Archive of SID
DOI: 10.22059/ijswr.2018.252649.667853 تحقیقات آب و خاک ایران، دوره ۵۰، شماره ۴، شهریور ۱۳۹۸ (ص ۹۲۰-۹۱۱)

Performance Evaluation of the Water Cycle Optimizing Algorithmfor Calibration of QUAL2Kw Model

MARYAM MOHAMMADI[1]. KOUROSH QADERI[2*]. MOHAMMAD MAHDI AHMADI [3]
1. M. Sc. Student of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Shahid Bahonar Kerman.
2. Associate Professor of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Shahid Bahonar Kerman.
3. Associate Professor of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Shahid Bahonar Kerman.
(Received: Feb. 14, 2018, Revised: Nov. 17, 2018- Accepted: Nov. 27, 2018)

ABSTRACT

The first step in management of available water resources is to maintain their quality, due to the limited usable water resources. Conservation of water resources quality requires the correct understanding of the fate of water quality and its proper modeling. The QUAL2Kw Model is a numerical model that can simulate water quality issues. However, this model cannot be used before calibration and validation for a given river. In this research, the calibration of the QUAL2Kw model was performed using the Water Cycle Algorithm (WCA). For this regards, the qualitative data of Yamuna River in India including CBODs, CBODf, organic nitrogen, ammonia and nitrate during the period of ten years (1999-2009) were studied. The results of calibration with GA and WCA algorithms were compared together. The average R^2 value was 97 percent for all the variables. RMSE ranges for WCA and GA algorithm were 0.32 to 4.2 and 0.4 to 8.2, respectively. In general, it can be concluded that the WCA algorithm has a better performance and accuracy than GA in calibration of the QUAL2Kw model and can be used to calibrate the model.

Keywords: Water Cycle Algorithm, Calibration, Surface Water Quality, Qual2Kw model.

* Corresponding Author's E-mail: Kouroshqaderi@uk.ac.ir
www.SID.ir

Archive of SID

ارزیابی عملکرد الگوریتم بهینه‌سازی چرخه آب در کالیبراسیون مدل کیفیQUAL2Kw

مریم محمدی[۱]، کورش قادری[۲*]، محمدمهدی احمدی[۳]

۱. دانش آموخته کارشناسی ارشد مهندسی منابع آب، گروه مهندسی آب، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران

۲. دانشیار گروه مهندسی آب، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران

۳.دانشیار گروه مهندسی آب، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۱۱/۲۵- تاریخ بازنگری: ۱۳۹۷/۸/۲۶- تاریخ تصویب: ۱۳۹۷/۹/۶)

چکیده

با توجه به محدودیت کمی منابع آب قابل استفاده، گام اول در مدیریت این منابع حفظ کیفیت آن‌ها می‌باشد. حفظ کیفیت منابع آب نیاز به فهم صحیح رفتار کیفی منبع آبی مورد نظر و مدل‌سازی صحیح آن دارد. مدل QUAL2Kw ازجمله مدل‌های عددی است که قابلیت مدل‌سازی مسائل کیفی آب را دارد. با این وجود این مدل قبل از کالیبره شدن و اعتبارسنجی برای یک رودخانه معین قابل استفاده نیست. در این تحقیق کالیبراسیون مدل QUAL2Kw با استفاده از الگوریتم چرخه آب (WCA) انجام شد. برای این منظور داده‌های کیفی رودخانه یامونا در هند، از جمله متغیرهای کیفی CBODs، CBODf، ON، NH_4 و NO_3 مورد بررسی قرار گرفتند. نتایج کالیبراسیون حاصل از دو الگوریتم GA و WCA مقایسه شدند. مقدار R^2 برای همه متغیرها به‌طور متوسط ۰/۹۷ بود. دامنه تغییرات RMSE برای WCA و GA به ترتیب برابر ۰/۳۲ تا ۴/۲ و ۰/۴ تا ۸/۲ است. به‌طور کلی می‌توان نتیجه گرفت الگوریتم WCA نسبت به GA در کالیبراسیون مدل QUAL2Kw از عملکرد و دقت مطلوب‌تری برخوردار است و می‌توان از آن برای کالیبراسیون مدل استفاده کرد.

واژه‌های کلیدی: کیفیت آب‌های سطحی، کالیبراسیون، مدل QUAL2Kw، الگوریتم WCA

مقدمه

آلودگی و کاهش کیفیت آب‌های سطحی از مهم‌ترین مسائل و مشکلات موجود در محیط زیست است به همین منظور بررسی کیفیت آب‌های سطحی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. مدل-سازی ریاضی یک ابزار مفید جهت ارزیابی برآورد بار آلودگی در یک محیط وابسته به آب، برای ایجاد کردن روابط علت و معلولی بین منابع آلودگی و کیفیت آب و ارزیابی واکنش محیط‌های آبی به حالات مختلف است. مدل‌ها ابزار مدیریتی مفیدی هستند که سیاست‌گذاران را در تعیین راه‌کارهای واقع‌بینانه با در نظر گرفتن شرایط خاص حوضه و پیش‌بینی اثرات بار آلاینده‌های اضافی کمک می‌کنند (Oliveira *et al*., 2012). مدل‌های متعددی از جمله QUAL2E، MIKE11، CE-QUAL-W2، QUAL2K، WASP و HEC-5Q در زمینه شبیه‌سازی کیفیت آب سیستم-های رودخانه‌ای، دریاچه‌ها و مخازن کاربرد گسترده‌ای دارند (Banejad *et al*., 2013; Noorani and salehi, 2008; Kou *et al*. 2004). مدل QUAL2Kw نسخه ارتقا یافته مدل QUAL2E و QUAL2K است که در سال‌های اخیر مورد توجه محققین زیادی قرار گرفته است. در تحقیقی برای بررسی تغییرات ظرفیت جذب شده رودخانه قره‌سو از مدل QUAL2Kw استفاده شد. نتایج نشان داد که مقادیر اندازه‌گیری شده و مدل‌سازی شده تطابق خوبی با یکدیگر دارند (Hoseini and Hoseini, 2018). برای بررسی بهره‌وری از استانداردهای رایج در کیفیت آب رودخانه گوداوای در هند از داده‌های ماهانه کیفیت آب و مدل QUAL2Kw استفاده شد. آنالیز حساسیت نشان داد که مدل به عمق آب بسیار و نسبت به جریان منابع نقطه‌ای، TN، CBOD و نرخ نیتریفیکاسیون به‌طور متوسط حساس است (Sarda and Sadgir, 2015). در مطالعه‌ای دیگر از مدل QUAL2Kw برای شبیه‌سازی کیفی آمونیوم و نیترات در طول رودخانه گرگر استفاده شد. نتایج حاصل از صحت‌سنجی نشان دادند که مدل تطابق خوبی با واقعیت دارد (Shokri *et al*., 2015). همچنین برای مطالعه اثر دفع پساب بر روی رودخانه کارانجا، مدل کیفیت آب جریان یک بعدی-حالت پایدار، با استفاده از QUAL2Kw توسعه داده شد و نتایج مطلوبی به‌دست آمد (Kori *et al*., 2013). مهم‌ترین گام در فرآیند مدل‌سازی، کالیبراسیون مدل بر اساس

