Shahid Chamran University of Ahvaz

Irrigation Sciences and Engineering (JISE)
Vol. 45, No. 3, Fall 2022, p. 113-129

Journal homepage: https://jise.scu.ac.ir

Research Paper

EXTENDED ABSTRACT

Optimization of Nonlinear Parameters of Muskingum NL5 model With SHO algorithm

S. Khalifeh[1], S. A. Esmaili[2], K. Esmaili[3*] and S. R. Khodashenas[4]

1- Ph. D. Candidate in Water Science and Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Iran.
2- PhD Student in Water Sciences and Engineering- Water Structures, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran.
3- Corresponding Author, Assistant, Associate Professor in Water Science and Engineering Department and Member of Water and Environmental Research Institute, Ferdowsi University of Mashhad, Iran (Esmaili@um.ac.ir).*
4- Professor in Water Science and Engineering Department and Member of Water and Environmental Research Institute Ferdowsi University of Mashhad, Iran.

ARTICLE INFO

Artlcle history:
Received: 5 December 2021
Revised: 7 January 2021
Accepted: 9 January 2021

Keywords:
Flood estimation, algorithm comparison, optimization, NL5.

TO CITE THIS ARTICLE:

Khalifeh, S., Esmaili, S. A., Esmaili, K., Khodashenas, S. R. (2022). 'Optimization of Nonlinear Parameters of Muskingum NL5 model With SHO algorithm', *Irrigation Sciences and Engineering*, 45(3), pp. 113-129.

Introduction:
The Muskingum method was first developed by U.S. Army engineers to study flood control in the Muskingum River Basin in Ohio. To evaluate the performance of the SHO algorithm, the results of its implementation have been compared with other basic algorithms such as GA and ICA. The coding of SHO, GA and ICA algorithms was done in the MATLAB (R2018b) software programming section. The results showed that the statistical parameters obtained for the river studied by SHO algorithm in two nonlinear models of Muskingum indicate the proper performance of these algorithms in estimating the optimal values of nonlinear masking modeling parameters in flood detection compared to other algorithms.

Methodology
Two equations, of continuity and nonlinear storage have been used as basic equations (1) and (2) in the Muskingum model:

$$\frac{ds}{dt} = I_t - O_t \quad (1)$$

$$S_t = K[XI_t + (1-X)O_t] \quad (2)$$

$$S_t = K[XI_t + (1-X)O_t]^m \quad (3)$$

$$S_t = K[XI_t^m + (1-X)O_t^m] \quad (4)$$

In the Maskingam model, the parameter m is added to the equation as the power to consider nonlinear effects (greater than one), which enables the model to better estimate the nonlinear

equation between cumulative storage and flow. Equation (3) is more accurate than equation (4) and has been used by (Mohan, 1997), (Kim and Geem, 2001), (Chu and Chang, 2009). Therefore, by considering the equation (3), the following equation can be derived

$$O_t = (\frac{1}{1-X})(\frac{S_t}{K})^{\frac{1}{m}} - (\frac{X}{1-X})I_t \quad (5)$$

The following equation is obtained by combining equations (1) and (5):

$$\frac{\Delta s_t}{\Delta t} = -(\frac{1}{1-X})(\frac{S_t}{K})^{\frac{1}{m}} + (\frac{1}{1-X})I_t \quad (6)$$

Where $(\Delta S_t)/\Delta t$ is the change in storage over time.

$$S_{t+1} = S_t + \Delta S_t \quad (7)$$

That St + 1 is equal to the amount of storage at time t + 1.
The NL5 method was first proposed by Chow (Chow, 1973).

$$S_{in} = b(\frac{I}{a_1})^{\frac{m}{n_1}} \quad (8)$$

$$S_{out} = b(\frac{o}{a2})^{\frac{m}{n2}} \quad (9)$$

In this study, in order to evaluate the optimal values of K, X and m parameters in the modeling, the objective function is used as an ambiguity of the sum of the remaining squares (SSQ) between the actual output volume and processed according to equation (10).

$$\min SSQ = \sum_{t=1}^{N} (O_t - O_{Ct})^2 \quad (10)$$

Where O_{Ct} is the volume of the processed (calculated) output flood at time t and N is the number of time steps of flood processing. Example studied in this study are information from Wilson River and Kardeh River in Khorasan Razavi Province. A nonlinear relationship is established between the values of St and [XIt + (1-X) Ot], and the performance of different algorithms in obtaining the optimal values of the parameters of the nonlinear masking equation can be examined. The highest inflows and outflows on the Wilson River were 111 and 85 cubic meters per second, respectively. The efficient catchment area is located in the east of Hezar Masjid-Kopeh Dagh zone and is one of the sub-basins of Kashfarud main catchment area. The highest altitude point in the northwest of the basin is 2977 meters above sea level and the lowest altitude point at the exit of the basin and in the downstream of Kardeh village is 1200 meters. The distance from Mashhad to Kardeh village in the south of the basin is 47 km. The average rainfall in the southern part of the basin is 37.2 mm and in the northern part it reaches 450 mm. The data studied in this study are two-day observational floods on 07/02/1371 to 02/08/1371 in the form of 6 hours, which have been harvested in two stations of Kushkabad and Kardeh.

