2006. Using genetic algorithm and TOPSIS for Xinanjiang model calibration with a single procedure. Journal of Hydrology. 316(1-4): 129-140.

5- Coley, A.D. 1999. An Introduction to Genetic Algorithms for Scientists and Engineers. World Scientific. Singapore. 188p.

6- Cooper, V.A., Nguyen, V.T.V. and Nicell, J.A. 2007. Calibration of conceptual rainfall-runoff models using global optimisation methods with hydrologic process-based parameter constraints. Journal of Hydrology. 334 (3-4): 455- 466.

7- Duan, Q., Sorooshian, S. and Gupta, V. 1992. Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. Water Resources Research. 28(4): 1015-1031.

8- Evans, J. and Schreider, S. 2002. Hydrological impacts of climate change on inflows to Perth, Australia. Climatic Change. 55 (3): 361-393.

9- Franchini, M. and Galeati, G. 1997. Comparing several genetic algorithm schemes for the calibration of conceptual rainfall-runoff models. Hydrol. Sci. J. 42(3): 357-380.

10- Goldberg, D.E. 1989. Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine learning. Addison-Wesley, Reading, Massachusetts. USA.

11- Goldberg, D. 1989. Sizing populations for serial and parallel genetic algorithms. Proceedings of the 3rd International Conference on Genetic Algorithms. p. 70.

12- Hargreaves, G.H. and Samani, Z.A. 1985. Reference crop evapotranspiration from temperature. Appl. Eng. Agric. 1 (2): 96-99.

13- Kamali, M., Ponnambalam, K. and Soulis, E.D. 2007. Computationally efficient calibration of WATCLASS Hydrologic models using surrogate optimization. Hydrology and Earth System Sciences Discussions. 4 (4): 2307-2321.

14- Lin, G.F. and Wang, C.M. 2007. A nonlinear rainfall-runoff model embedded with an automated calibration method - Part 2: The automated calibration method. Journal of Hydrology. 341 (3-4): 196-206.

15- Liu, S., Butler, D. and Brazier, R. 2007. Using genetic algorithms to calibrate a water quality model. Science of the Total Environment. 374 (2-3): 260-272.

16- Loukas, A., Vasiliades, L. and Dalezios, N.R. 2002. Potential climate change impacts on flood producing mechanisms in southern British Columbia, Canada using the CGCMA1 simulation results. Journal of Hydrology. 259 (1-4): 163-188.

17- Loukas, A., Vasiliades, L. and Dalezios, N.R. 2004. Climate change implication on flood response of a mountainous watershed. Water, Air, and Soil Pollution: Focus. 4 (4-5): 331-347.

18- Nash, J.E. and Sutcliffe, J. 1970. River flow forecasting through conceptual models. Part I. A discussion on principles. J. Hydrol. 10(3):282-293

19- Servat, E. and Dezetter, A. 1991. Selection of calibration objective functions in the context of rainfall-runoff modeling in a Sudanese savannah area. Hydrol. Sci. J., 36(4): 307-330.

20- Todini, E. 1988. Il modello afllussi deflussi del fiume Amo. Relazione Generale dello studio per conto della Regione Toscana, Tech. Report, Bologna.

21- Todini, E. 1996. The ARNO rainfall-runoff model. Journal of Hydrology. 175(1-4): 339-382.

22- Wang, Q.J. 1991. The genetic algorithm and its application to calibrating conceptual rainfall-runoff models. Water Resour. Res. 27 (9): 2467-2471.

23- Yapo P.O., Gupta H.V., Sorooshian S. 1998. Multi-objective global optimization for hydrologic models. Journal of Hydrology. 204 (1-4): 83-97.

24- Zhang, G.P. and Savenije, H.H.G. 2005. Rainfall-runoff modelling in a catchment with a complex groundwater flow system: application of the Representative Elementary Watershed (REW) approach. Hydrology and Earth System Sciences. 9 (3): 243-261.

مجله علمی - پژوهشی
علوم و مهندسی آبخیـــزداری ایران
Iran-Watershed Management
Science & Engineering

Vol. 3, No. 8, Fall 2009
سال سوم - شماره ۸ - پاییز ۱۳۸۸

Abstract

Automatic Calibration of the ARNO Conceptual Rainfall- Runoff Model

M.R. Khazaei[1] , B. Zahabiyoun[2] and B. Saghafian[3]

Rainfall- runoff modeling is one of the key steps of hydrology. Among rainfall- runoff models, the conceptual models are frequently used. However, calibration of the conceptual rainfall-runoff models has been a challenge for hydrologists for decades. In this study, automatic calibration of ARNO conceptual rainfall-runoff model is developed using genetic algorithm. This model is in the class of continuous semi-distributed models and has been successfully used in different parts of the world. Using the employed automatic calibration tool, the calibration step of the model can be performed rapidly and simply for a given basin, without requiring an extensive knowledge of the model structure and parameters. The model was calibrated automatically for rainfall-runoff simulation of a basin in southwest Iran. The calibration results for 5 years daily observed data showed that the values of efficiency coefficient and squared correlation coefficient was 0.80 and 0.82, respectively; and the validation results for 4 years daily observed data showed that the values of efficiency coefficient and squared correlation coefficient was 0.82 and 0.83, respectively. The results show that this model in conjunction with employed automatic calibration method can successfully be used for daily rainfall- runoff simulation.

Keywords: Daily Rainfall- Runoff Modeling, Conceptual Models, Automatic Calibration, Genetic Algorithm and Fitness Function.

1- School of Civil Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran, m_r_khazaee@yahoo.com
2- School of Civil Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran.
3- Soil Conservation & Watershed Management Research Institute, Tehran, Iran.