* نویسنده مسئول: Kouroshqaderi@uk.ac.ir

www.SID.ir

Archive of SID

ثابت‌های واکنش‌ها است. برای کالیبراسیون مدل‌های کیفی رودخانه، مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل با مقادیر مشاهده شده مقایسه می‌گردد. این فرآیند به‌صورت سنتی و با روش سعی و خطا انجام می‌شد که علاوه بر صرف وقت و هزینه زیاد ممکن است به نتیجه بهینه منجر نشود. در نتیجه استفاده از الگوریتم‌های جدید بهینه‌سازی برای کالیبراسیون مدل‌های کیفی رودخانه به دلیل دقت بالای آن‌ها اهمیت ویژه‌ای دارد (Gallagher and Sambridge, 1994). از جمله تحقیقات انجام شده در این زمینه می‌توان به مطالعه Cho and Ha در استفاده از یک روش بهینه‌سازی برای کالیبراسیون پارامترهای مدل QUAL2K با استفاده از ضریب نفوذ و الگوریتم ژنتیک (POMIG[1]) اشاره کرد. نتایج کالیبراسیون مدل QUAL2K با POMIG در مقایسه با مدل QUAL2Kw تطابق خوبی در بسیاری از متغیرهای کیفیت آب برخوردار است (Cho and Ha, 2010). در مطالعه دیگری الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO[2]) برای کالیبراسیون مدل CE-QUAL-W2 مورد استفاده قرار گرفت. پارامترها و ضرایب مؤثر بر درجه حرارت، ارتفاع آب، کلروفیل-آ و اکسیژن محلول کالیبره شدند. این الگوریتم نتایج قابل قبولی برای کالیبراسیون مدل CE-QUAL-W2 ارائه داد (Shojaei and Wells, 2014).

امروزه با بزرگ‌تر شدن مسائل و اهمیت یافتن سرعت رسیدن به پاسخ و عدم پاسخگویی روش‌های کلاسیک، استفاده از الگوریتم‌های تکاملی به دلیل جستجوی همه‌جانبه فضای مسئله، از استقبال بیشتری برخوردار می‌باشند. در سال ۲۰۱۲ روش بهینه‌سازی جدیدی به نام الگوریتم چرخه آب (WCA[3])، معرفی شد که مفاهیم بنیادی و ایده‌های زیربنای این روش از طبیعت و بر اساس مشاهدات از فرآیند چرخه آب و جریان رودخانه‌ها و نهرها به دریا در جهان واقعی الهام گرفته است (Eskandar *et al*., 2012). در مطالعه‌ای، از WCA به بهره‌برداری بهینه از مخازن پرداختند و نتایج WCA را با نتایج حاصل از الگوریتم‌های ژنتیک، جستجوی هارمونی، بهینه‌سازی ازدحام ذرات و رقابت استعماری مقایسه کردند. نتایج نشان دادند که WCA نسبت به الگوریتم‌های دیگر از عملکرد بهتری برخوردار است (Qaderi *et al*., 2017). از الگوریتم هرج و مرج[4] در فرآیندهای تصادفی WCA برای بهبود عملکرد الگوریتم‌های مرسوم و کاهش مشکل همگرایی زودرس آن‌ها استفاده شد. نتایج نشان داد که WCA نه تنها می‌تواند با کیفیت بالا به راه‌حل‌های مؤثری برسد بلکه می‌تواند سایر الگوریتم‌ها را نیز مورد بررسی قرار دهد (Heidari *et al*., 2015). همچنین از WCA برای پیدا کردن راهکارهای بهره‌برداری بهینه برای مخزن کارون۴ و یک سیستم چهار مخزنی در ایران استفاده کردند. نتایج نشان‌دهنده بهره‌وری بالا و قابل اطمینان WCA در حل مسائل بهره‌وری مخزن بود (Haddad *et al*., 2014). در مطالعه‌ای دیگر از WCA در بهینه‌سازی وزن سازه خرپا استفاده شد و نتایج حاکی از قدرت این الگوریتم در دستیابی راه‌حل‌های بهینه بهتر و سرعت همگرایی بیشتر نسبت به سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی است (Eskandar *et al*., 2013).

با توجه به مطالب گفته شده و اهمیت روش‌های بهینه‌سازی جدید، هدف از انجام این تحقیق ارائه یک مدل شبیه‌سازی-بهینه‌سازی برای کالیبراسیون مدل کیفی رودخانه می‌باشد. این مدل بر مبنای رویکرد تلفیق مدل شبیه‌سازی QUAL2Kw و الگوریتم WCA است. تابع هدف مدل توسعه داده شده، کمینه ساختن مجموع مربعات اختلاف مقادیر مشاهده شده با مقادیر شبیه‌سازی شده متغیرهای کیفی است. در نهایت برای بررسی چگونگی عملکرد مدل نتایج آن با نتایج حاصل از الگوریتم ژنتیک مقایسه گردید.