Results and Discussion:

As can be seen in Figure (1), all met heuristic algorithms have been able to fine-tune the output flood.

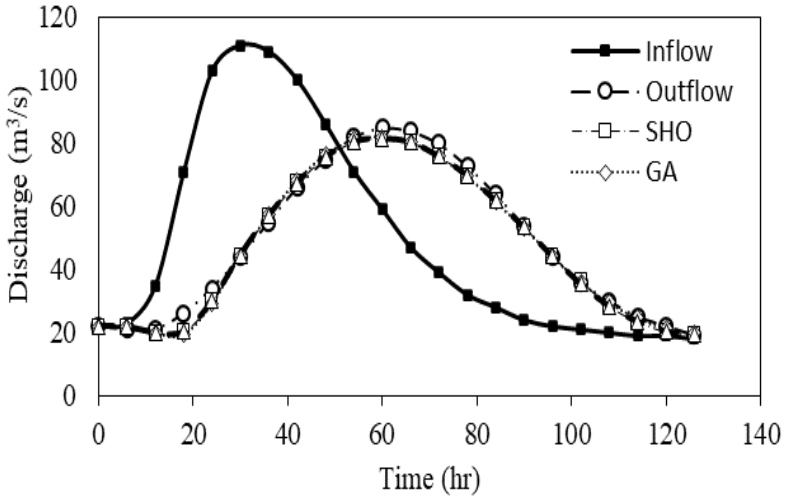


Fig. 1- The Output Hydrograph Routed Algorithms by Wilson River (NL3)

Case Study: Kardeh River

Comparison of NL5 and NL3 models with SSQ and MSE statistical indicators showed that in the developed NL5 method, optimization and proximity to observational data is better than the previous method with fewer parameters, as well as measured and calculated NL5 hydrographs and its comparison with The NL3 model is shown to be efficient in Figure 1. The calculated hydrograph is in good agreement with the measured hydrograph. In addition, the figure shows that the NL5 model accurately calculates the peak discharge of the output hydrograph, which is an important variable in the hydrographic process.

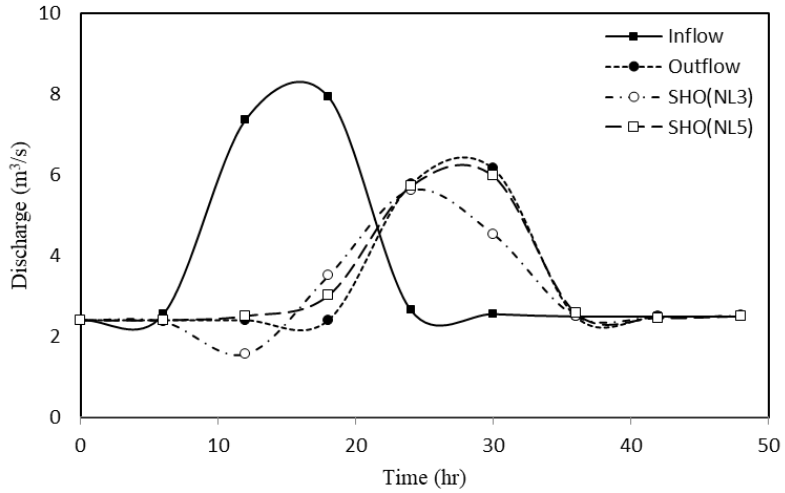


Fig. 2- The Output Hydrograph Routed using Two Model NL3 and NL5 by Kardeh River

Conclusion

Based on the optimal values of the nonlinear modeling parameters of the masking model and the calculated output hydrographs based on it, for both case studies, the value of all target functions examined by SSQ and MSE was significantly reduced compared to other existing models and improved output flow rates were improved. They came closer to real values. This error reduction is 83% and 96% for the first SSQ and MSE target functions for the first study and 72% and 71% for the second case study, respectively. Therefore, the proposed structure of the non-linear model

of masking, along with metacognitive algorithms, can provide a more appropriate process of single-sided output hydrographs based on input flood hydrographs.

Acknowledgment

The authors sincerely appreciate for scientific support the Water and Environment Research Institute Ferdowsi University of Mashhad.

References

1- Chow, V. T., 1973. *Open Channel Hydraulic*. 3rd Ed. McGraw Hill Book Company. New York. Inc.

2- Chu, H.J., and Chang, L.C., 2009. Applying Particle Swarm Optimization to Parameter Estimation of the Nonlinear Muskingum Model. *Journal of Hydrologic Engineering, 14(9)*.pp. 1024-1027.

3- Kim, J. H., Geem, Z.W., and Kim, E.S., 2001. Parameter estimation of the nonlinear Muskingum model using harmony search. *Journal of the American Water Resources Association, 37*.pp.1131-1138.