مواد و روش‌ها

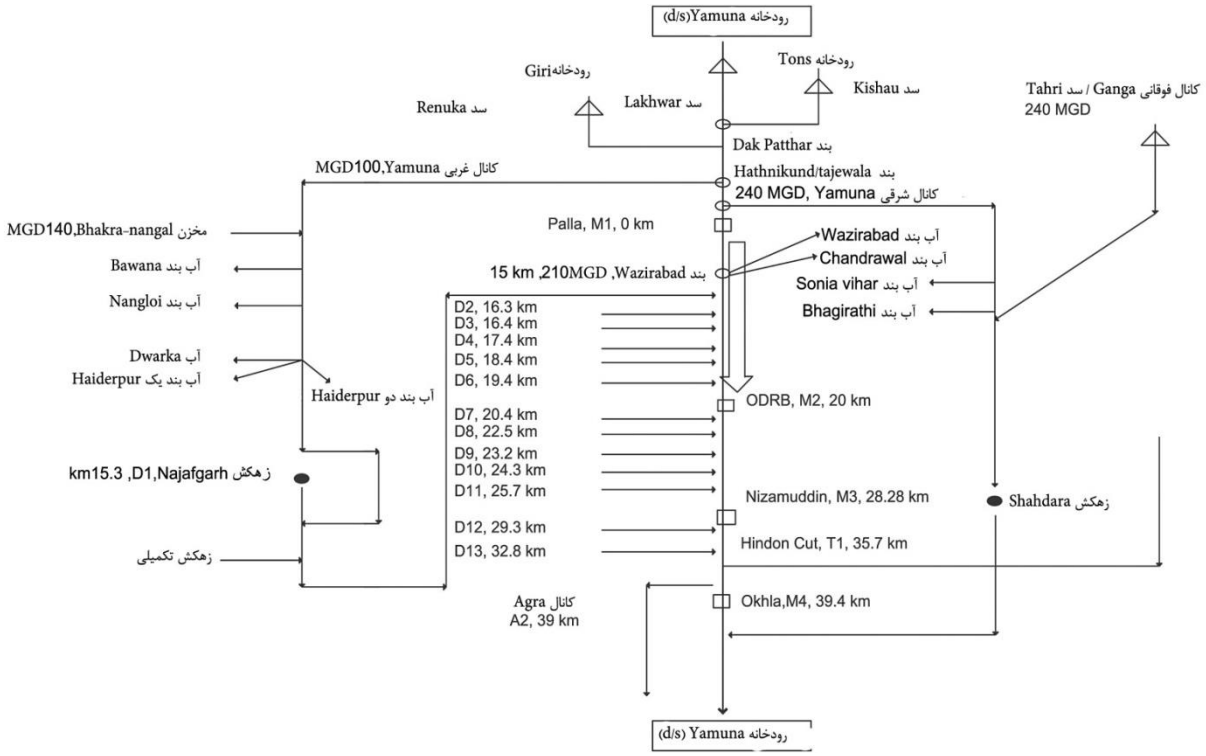
منطقه مورد مطالعه

به‌منظور استفاده و ارزیابی مدل توسعه داده شده از داده‌های تحقیق Sharma *et al*. (2015) استفاده شد. منطقه مورد مطالعه رودخانه یامونا در هند می‌باشد. شبیه‌سازی و کالیبراسیون کیفیت آب رودخانه یامونا در بازه‌ای از رودخانه به طول ۴۰ کیلومتر با استفاده از داده‌های کیفی ماهانه یک دوره ده ساله (۱۹۹۹-۲۰۰۹) انجام شده است. رودخانه به ۱۷ بازه مختلف که هر بازه دارای مشخصات هیدرولیکی ثابت می‌باشد تقسیم شد. متغیرهای کیفی CBODs[5]، CBODf[6]، نیتروژن آلی (ON)، آمونیاک (NH_4) و نیترات (NO_3) مورد بررسی قرار گرفتند. برای کالیبره و ارزیابی مدل از چهار ایستگاه مشاهداتی که در فواصل ۰، ۲۰، ۲۸/۲۸ و ۳۹/۴ کیلومتری از ابتدای بازه مورد نظر قرار داشتند، استفاده شد که به‌صورت شماتیک در شکل (۱) ارائه شده است.

1. Parameter-Optimization Method Using The Influence Coefficient and Genetic Algorithm
2. particle swarm optimization
3. Water Cycle Algorithm
4. Chaotic Algorithm
5. Slow Carbonaceous Biochemical Oxygen Demand
6. Fast Carbonaceous Biochemical Oxygen Demand

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۱. نمودار شماتیک رودخانه یامونا (Sharma *et al.*, 2015)

مدل QUAL2Kw:

مدل QUAL2Kw جدیدترین مدل از سری مدل‌های QUAL می‌باشد. این مدل نسخه ارتقا یافته مدل QUAL2K است که توسط پلیتر و همکاران در سال ۲۰۰۶ ارائه گردید و از آن زمان به بعد، به‌طور پیوسته تکامل یافت. به‌طور کلی برای استفاده از مدل QUAL2Kw جهت شبیه‌سازی رودخانه، داده‌های هیدرولیکی، داده‌های هواشناسی، داده‌های کیفی آب رودخانه، پارامترهای کیفی مورد استفاده در معادلات مدل و داده‌های کمی و کیفی منابع ورودی به رودخانه مورد نیاز می‌باشد (Shokri *et al.*, 2015).

معادله یک بعدی انتقال جرم، جابجایی-انتشار به عنوان معادله اساسی و حاکم بر مدل QUAL2Kw می‌باشد که به صورت عددی نسبت به زمان و مکان برای پارامترهای کیفی آب حل می‌شود. برای هر پارامتر کیفی (c) این معادله به صورت زیر نوشته می‌شود:

(رابطه ۱)

$$\frac{dc_i}{dt}=\frac{Q_{i-1}}{V_i}c_{i-1}-\frac{Q_i}{V_i}c_i-\frac{Q_{ab,i}}{V_i}c_i+\frac{E'_{i-1}}{V_i}(c_{i-1}-c_i)+\frac{E'_i}{V_i}(c_{i+1}-c_i)+\frac{W_i}{V_i}+S_i$$

که c_i غلظت پارامتر کیفی در المان i (g/m^3)، V_i حجم المان i (m^3)، Q_i شدت جریان المان i (m^3/d)، ab: انشعاب)، W_i بارگذاری خارجی پارامتر کیفی به المان i (g/d)، E_i ضریب انتشار بین المان i و $i+1$ (m^3/d)، t زمان(d) و S_i تولید و مصرف پارامتر کیفی در اثر واکنش‌ها و مکانیسم‌های انتقال جرم در المان i ($g/m/d^3$) است (Chapra *et al.*, 2008).

بهینه‌سازی به روش الگوریتم WCA

الگوریتم WCA مانند سایر الگوریتم‌های فرا ابتکاری، در ابتدا نیاز به جمعیت اولیه دارد که قطره باران نامیده می‌شود. بهترین قطره باران به عنوان دریا و تعدادی از قطرات باران خوب به عنوان یک رودخانه انتخاب می‌شوند و مابقی قطرات باران به عنوان نهرها در نظر گرفته می‌شوند که به سمت رودخانه‌ها و دریا جریان می‌یابند. برای یک مسئله بهینه‌سازی چند بعدی، یک قطره باران به صورت رابطه (۲) تعریف می‌شود:

$$Raindrop=\left[X_1,X_2,X_3,...,X_{N_{var}}\right] \quad \text{(رابطه ۲)}$$

که X و N_{var} به ترتیب مقدار و تعداد متغیرهای تصمیم می‌باشند.