4- Mohan, S., 1997. Parameter estimation of nonlinear Muskingum models using genetic algorithm. *Journal of Hydraulic Engineering, 123*.pp.137–142.

© 2022 Shahid Chamran Universiry of Ahvaz, Ahvaz, Iran. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0 license) (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

علوم و مهندسی آبیاری
جلد ٤٥، شماره‌ی۳، پاییز ۱٤۰۱، مقاله پژوهشی، ص. ۱۲۹-۱۱۳

بهینه سازی پارامترهای غیرخطی مدل ماسکینگام NL5 با الگوریتم SHO

سعید خلیفه[۱]، سیدعلیرضا اسماعیلی[۲]، کاظم اسماعیلی[۳*] و سعیدرضا خداشناس[۴]

۱- دانشجوی دکتری علوم ومهندسی آب گرایش سازه های آبی، گروه علوم ومهندسی آب، دانشگاه فردوسی مشهد.
۲- دانشجوی دکتری علوم و مهندسی آب گرایش سازه های آبی، گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه بوعلی سینا ، همدان.
۳*- نویسنده مسئول، دانشیار و عضو هیئت علمی، گروه علوم ومهندسی آب، دانشگاه فردوسی مشهد ، Esmaili@um.ac.ir
۴- استاد و عضو هیئت علمی، گروه علوم ومهندسی آب، دانشگاه فردوسی مشهد.

دریافت: ۱۳۹۹/۰۴/۱۱ بازنگری: ۱۳۹۹/۱۰/۱۸ پذیرش: ۱۳۹۹/۱۰/۲۰

چکیده

در این پژوهش، الگوریتم کفتار خالدار(SHO) به‌عنوان الگوریتمی مبتنی بر رفتار کفتارهای نوع خالدار برای اولین بار در بهینه‌سازی پارامترهای مدل غیرخطی ماسکینگام برای روندیابی سیلاب استفاده‌شده است. برای بررسی کارایی این الگوریتم، در مدل‌های ماسکینگام غیرخطی NL3 و مدل توسعه‌یافته NL5، مطالعهٔ موردی سیل ویلسون برای صحت‌سنجی و هم‌چنین یک سیل تاریخی از منطقهٔ کارده به‌عنوان مطالعه موردی به‌منظور روندیابی سیلاب و محاسبهٔ پارامترهای مدل ماسکینگام انتخاب شد. برای ارزیابی مقدار خطای آماری بین دبی‌های روندیابی‌شده و مشاهداتی از شاخص‌های آماری SSQ و MSE به‌عنوان تابع هدف استفاده‌شده است. براساس نتایج به‌دست‌آمده از روندیابی سیل ویلسون با استفاده از الگوریتم SHO، برای مدل NL3 مقادیر توابع هدف به‌ترتیب برابر ۱۲۸/۷۷۸و ۵/۸۵۲ مترمکعب بر ثانیه و برای مدل NL5 مقادیر توابع هدف به‌ترتیب ۲۱/۷۷٦و۰/۲٦۲ است. نتایج روندیابی مطالعه موردی، سیل کارده با الگوریتم مذکور نیز نشان داد مجموع مربعات انحرافات روندیابی‌شده برای مدل NL3 به‌ترتیب برابر ٤/٥٥۲ و برای مدل NL5 برابر ۱/۲٦۱ می‌باشد. در تحقیق حاضر، ابتدا در مدل NL3 عملکرد الگوریتم کفتار خالدار با الگوریتم فرا کاوشی دیگر نظیر الگوریتم ژنتیک و الگوریتم چرخه آب مقایسه و با توجه به عملکرد بهتر این الگوریتم، در مدل NL5 مورد بررسی قرار گرفت. نتایج شاخص‌های آماری بیان‌کنندهٔ برتری مدل NL5 نسبت به مدل NL3 و برتری الگوریتم SHO نسبت به الگوریتم‌های مقایسه‌شده دیگر برای محاسبهٔ پارامترهای غیرخطی مدل ماسکینگام و پیش‌بینی دقیق سیلاب دارد. بنابراین، از دستاوردهای پژوهش حاضر می‌توان به معرفی مدل ماسکینگام غیرخطی NL5 بر مبنای الگوریتم SHO برای حل مسائل روندیابی سیلاب اشاره داشت.

کلیدواژه‌ها: روندیابی هیدرولوژیکی، الگوریتم کفتار خالدار، بهینه‌سازی، NL5.

مقدمه

یکی از مسائل مهم مرتبط با پیش‌بینی سیل, روندیابی سیل است. روندیابی سیلاب در آبراهه‌ها (کانال و رودخانه) عبارت است از عملیات محاسباتی که تغییرات مقادیر متغیرهای هیدرولیکی، هندسه جریان و شکل موج سیل را به‌عنوان تابعی از زمان در یک یا چند نقطه در طول آبراهه‌ها پیش‌بینی می‌کند (Barati et al., 2017). روندیابی جریان ، تجزیه و تحلیل برای ردیابی جریان از طریق یک سیستم هیدرولوژیکی با توجه به ورودی است. روش‌های روندیابی سیل به دو دسته هیدرولیکی و هیدرولوژیکی تقسیم می‌شوند (Ahmed et al., 2019). روش‌های روندیابی هیدرولیکی بر مبنای حل عددی معادله‌های سنت ونانت و معادله‌های غیردائمی متغیر تدریجی در کانال‌های باز قرار دارند، درحالی‌که روش‌های هیدرولوژیکی بر پایه معادله پیوستگی و روابط بین دبی و ذخیره موقت حجم اضافی آب در دوره سیلاب استوار است (Cunge et al., 1980). روش‌های هیدرولوژیکی در مقایسه با روش‌های هیدرولیکی دارای محاسبه‌های ساده و سریعی هستند و در کاربردهای مهندسی با اطمینان قابل قبولی به‌کار می‌روند. پرکاربردترین و مشهورترین روش در این دسته، روش ماسکینگام است (Chow,1973). Mohan (1997) مدلی را بر مبنای الگوریتم ژنتیک (GA) به‌منظور تخمین پارامترهای ماسکینگام غیرخطی ارایه نمود. نتایج نشان می‌داد هیدروگراف جریان خروجی حاصل از روش (GA) با هیدروگراف جریان خروجی مشاهداتی نسبت به روش‌های ارایه‌شده از سوی سایر محققان انطباق بالاتری دارد. Ghaleni et al. (2010) با استفاده از الگوریتم نورد شبیه‌سازی‌شده (SA) دقت محاسبه تابع هدف (SSQ) را با سایر انواع الگوریتم‌های مطرح‌شده تاکنون مقایسه نمودند. نتایج حاکی از بالاتر بودن دقت تخمین الگوریتم (SA) نسبت به تمام روش‌های گذشته به‌جز جستجوی هارمونی (HS) بود. Samani و Shamsipour (2003) برای روندیابی سیل در رودخانه‌های چند

DOI: 10.22055/JISE.2021.33726.1920

شاخه‌ای با به‌کارگیری روش ماسکینگام خطی مدلی را ارائه کردند که در آن برای تخمین پارامترهای موردنیاز روندیابی از روش بهینه‌سازی غیرخطی (پاول) استفاده نمودند. نتایج، انتظارات پژوهشگران را برآورده نمود. اخیراً برای تخمین بهینه پارامترهای غیر خطی ماسکینگام ، بسیاری از الگوریتم‌های فراکاوشی پیشنهاد شده است که عبارت‌اند از: الگوریتم ژنتیک Premual و RangaRaju (1998)، الگوریتم جستجوی هارمونی Karahan et al (2013) و Kim et al. (2001) ، الگوریتم ازدحام ذرات Chow (1973)، الگوریتم گرگ Akbarifard et al. (2017)، الگوریتم خفاش Farzin et al. (2018)، الگوریتم ملخ Khalifeh et al (2020a)و الگوریتم جستجوی موجودات همزیست (Khalifeh et al., 2020b).

Easa (2013) اشاره کرد که هدف اصلاح ساختار یک مدل روندیابی سیلاب ایجاد درجات آزادی بیشتر در مدل است. او هم-چنین اظهار داشت که مدل غیرخطی چهار دارای درجات آزادی بیشتری نسبت به دیگر مدل‌های ماسکینگام غیرخطی است، از این رو، به‌طورکلی انطباق نزدیک‌تری نسبت به داده‌های خروجی اندازه‌گیری‌شده به‌دست می‌آید..Bozorg Haddad et al (2015) یک مدل ماسکینگام غیرخطی که ساختار مدل ذخیره‌سازی چهار را اصلاح‌کرده است، را به‌عنوان مدل ماسکینگام غیرخطی پنج معرفی کردند. این مدل دارای درجات آزادی بیشتری نسبت به مدل چهار استاندارد می‌باشد و هفت پارامتر ماسکینگام غیرخطی را ارایه می‌دهد. برای نزدیک شدن جریان‌های اندازه‌گیری‌شده و روندیابی‌شده، مدل ماسکینگام غیرخطی به پارامترهای بیشتری نیاز دارد. مدل‌های قبل از مدل غیرخطی چهار نهایتاً توانستند سه پارامتر را ارایه دهند و مدل غیرخطی چهار تنها چهار پارامتر را ارایه داد و این در حالی است که مدل پنج از مدل ماسکینگام غیرخطی هفت پارامتر ماسکینگام را ارایه می‌دهد(Geem, 2006). برای روندیابی دقیق‌تر یک رودخانه مخصوصاً رودخانه‌های دارای چند دبی اوج به پارامترهای بیشتری نیازمند است و می‌توان گفت مدل NL5 بر تمام مدل‌های پیشین ماسکینگام غیرخطی ارجحیت دارد و مناسب‌تر می‌باشد. بررسی نتایج سایر پژوهشگران نشان می‌دهد که در سال‌های اخیر کاربرد روش‌های هوشمند و الگوریتم‌های فراکاوشی به‌منظور پیش‌بینی و بهینه‌سازی معادله های گوناگون موردتوجه محققان علوم مختلف بوده و همواره نتایج مناسبی را به همراه داشته است. کدنویسی الگوریتم‌های کفتار خالدار (SHO)، ژنتیک (GA) و چرخه آب (WCA) در قسمت برنامه‌نویسی نرم‌افزار MATLAB (R2018b) انجام شد. هدف و نوآوری پژوهش حاضر معرفی مدل NL5 ماسکینگام برای روندیابی سیلاب و استفاده از الگوریتم جدید SHO برای اولین بار در زمینه‌ی مهندسی رودخانه و منابع آب و مسائل روندیابی و حل یک مسئله با تابع هدف غیر خطی می‌باشد.