برای شروع الگوریتم بهینه‌سازی، یک جمعیت اولیه از ماتریس قطرات باران به اندازه N_{pop} به‌طور تصادفی تولید می‌شود (رابطه ۳)، سطر و ستون به ترتیب تعداد جمعیت و تعداد متغیرهای طراحی هستند:

(رابطه ۳)

$$Population\ of\ Raindrop=\begin{bmatrix}Raindrops_1\\Raindrops_2\\\vdots\\Raindrops_{N_{pop}}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}X_1^1 & X_2^1 & X_3^1 & \cdots & X_{N_{var}}^1\\\vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\X_1^{N_{pop}} & X_2^{N_{pop}} & X_3^{N_{pop}} & \cdots & X_{N_{var}}^{N_{pop}}\end{bmatrix}$$

مقادیر قطرات باران با ارزیابی تابع هزینه (C) تعریف شده

www.SID.ir

Archive of SID

در رابطه (۴) به دست می‌آید:

$$C_i = Cost_i = f(X_1^i, X_2^i, X_3^i, .., X_{N\,\mathrm{var}}^i) \quad i = 1,2,3,...,N_{pop} \qquad \text{(رابطه ۴)}$$

پس از ایجاد قطرات باران به تعداد N_{pop}، تعداد N_{Sr} از بهترین قطرات (کمترین مقدار) به عنوان دریا و رودخانه انتخاب می‌شود. قطره بارانی که کمترین مقدار را دارد به عنوان دریا انتخاب می‌شود. بقیه جمعیت، به عنوان قطرات بارانی که نهرها را تشکیل می‌دهند (N_{St}) ممکن است به رودخانه‌ها و یا به‌طور مستقیم به دریا جریان پیدا کنند:

$$N_{Sr} = Number\ of\ River + 1(Sea) \qquad \text{(رابطه ۵)}$$

$$N_{St} = N_{pop} - N_{Sr} \qquad \text{(رابطه ۶)}$$

با توجه به شدت جریان برای تعیین قطرات باران به‌عنوان رودخانه‌ها و دریا، از رابطه (۷) استفاده شده است:

$$N_{Sn} = round\left\{\left|\frac{Cost_n}{\sum_{i=1}^{N_{Sr}} Cost_i}\right| \times N_{St}\right\} \quad n = 1,2,...,N_{Sr} \qquad \text{(رابطه ۷)}$$

که N_{Sn} تعداد نهرهایی است که به رودخانه‌های معین و یا دریا می‌ریزند.

یک نهر برای رسیدن به رودخانه در امتداد خط متصل بین آن‌ها با استفاده از یک مسافت انتخاب شده تصادفی، جریان می‌یابد که از رابطه (۸) مشخص می‌شود.

$$X \in (0, C \times d), \quad C > 1 \qquad \text{(رابطه ۸)}$$

C مقداری بین ۱ و ۲ است. بهترین مقدار برای C را می‌توان ۲ انتخاب کرد (Eskandar *et al.*, 2012). فاصله فعلی بین نهر و رودخانه با d نشان داده شده است. مقدار X عددی بین ۰ و $C \times d$) با هر نوع توزیعی است. مقدار C بزرگ‌تر از یک، امکان جریان پیدا کردن نهرها در جهات مختلف به سمت رودخانه را می‌دهد. وضعیت جدید برای نهرها و رودخانه‌ها را می‌توان از روابط (۹) و (۱۰) محاسبه کرد:

$$X_{Stream}^{i+1} = X_{Stream}^{i} + rand \times C \times (X_{River}^{i} - X_{Stream}^{i}) \qquad \text{(رابطه ۹)}$$

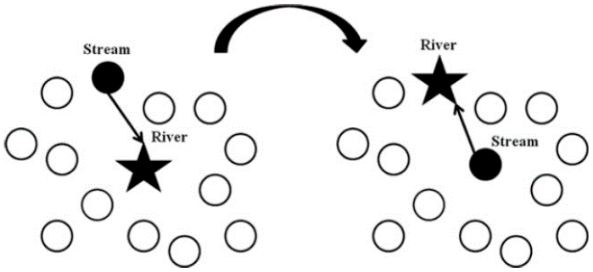
$$X_{River}^{i+1} = X_{River}^{i} + rand \times C \times (X_{Sea}^{i} - X_{River}^{i}) \qquad \text{(رابطه ۱۰)}$$

که $rand$ یک عدد تصادفی با توزیع یکنواخت بین ۰ و ۱ است. اگر راه‌حل ارائه شده توسط یک نهر، بهتر از رودخانه متصل به آن باشد، موقعیت رودخانه و نهر عوض می‌شود. این تبادل نیز می‌تواند به همین شکل برای رودخانه‌ها و دریا اتفاق افتد. در شکل (۲) تبادل نهری که بهترین راه‌حل بین نهرهای دیگر و رودخانه است ارائه شده است.

یکی از مهم‌ترین عواملی که از همگرایی سریع الگوریتم و گیر افتادن در بهینه محلی جلوگیری می‌کند تبخیر است. فرآیند تبخیر باعث می‌شود که آب دریا با تبخیر به صورت جریان رودخانه‌ها و یا نهرها دوباره به دریا بریزد. شبه کد زیر چگونگی تعیین اینکه آیا رودخانه به دریا می‌ریزد یا نه را نشان می‌دهد.

(رابطه ۱۱)

$If \left| X_{Sea}^{i} - X_{River}^{i} \right| < d_{\max}, i = 1,2,...,N_{SR} - 1 \rightarrow$ فرآیند بارش و تبخیر $\rightarrow$ پایان



شکل ۲. تبادل موقعیت بهترین نهر و رودخانه (Eskandar *et al.*, 2012)

d_{max} مقدار کوچکی نزدیک به صفر است و عمق جستجوی نزدیک دریا را کنترل می‌کند. اگر فاصله بین رودخانه و دریا کمتر از d_{max} باشد، نشانگر آن است که رودخانه به دریا رسیده است. مقدار بزرگ برای d_{max} جستجو را کاهش می‌دهد ولی مقدار کوچک آن، به شدت جستجو در نزدیکی دریا را تقویت می‌کند. مقدار d_{max} طبق رابطه (۱۲) در هر تکرار کاهش می‌یابد.

$$d_{\max}^{i+1} = d_{\max}^{i} - \frac{d_{\max}^{i}}{\max\ iteration} \qquad \text{(رابطه ۱۲)}$$

پس از برآورده شدن فرآیند تبخیر، فرآیند بارندگی ایجاد می‌شود. در این فرآیند همانند عملگر جهش در الگوریتم ژنتیک، قطرات باران جدید نهرها را در مکان‌های مختلف ایجاد می‌کنند. برای تعیین مکان جدید نهرهای تازه شکل‌گرفته، از رابطه (۱۳) استفاده می‌شود.

$$X_{Stream}^{new} = LB + rand \times (UB - LB) \qquad \text{(رابطه ۱۳)}$$

که LB و UB به ترتیب کران پایین و بالای مسئله می‌باشند. بهترین قطرات باران جدید به عنوان رودخانه‌ای که به سمت دریا جریان دارد در نظر گرفته می‌شوند. به‌منظور افزایش سرعت همگرایی و عملکرد محاسباتی الگوریتم، رابطه (۱۴) استفاده می‌شود.

$$X_{Stream}^{new} = X_{Sea} + \sqrt{\mu} \times randn(1, N_{\mathrm{var}}) \qquad \text{(رابطه ۱۴)}$$

که μ ضریبی است که محدوده جستجو در نزدیکی دریا را نشان می‌دهد. $randn$ عدد تصادفی توزیع نرمال است. مقدار بزرگ‌تر μ امکان خروج از منطقه امکان‌پذیر را افزایش می‌دهد و مقدار کمتر آن منجر به جستجوی الگوریتم در منطقه کوچک‌تر در نزدیکی دریا می‌شود. مقدار مناسب برای μ، ۱/۰ تعیین شده

www.SID.ir

Archive of SID

است (Eskandar *et al.*, 2012). در این تحقیق از این الگوریتم در توسعه مدل QUAL2Kw-WCA برای کالیبراسیون پارامترهای مدل استفاده شد.

شاخص‌های ارزیابی مدل

برای ارزیابی عملکرد مدل QUAL2Kw-WCA و مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل با مقادیر مشاهداتی از روش ترسیمی و نیز از شاخص‌های آماری استفاده گردید. معیارهای ارزیابی صحت تخمین مورد استفاده در این مطالعه شامل ضریب همبستگی[1] (R^2)، مجذور میانگین مربعات خطا[2](RMSE)، ضریب جرم باقی‌مانده[3](CRM) و میانگین انحراف خطا[4](MBE) می‌باشد:

$$R^2 = \frac{\left[\sum_{i=1}^{n}(O_i-\bar{O})(P_i-\bar{P})\right]^2}{\sum_{i=1}^{n}(O_i-\bar{O})^2\sum_{i=1}^{n}(P_i-\bar{P})^2}$$

(رابطه ۱۵)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(P_i-O_i)^2}{n}}$$

(رابطه ۱۶)

$$CRM = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n}O_i - \sum_{i=1}^{n}P_i\right)}{\sum_{i=1}^{n}O_i}$$

(رابطه ۱۷)

$$MBE = \frac{\sum_{i=1}^{n}(O_i-P_i)}{n}$$

(رابطه ۱۸)

در این روابط O_i مقادیر اندازه‌گیری شده، P_i مقادیر پیش‌بینی شده، $\bar{O}$ میانگین مقادیر اندازه‌گیری شده، $\bar{P}$ میانگین مقادیر اندازه‌گیری شد و n تعداد اندازه‌گیری‌ها می‌باشد.

مقدار R^2 نشان دهنده پراکندگی داده‌ها حول خط رگرسیون است، مقادیر RMSE و MBE بیان‌کننده دقت مدل بوده و نشان می‌دهند که پیش‌بینی‌ها تا چه حد، متغیر مورد نظر را بیشتر یا کمتر از مقادیر واقعی تخمین زده‌اند. مقدار RMSE در بهترین حالت بایستی کوچک‌تر از انحراف معیار (SD) داده‌های مشاهده‌ای باشد. شاخص CRM گرایش مدل به سمت تخمین بیش از حد یا کمتر از حد را نشان می‌دهد. مقدار منفی CRM نشانگر گرایش مدل به سمت تخمین بیش از حد است. در شرایطی که مقادیر پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده با هم برابر باشند (بهترین حالت) مقادیر عددی R^2، RMSE، CRM و MBE به ترتیب برابر با ۱، ۰، ۰ و ۰ خواهند بود (Chanasyk *et al.*, 2004).

مدل‌سازی و نتایج

برای کالیبراسیون پارامترهای مدل QUAL2Kw، ابتدا کد WCA نوشته شد. به منظور بررسی صحت‌سنجی کد نوشته شده از توابع محک استاندارد استفاده شد. برای این منظور تعداد اعضای جمعیت و پارامترهای WCA (تعداد جریان، مقدار C، d_{max} و...) برای هر تابع استاندارد یکسان و تعداد تکرارها برابر ۱۰۰۰ در نظر گرفته شد. نتایج توابع محک استاندارد بر روی WCA در جدول (۱) آورده شده است.

جدول ۱- نتایج توابع محک استاندارد بر روی الگوریتم WCA

تابع	بعد	مقدار هدف	مقدار برآورده شده توسط WCA
Rosenbrock	۲	۰	۱/۰۶۴۸ × ۱۰$^{-۸}$
Rosenbrock	۸	۰	۲/۸۱۰۱ ×۱۰ $^{-۴}$
Baele	۲	۰	۸/۷۵۲× ۱۰$^{-۱۴}$
Goldesten-Price	۲	۳	۳
Shekel	۴	-۱۰/۵۳۶۴	-۱۰/۵۳۶

همان‌طور که در جدول (۱) مشاهده می‌شود، عملکرد WCA در همه توابع خوب و تقریباً برابر مقدار بهینه آن تابع است. در نتیجه می‌توان گفت WCA از کارآیی مطلوبی برخوردار است. پس از صحت‌سنجی الگوریتم WCA با استفاده از توابع محک استاندارد، مدل شبیه‌سازی-بهینه‌سازی QUAL2Kw-WCA توسعه داده شد. متغیرهای تصمیم در این مدل، مقادیر بهینه پارامترهای کالیبره‌شده هستند. این پارامترها برای متغیرهای کیفی مورد نظر عبارتند از: CBODs (نرخ هیدرولیز و نرخ اکسیداسیون)؛ CBODf (نرخ اکسیداسیون)؛ نیتروژن آلی (هیدرولیز و سرعت ته‌نشینی)؛ آمونیاک (نیتریفیکاسیون) و نیترات (دنیتریفیکاسیون و ضریب انتقال دنیتریفیکاسیون رسوب). اطلاعات ورودی به مدل شامل مقادیر اندازه‌گیری شده متغیرهای کیفی CBODs، CBODf، ON، NH_4 و NO_3 در بازه‌های تعیین شده رودخانه یامونا، شرایط مرزی بالادست رودخانه، داده‌های هیدرولیکی و داده‌های اندازه‌گیری شده در ایستگاه‌های مشاهداتی هستند.

در این تحقیق از مدل QUAL2Kw برای شبیه‌سازی کیفیت رودخانه و از الگوریتم WCA برای کالیبراسیون پارامترهای کیفی این مدل استفاده شد. کد تلفیق مدل QUAL2Kw و WCA در محیط نرم‌افزار MATLAB R2015a نوشته شد و برای خودکار انجام شدن کالیبراسیون تغییراتی در کد ماکروی مدل QUAL2Kw ایجاد شد. مدل توسعه داده شده