مواد و روش‌ها

مدل ماسکینگام غیرخطی سه (NL3)

مدل ماسکینگام ازجمله روش‌های روندیابی هیدرولوژیکی است که اصول آن بر اصل پیوستگی جریان و معادله بین دبی و ذخیره موقت آب در طول مسیر استوار است (Barati et al., 2010).

این مدل، روش ساده‌ای بوده و دقت کافی در مسائل آبی دارد. این مدل به دلیل سادگی از بین انواع روش‌های هیدرولوژیک برای روندیابی سیل کاربرد وسیعی دارد (and Prayogo ,2014 Cheng). دو معادله پیوستگی و ذخیره غیرخطی به‌عنوان معادله های پایه‌ای به‌صورت معادله‌های (۱) و (۲) در مدل ماسکینگام به‌کار رفته‌اند:

$$\frac{ds}{dt} = I_t - O_t \qquad (۱)$$

$$S_t = K[XI_t + (1-X)O_t] \qquad (۲)$$

در این معادله‌های S_t، I_t و O_t به‌ترتیب ذخیره، ورودی و خروجی در زمان t و K ضریب بدون بعد ذخیره برای رودخانه است که یک مقدار منطقی نزدیک به زمان گذر جریان از کل مسیر رودخانه می‌باشد (ثابت و بزرگ‌تر از صفر)، X یک عامل وزنی که معمولاً بین صفر و ۰/۵ در نظر گرفته می‌شود. معمولاً چنانچه معادله ماسکینگام به‌صورت خطی در نظر گرفته شود، پارامترهای K و X در مدل با روش ترسیمی به کمک سعی و خطا محاسبه می‌شود (Gill, 1978). این روش مشکل و تقریبی است، هم‌چنین معادله بین S_t و $[XI_t + (1-X)O_t]$ همیشه خطی نیست. در روندیابی سیلاب با استفاده از مدل غیرخطی ماسکینگام، معادله‌ها را به‌ترتیب مطابق معادله‌های (۳) و (۴) به کار بردند (Gill,1978):

$$S_t = K[XI_t + (1-X)O_t]^m \qquad (۳)$$

$$S_t = K[XI_t^m + (1-X)O_t^m] \qquad (۴)$$

در مدل ماسکینگام پارامتر m به‌عنوان توان برای در نظر گرفتن اثرات غیرخطی (بزرگ‌تر از یک) به معادله اضافه شده است، که مدل را قادر می‌سازد تا معادله غیرخطی بین ذخیره تجمعی و جریان را بهتر مدل‌سازی کند (Samani and Shamsipour, 2003). معادله (۳) نسبت به معادله (۴)، به دلیل دقت بالاتر، بیشتر رایج است و توسط Mohan (1997) ، Kim et al. (2001)، Chu و Chang (2009) استفاده شده است. لذا با در نظر گرفتن معادله (۳) می‌توان معادله زیر را استخراج کرد:

$$O_t = \left(\frac{1}{1-X}\right)\left(\frac{S_t}{K}\right)^{\frac{1}{m}} - \left(\frac{X}{1-X}\right)I_t \qquad (۵)$$

با ترکیب معادله‌های (۱) و (۵) معادله زیر به‌دست می‌آید:

$$\frac{\Delta s_t}{\Delta t} = -(\frac{1}{1-X})(\frac{S_t}{K})^{\frac{1}{m}} + (\frac{1}{1-X})I_t \quad (۶)$$

که در آن $\Delta S_t/\Delta t$ تغییرات ذخیره نسبت به زمان می‌باشد.

$$S_{t+1} = S_t + \Delta S_t \quad (۷)$$

که S_{t+1} برابر ذخیره در زمان t+1 است (Geem, 2006). برای محاسبه هیدروگراف سیل با استفاده از معادله های فوق، می‌توان الگوریتم زیر را به کار برد:

مرحله ۱: در نظر گرفتن مقدار اولیه‌ای برای سه پارامتر k، x، m.

مرحله ۲: محاسبه ذخیره (S_t) با استفاده از معادله (۳) با فرض مقدار جریان خروجی اولیه برابر با جریان ورودی ($O_1=I_1$).