1. Coefficient of Determination
2 .Root Mean Square Error
3 .Coefficient of Residual Mass
4 .Mean Basic Error

www.SID.ir

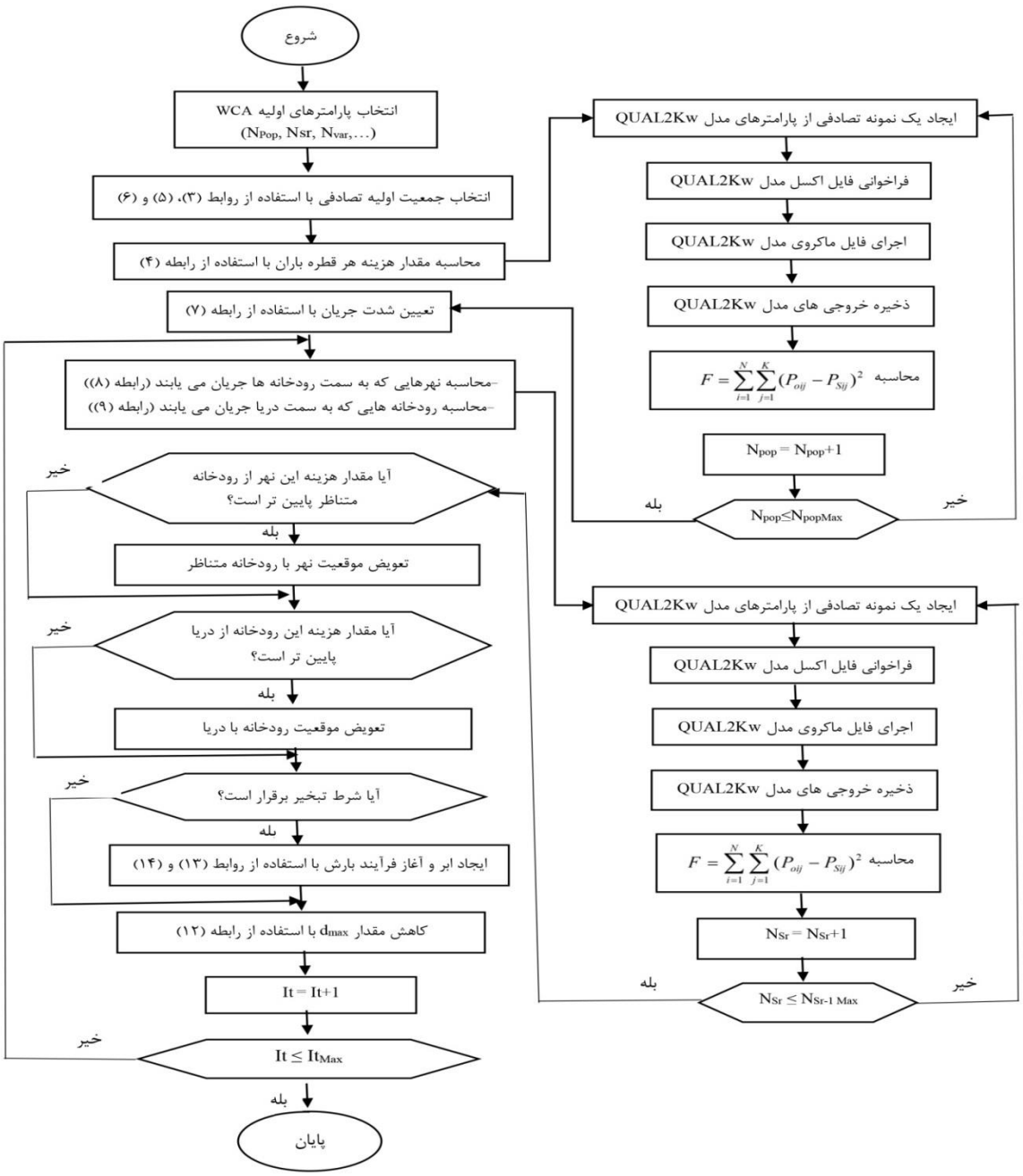
Archive of SID

با تعداد جمعیت ۳۰ و تعداد تکرار ۱۰۰ اجرا گردید. در هر تکرار با استفاده از WCA پارامترهای مدل تخمین زده شدند و با توجه به مقادیر این پارامترها، مدل QUAL2Kw اجرا شد. با استفاده از خروجی متغیرهای کیفی شبیه‌سازی شده توسط مدل QUAL2Kw و مقادیر مشاهداتی، تابع هدف محاسبه شد سپس مقادیر بهینه پارامترها محاسبه گردید. در شکل (۳) روندنمای تلفیق مدل QUAL2Kw با WCA ارائه شده است.

تابع هدف برای تعیین مقادیر بهینه پارامترهای مدل به صورت رابطه (۱۹) بیان شد:

$$Minimize F = \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{K}(P_{oij} - P_{Sij})^2 \qquad \text{(رابطه ۱۹)}$$

در آن F تابع هدف؛ i شمارنده متغیر کیفی که اندازه‌گیری و شبیه‌سازی شده؛ j تعداد نقاط اندازه‌گیری متغیرهای کیفی در طول رودخانه؛ N تعداد کل متغیرهای کیفی اندازه‌گیری شده یا شبیه‌سازی شده؛ K تعداد کل ایستگاه‌های مشاهداتی بر روی رودخانه؛ P_{oij} متغیر iام مشاهده شده و یا اندازه‌گیری شده در ایستگاه jام رودخانه؛ P_{sij} متغیر jام شبیه‌سازی شده در ایستگاه jام رودخانه هستند. در این تحقیق مقادیر K و N به ترتیب ۴ و ۵ در نظر گرفته شده است.



شکل ۳. فلوچارت تلفیق مدل QUAL2Kw و الگوریتم WCA

www.SID.ir

Archive of SID

به منظور ارزیابی نتایج حاصل از الگوریتم WCA در کالیبراسیون مدل، نتایج به‌دست آمده با نتایج الگوریتم ژنتیک (GA) مورد مقایسه قرار گرفت. مقادیر پارامترهای کالیبره شده توسط دو الگوریتم در جدول (۲) و نمودارهای مقایسه‌ای آن‌ها در شکل (۴) به تفکیک برای هر متغیر کیفی آورده شده است.

جدول ۲- مقادیر پارامترهای کالیبره شده مدل QUAL2Kw با استفاده از الگوریتم WCA

پارامتر	واحد	مقدار		علامت
		GA	WCA	
استوکیومتری				
کربن	gC	۴۰	۴۰	gC
نیتروژن	gN	۷/۲	۷/۲	gN
فسفر	gP	۱	۱	gP
وزن خشک	gD	۱۰۰	۱۰۰	gD
کلروفیل-آ	gA	۱	۱	gA
CBODs				
نرخ هیدرولیز	/day	۰/۰۶	۰	khc
نرخ اکسیداسیون	/day	۰/۹۱	۰/۷۲۳	kdcs
CBODf				
نرخ اکسیداسیون نیتروژن آلی	/day	۱/۱۱	۰/۷۱۵	kdc
هیدرولیز	/day	۱/۵۳	۱/۳۲	khn
سرعت ته‌نشینی	m/day	۰/۶۵	۰/۵۳	von
آمونیاک				
نیتریفیکاسیون	/day	۰/۵۹۲۴	۱/۹۹۳۲	kna
نیترات				
دنیتریفیکاسیون	/day	۰/۸۵۵۰۸	۱/۰۷۲۳	kdn
ضریب انتقال				
دنیتریفیکاسیون	m/day	۰/۳۲۳۸۶	۰	vdi
رسوب				

همان‌طور که شکل (۵) نشان می‌دهد در فاصله ۱۵کیلومتری از ابتدای بازه، مقدار متغیرهای کیفی به‌طور ناگهانی افزایش یافته است که می‌تواند به‌علت وجود ۱۳ زهکش فاضلابی باشد که از این فاصله به بعد وارد رودخانه شده بودند (شکل-۱). همچنین WCA نسبت به GA عملکرد بهتری در اکثر متغیرهای کیفی داشت. بهترین شبیه‌سازی مربوط به متغیر آمونیاک (شکل۵-ج) و بدترین شبیه‌سازی مربوط به نیترات (شکل ۵-ز) است. همچنین در همه متغیرها به غیر از متغیر آمونیاک مقدار شبیه‌سازی حاصل از WCA نسبت به GA تمایل به برآورد بیشتری دارد. به منظور بررسی دقیق‌تر مدل علاوه‌بر مقایسه ترسیمی (شکل ۵)، از شاخص‌های آماری نیز استفاده شد که نتایج آن‌ها در جدول (۳) ارائه شده است.