مرحله ۳: محاسبه نسبت تغییرات ذخیره نسبت به زمان با استفاده از معادله (۶).

مرحله ۴: محاسبه مقدار ذخیره در مرحله زمانی بعدی با استفاده از معادله (۷).

مرحله ۵: محاسبه دبی جریان خروجی در مرحله زمانی بعدی با استفاده از معادله (۵).

مرحله ۶: تکرار مراحل ۱ تا ۵.

مرحله ۷: پایان.

مدل ماسکینگام غیرخطی پنج (NL5)

شکل غیرخطی مدل ماسکینگام کاربرد وسیعی در روندیابی سیلاب دارد. تحقیقات زیادی در مورد انواع غیرخطی مدل ماسکینگام صورت گرفته است. در مطالعه‌ی حاضر شکل اصلاح‌شده‌ای از این مدل توسط Bozorg Haddad et al. (2015) پیشنهاد شده است که در این مطالعه به‌عنوان مدل غیرخطی ماسکینگام نوع پنجم (NL5) نامیده می‌شود. اساس مدل ماسکینگام معادله‌ی پیوستگی است. در ادامه روند دست‌یابی به این مدل تشریح می‌شود. اصل روش (NL5) در واقع توسط Chow (1973) اولین بار ارائه گردید.

$$S_{in} = b(\frac{I}{a_1})^{\frac{m}{n_1}} \quad (۸)$$

$$S_{out} = b(\frac{O}{a_2})^{\frac{m}{n_2}} \quad (۹)$$

که در آن a_1 و n_1 پارامترهای مرتبط با مشخصات رابطه عمق–دبی بازه بالادست رودخانه را بیان می‌کنند؛ a_2 و n_2 ویژگی‌های عمق–دبی بخش پایین‌دست را بیان می‌کند؛ با جایگذاری S_{in} و S_{out} که بیانگر حجم ذخیره ورودی و خروجی می باشند، از معادله (۸) و (۹) در معادله‌ی (۱۰) استفاده شده و ساده‌سازی آن، معادله‌ی (۱۱) تولید می‌گردد.

$$S = [XS_{in} + (1-X)S_{out}]^{\beta} \quad (۱۰)$$

$$S = K[X(C_1 I^{\alpha_1}) + (1-X)(C_2 O^{\alpha_2})]^{\beta}$$
$$K = b^{\beta}$$
$$\alpha_1 = \frac{m}{n_1}$$
$$C_1 = (\frac{1}{a_1})^{\alpha_1}$$
$$C_2 = (\frac{1}{a_2})^{\alpha_2} \quad (۱۱)$$

که در آن I و O به‌ترتیب دبی ورودی و دبی خروجی ($\frac{m^3}{s}$)، K: ثابت ذخیره که از صفر بزرگ‌تر است. X: ضریب وزنی بدون‌بعد که بیانگر اثرات نسبی دبی ورودی و خروجی بر ذخیره است. مقدار آن برای رودخانه بین صفر و ۰/۳ می‌باشد. α_1، α_2 و β: پارامترهای نمایی که از صفر بزرگ‌ترند. C_1 و C_2: پارامترهای ثابتی هستند که از صفر بزرگ‌تر می‌باشند.

الگوریتم بهینه‌ساز کفتار خالدار (SHO)

الگوریتم‌های فرابتکاری جدید تقلیدی از پدیده‌های طبیعی هستند. الگوریتم بهینه‌سازی کفتار خالدار اولین بار توسط Dhiman و Kumar (2017) مطرح گردید این الگوریتم از رفتار اجتماعی کفتارهای خالدار الهام گرفته است. الگوریتم مذکور با مجموعه‌ای از راه‌حل‌های تصادفی شروع به‌کار می‌کند. در هر تکرار، عوامل جستجو موقعیت خود را با استفاده چهار عملگر به نام‌های جستجو برای طعمه (فاز اکتشاف)، تعقیب و گریز طعمه، محاصره طعمه و درنهایت حمله به شکار (فاز استخراج) به‌روزرسانی می‌کنند. در محاصره طعمه، کفتارهای خالدار طعمه را شناسایی کرده و آن را محاصره می‌کنند. الگوریتم کفتار فرض می‌کند که موقعیت هر کفتار یک راه‌حل مسأله بهینه‌سازی است و موقعیت طعمه نیز با موقعیت بهینه‌ترین کفتار تخمین زده می‌شود. کفتارها یا راه‌حل‌های مسأله می‌تواند در حالت‌ها و وضعیت‌های مختلف پیرامون جواب بهینه (طعمه) حلقه زده تا جواب‌های احتمالی و بهینه‌تر کشف نمایند. شکل (۱) روند اجرای الگوریتم را نشان می دهد. مراحل اصلی این الگوریتم به شرح زیر می‌باشد.

طعمه آسان

برای شکار طعمه، بهترین راه‌حل به‌عنوان شکار هدف در نظر گرفته می‌شود. عوامل جستجو و یا کفتارها با تشخیص هویت می‌توانند موقعیت خود را با توجه به این حالت بهینه و به‌روز کنند. مدل‌سازی ریاضی این رفتار توسط معادله های (۱۲) و (۱۳) نشان داده شده است:

$$\vec{D}_h = |\vec{BP}_p(x) - \vec{P}(x)| \quad (۱۲)$$

DOI: 10.22055/JISE.2021.33726.1920

$$\vec{P}(x+1) = \vec{P}_p(x) - \vec{E}.\vec{D}_h \quad (۱۳)$$

D_h: که در آن بردار فاصله بین طعمه و کفتار است
X: تکرار موجود
P_p: نشان‌دهنده بردار موقعیت شکار است
نشان‌دهنده بردار موقعیت یک کفتار خالدار است P بردارهای ضریب هستند که به‌صورت معادله های (۱۴) تا (۱۶) می‌باشد. B و E:

$$\vec{B} = 2.\vec{rd_1} \quad (۱۴)$$

$$\vec{E} = 2\vec{h}.\vec{rd_2} - \vec{h} \quad (۱۵)$$

$$\vec{h} = 5 - [Iterations \times (\frac{5}{Max_{Iteration}})] \quad (۱۶)$$

شکار کردن

گام بعدی این الگوریتم، استراتژی شکار است که مجموعه‌ای از راه‌حل‌های بهینه در برابر بهترین عامل جستجو و به‌روزرسانی موقعیت را تشکیل می‌دهد.
معادله‌های زیر در این مکانیسم شرح داده می‌شوند:

$$\vec{D_h} = \left|\vec{B}\vec{P_h} - \vec{P_k}\right| \quad (۱۷)$$

$$\vec{P_k} = \vec{P_h} - \vec{E}.\vec{D_h} \quad (۱۸)$$

$$\vec{C_h} = \vec{P_k} - \vec{P}_{k+1} + ... + \vec{P}_{k+N} \quad (۱۹)$$

P_h: اولین موقعیت برتر کفتار خالدار
P_k: سایر عامل‌های جستجو را نشان می‌دهد.
K: موقعیت این عوامل جستجو و N تعداد کفتارهای خالدار را نشان می‌دهد که به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$N = count_{nos}(\vec{P_h}, \vec{P_{h+1}}, \vec{P_{h+1}}, ..., (\vec{P_h} + \vec{M})) \quad (۲۰)$$

که M بردار تصادفی بین(۱-۰/۵) C_h: شماری از N جواب‌های بهینه می‌باشد.

حمله به طعمه (بهره‌برداری):

به منظور مدل سازی ریاضی این مرحله، مقدار بردار h را کاهش داده شده است. تنوع در بردار E نیز کاهش می‌یابد تا مقدار بردار h تغییر کند که این مقدار از پنج تا صفر برحسب تکرار کاهش می یابد. فرمول ریاضی برای مرحله بهره برداری به شرح زیر است:

$$\vec{P}(x+1) = \frac{\vec{C_h}}{N} \quad (۲۱)$$

که $\vec{P}(x+1)$ بهترین راه‌حل را ذخیره و موقعیت سایر عوامل جستجو را به‌روز می‌کند.

جستجوی طعمه (اکتشاف)

مجموعه گروهی کفتارهای خالدار با توجه به موقعیت قرارگیری طعمه را جستجو می‌کنند.

در این مرحله به بردار $\vec{B}$ جهت اکتشاف طعمه نیاز است که این بردار مقادیر تصادفی را در طی فرایند تکرار ارایه می‌دهد. این مکانیسم برای جلوگیری از بهینه محلی تا آخرین تکرار و خاتمه الگوریتم پس از رعایت ضوابط مفید است.

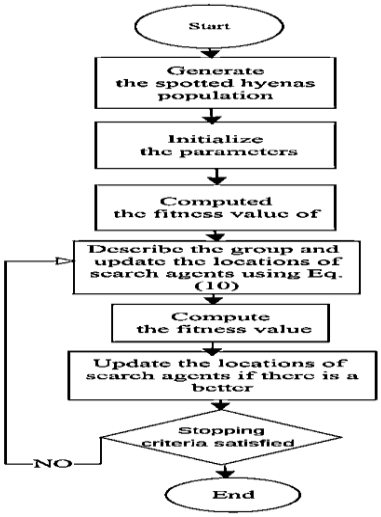


Fig. 1- Flowchart SHO algorithm
شکل ۱- روندنما الگوریتم SHO (Dhiman and Kumar, 2017)

الگوریتم چرخه آب (WCA)

مشابه دیگر الگوریتم‌های فراابتکاری Khalifeh (2020a) et al، روش WCA نیز با جمعیت اولیه به اصطلاح قطرات باران شروع می‌شود. در ابتدا، فرض می‌شود که باران یا بارش وجود دارد. بهترین فرد (بهترین قطره آب) به‌عنوان دریا انتخاب می‌شود. پس از آن، تعدادی از قطرات باران خوب به‌عنوان رودخانه و بقیه قطرات باران به عنوان نهرها در نظر گرفته می‌شوند که به سمت رودخانه‌ها و دریا جریان پیدا می‌کنند. در روش WCA به یک راه‌حل واحد «قطره باران» اطلاق می‌شود. در یک مسئله بهینه‌سازی چند بعدی، یک قطره باران، آرایه‌ای به شکل $1\times N_{var}$ است. این آرایه به صورت رابطه (۲۲) تعریف می‌شود.