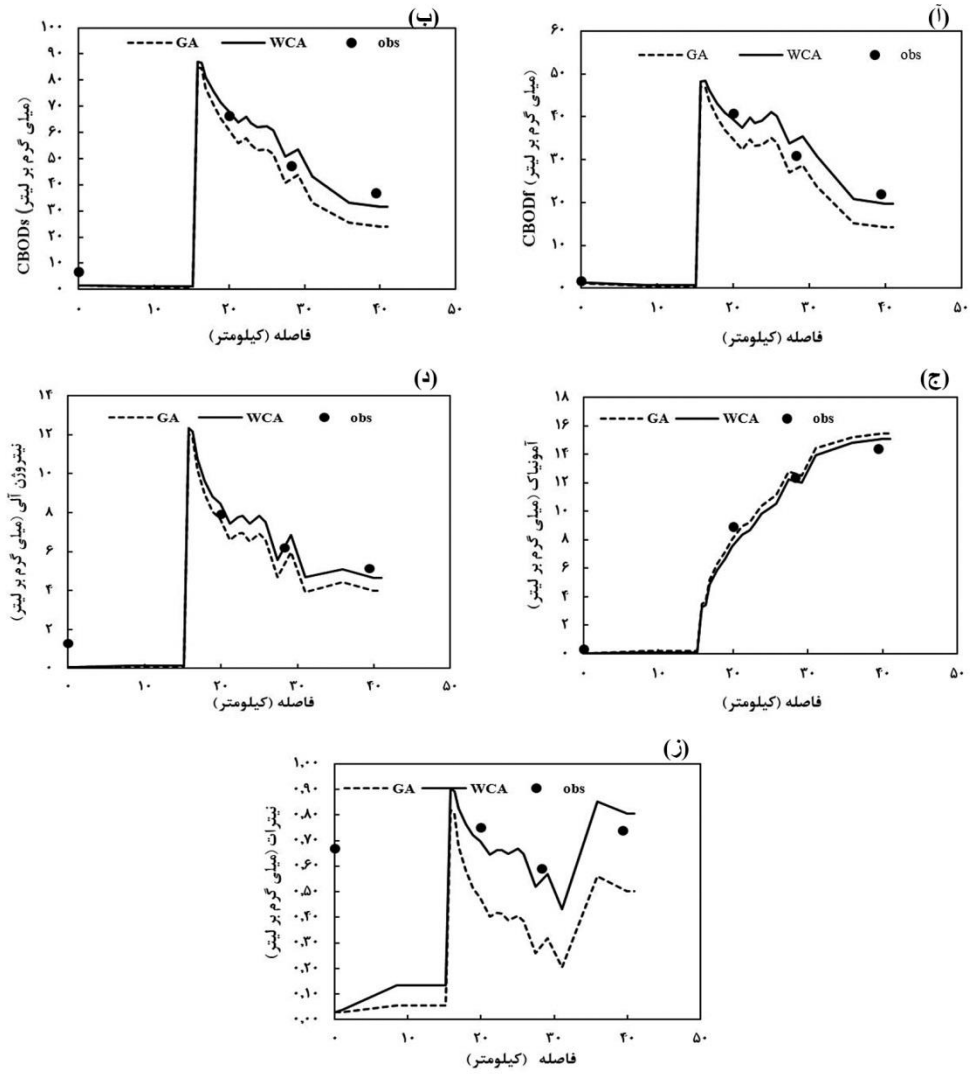
با توجه به جدول (۳) همان‌طور که شاخص R^2 نشان می‌دهد هر دو مدل در تمامی متغیرها به غیر از NO_3 از همبستگی و برازش مطلوبی برخوردار هستند. شاخص R^2 برای متغیرهای CBODs، CBODf و ON شبیه‌سازی شده توسط الگوریتم WCA حدوداً یک درصد بیشتر از GA است. در حالی که برای متغیرهای NH_4 و NO_3 به ترتیب ۱ و ۱۸ درصد GA نسبت به WCA بیشتر است. در نتیجه مقادیر R^2 نشان می‌دهد WCA از برازش بهتری نسبت به GA برخوردار است. مقادیر RMSE برای همه متغیرها به جز NH_4 در WCA کمتر است و دامنه تغییرات آن برای WCA و GA به‌ترتیب برابر ۰/۳۲ تا۴/۲ و ۰/۴ تا ۸/۲ بود. در نتیجه بیانگر دقت بهتر WCA نسبت به GA در شبیه-سازی متغیرهای مورد نظر است. همچنین به‌طور مشابه مقادیر MBE و CRM برای همه متغیرها به جز NH_4 در WCA کمتر است و مقدار آن‌ها به‌طور میانگین به‌ترتیب ۲/۷۹ و ۰/۱۸ کمتر از GA است. علامت منفی MBE و CRM در شبیه‌سازی NH_4 با GA نشان‌دهنده بیش برازش مقادیر شبیه‌سازی نسبت به مقادیر مشاهده‌ای است که شکل (۵-ج) این موضوع را تأیید می‌کند. با توجه به بررسی نتایج و مقایسه دو الگوریتم با یکدیگر می‌توان نتیجه گرفت در این تحقیق عملکرد WCA نسبت به GA در کالیبراسیون پارامترهای مدل QUAL2Kw بهتر است.

جدول ۳- نتایج شاخص‌های آماری مدل QUAL2Kw با دو الگوریتم WCA و GA

الگوریتم	متغیر کیفی	R^2	RMSE (mg/l)	MBE (mg/l)	CRM
WCA	CBODs	۰/۹۸	۴/۲	۱/۳۳۵	۰/۰۳۴
	CBODf	۰/۹۸	۱/۹۴	۰/۲۱	۰/۰۰۹
	ON	۰/۹۹	۰/۷۷	۰/۴۵۵	۰/۰۸۹
	NH_4	۰/۹۸	۰/۸۱	۰/۲۸۴	۰/۰۳۲
	NO_3	۰/۲	۰/۳۲	۰/۱۷۵	۰/۲۵۴
GA	CBODs	۰/۹۷	۸/۲	۷/۵	۰/۱۹
	CBODf	۰/۹۷	۵/۲۵	۴/۴۵	۰/۱۸
	ON	۰/۹۷	۱/۱۴	۱/۰۵	۰/۲۰۴
	NH_4	۰/۹۹	۰/۷۵	-۰/۰۸۱	-۰/۰۰۹
	NO_3	۰/۳۸	۰/۴	۰/۳۷۲	۰/۵۴۱

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۵- نتایج کالیبراسیون مدل QUAL2Kw توسط الگوریتم‌های WCA و GA

نتیجه‌گیری

با توجه به روند رو به رشد و توسعه جوامع انسانی، به‌ویژه در حوزه‌های شهری و صنعتی، رودخانه‌ها به مثابه منبع پذیرنده حجم وسیعی از آلاینده‌های مختلف هستند که بایستی در حفاظت کیفی آن‌ها کوشش بیشتری به عمل آید. برای بررسی وضعیت موجود، پیش‌بینی و برنامه‌ریزی دراز مدت کیفی رودخانه‌ها، نیاز به مدل‌های شبیه‌سازی کالیبره شده با دقت مناسب است. در این راستا در مقاله حاضر از الگوریتم چرخه آب در کالیبراسیون مدل کیفی QUAL2Kw استفاده شد. برای این منظور داده‌های کیفی رودخانه یامونا در یک دوره ده ساله مورد استفاده قرار گرفتند. پس از بررسی کارآمدی الگوریتم WCA توسط تعدادی تابع محک استاندارد، کد تلفیق مدل توسعه داده-شده در محیط نرم‌افزار MATLAB R2015a نوشته شد. برای بررسی عملکرد این الگوریتم در کالیبراسیون مدل QUAL2Kw، نتایج آن با نتایج به دست آمده از الگوریتم ژنتیک مقایسه شد. نتایج نشان داد عملکرد WCA در همه توابع محک استاندارد از دقت مطلوبی برخوردار و تقریباً برابر مقدار بهینه آن تابع است. مقدار شاخص آماری R^2 در تمامی متغیرهای CBODs، CBODf، NH_4 و ON در WCA نسبت به GA بهتر بود. تنها در متغیر NO_3 در GA نسبت به WCA، ۱۸ درصد بهتر بود. همچنین مقدار شاخص‌های RMSE، MBE و CRM برای همه متغیرها به جز NH_4 در WCA بهتر و مقدار آن‌ها به‌طور میانگین به ترتیب ۲/۰۵، ۲/۷۹ و ۰/۱۸ کمتر از GA به دست آمد. به‌طور کلی می‌توان نتیجه گرفت الگوریتم WCA نسبت به GA در کالیبراسیون مدل QUAL2Kw از عملکرد و دقت مطلوب‌تری برخوردار است و می-توان از آن برای کالیبراسیون مدل استفاده کرد.

www.SID.ir

Archive of SID

REFERENCES

Banejad H., Kamali M., Amirmoradi K. and Olyaie E. (2013). Forecasting Some of the Qualitative Parameters of Rivers Using Wavelet Artificial Neural Network Hybrid (W-ANN) Model (Case of study: Jajroud River of Tehran and Gharaso River of Kermanshah). *Journal of Health & Environ*., 6(3), 277-294. (In Farsi).

Chanasyk D. S., Mapfumo E., Willms W. D. and Naeth M. A. (2004). Quantification and simulation of soil water on grazed fescue watersheds. *Journal of Range Management.*, 57, 169 -177.

Chapra S., Pelletier G. and Tao H. (2008). QUAL2K: a modelling framework for simulating river and stream water quality, version 2.07. Documentation and User's Manual. Medford, MA: Civil and Environmental Engineering Dept., Tufts University.

Cho J. H. and Ha S. R. (2010). Parameter optimization of the QUAL2K model for a multiple-reach river using an influence coefficient algorithm. *Science of the total environment*., 408(8), 1985-1991.

Eskandar H., Sadollah A., Bahreininejad A. and Lumpur K. (2012). Water cycle algorithm –A novel metaheuristic optimization method for solving constrained engineering optimization problems. *Computer and structures.*, 110(1), 151-166.

Eskandar H., Sadollah A., Bahreininejad A. and Lumpur K. (2013). Weight optimization of truss structures using water cycle algorithm. *International Journal of Optimization in Civil Engineering*., 3(1), 115-129.

Gallagher K. and Sambridge M. (1994). Genetic algorithms: a powerful tool for large-scale nonlinear optimization problems. *Computers & Geosciences.*, 20(7-8), 1229-1236.

Haddad O. B., Moravej M. and Loáiciga H. A. (2014). Application of the water cycle algorithm to the optimal operation of reservoir systems. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*., 141(5), 04014064.

Heidari A. A., Abbaspour R. A. and Jordehi A. R. (2015). An efficient chaotic water cycle algorithm for optimization tasks. *Neural Computing and Applications.*, 28(1), 57-85.

Hoseini Y. and Hoseini P. (2018). Study the assimilation capacity of Gharehsou River using Qual2kw model. *Journal of Applied Sciences and Environmental Management.* 22 (3), 324 – 328.

Kori B. B., Shashidhar T. and Mise S. (2013). Application of automated QUAL2Kw for water quality modelling in the river Karanja, India. *Global Journal of Bio-Science And Biotechnology.*, 2(2), 193-203.

Noorani V. and Salehi K. (2008). Modeling of rainfall – runoff using fuzzy neural network and adaptive neural networks and fuzzy inference methods compare. Proceedings of 4th *National Congress on Civil Engineering.*, (In Farsi).

Oliveira B., Bola J., Quinteiro P., Nadais H. and Arroja L. (2012). Application of Qual2Kw model as a tool for water quality management: Cértima River as a case study. *Environmental monitoring and assessment.*, 184(10), 6197-6210.

Qaderi K., Akbarifard S., Madadi M. R. and Bakhtiari B. (2017). Optimal operation of multi-reservoirs by water cycle algorithm. Proceedings of the Institution of Civil Engineers-Water Management., 1-12. Thomas Telford Ltd.

Sarda p. and Sadgir p. (2015). Water Quality Modeling and Management of Surface Water using Soft Tool. *International Journal of Science, Engineering and Technology Research.*, 9(4), 2988-2992.

Sharma D., Kansal A. and Pelletier, G. (2015). Water quality modelling for urban reach of Yamuna river, India (1999–2009), using QUAL2Kw. Applied Water Science., 1-25.

Shokri S., Houshmand A. A. and Moaazed H. (2015). Qualitative simulation of ammonium and nitrate in Gorgor river by using QUAL2Kw model. *Journal of Wetland Ecobiology.*, 6(23), 57-68. (In Farsi).

Shojaei, N. and Wells, S. A. (2014). Automatic Calibration of Water Quality Models for Reservoirs and Lakes. Proceedings *World Environmental and Water Resources Congress*, EWRI, ASCE, Portland, OR, pp. 1020-1029.

www.SID.ir