$$Raindrop = [X_1, X_2, X_3, ..., X_{Nvar}] \quad (۲۲)$$

که، X_1 تا X_{Nvar} بیانگر متغیرهای تصمیم می‌باشند.
برای شروع، یک نمونه از ماتریس قطرات باران به اندازه $N_{pop}\times N_{var}$ به طور تصادفی ایجاد می‌گردد.

$$\text{Population of raindrops} = \begin{bmatrix} Raindrop_1 \\ Raindrop_2 \\ \vdots \\ Raindrop_{N_{pop}} \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} X_1^1 X_2^1 X_3^1 & \cdots & X_{N_{var}}^1 \\ \vdots & \ddots & M \\ X_1^{N_{pop}} X_2^{N_{pop}} X_3^{N_{pop}} & \cdots & X_{N_{var}}^{N_{pop}} \end{pmatrix} \quad (۲۳)$$

که، N_{pop} و N_{var} به‌ترتیب تعداد قطرات باران (جمعیت اولیه) و تعداد متغیرهای طراحی می‌باشند. مقادیر تابع هزینه (C) داده شده از رابطه (۲۴) به‌دست می‌آید.

$$C_i = Cost_i = f(X_1^i, X_2^i, X_3^i, ..., X_{Nvar}^i), i = 1, 2, 3, ..., N_{pop} \quad (۲۴)$$

که C_i مقدار هدف هر قطره می‌باشد. در گام اول، به تعداد N_{pop} قطره باران ایجاد و سپس به تعداد N_{SR} از بهترین قطرات (حداقل ارزش) به‌عنوان دریا و رودخانه انتخاب می‌شوند. قطره باران با کمترین مقدار به‌عنوان دریا در نظر گرفته می‌شود. N_{SR}، مجموع تعداد رودخانه‌ها (که یک پارامتر کاربردی است) و یک دریا (رابطه ۲۴) می‌باشد. بقیه جمعیت (نهرهایی که ممکن است به رودخانه‌ها و یا به‌طور مستقیم به دریا جریان پیدا کنند) با استفاده از رابطه (۲۵) محاسبه می‌شود.

$$\begin{aligned} N_{SR} &= \text{Number of Rivers} + 1_{sea} \\ N_{Raindrops} &= N_{pop} - N_{SR} \end{aligned} \quad (۲۵)$$

به‌منظور تعیین یا اختصاص قطرات باران به رودخانه‌ها و دریا، بسته به شدت جریان از رابطه (۲۶) استفاده می‌شود.

$$N_{sn} = round\left\{\left|\frac{Cost_n}{\sum_{i=1}^{N_{SR}} Cost_i}\right| \times N_{Raindrops}\right\}, n = 1, 2, ..., N_{SR} \quad (۲۶)$$

که، N_{sn} تعدادی از نهرها است که به رودخانه‌ها یا دریا جریان می‌یابد. یک نهر جریان تا رسیدن به رودخانه در امتداد خط اتصال بین آن‌ها با استفاده از یک فاصله که به‌طور تصادفی انتخاب شده، جریان می‌یابد که این فاصله با توجه به رابطه (۲۷) مشخص می‌شود.

$$X \in (0, C \times d), \quad C > 1 \quad (۲۷)$$

که، C مقداری بین یک و دو (نزدیک به دو) دارد و بهترین مقدار برای C برابر با دو در نظر گرفته می‌شود (۷). d فاصله فعلی بین نهر و رودخانه می‌باشد. مقدار X در رابطه (۲۷) یک عدد تصادفی توزیع شده (یکنواخت و یا هر توزیع مناسب دیگر) بین صفر و $(C \times d)$ می‌باشد. موقعیت جدید نهرها و رودخانه‌ها را می‌توان با روابط (۲۸) و (۲۹) محاسبه نمود.

$$X_{Stream}^{i+1} = X_{stream}^{i} + rand \times C \times (X_{River}^{i} - X_{Stream}^{i}) \quad (۲۸)$$

$$X_{River}^{i+1} = X_{River}^{i} + rand \times C \times (X_{Sea}^{i} - X_{River}^{i}) \quad (۲۹)$$

که، rand یک عدد تصادفی یکنواخت توزیع شده بین صفر و یک است. اگر راه حل ارائه شده توسط یک نهر، بهتر از رودخانه متصل به آن باشد، موقعیت رودخانه و نهر عوض می‌شود. این تبادل نیز می‌توانند به همین شکل برای رودخانه‌ها و دریا اتفاق افتد. یکی از مهم‌ترین عواملی که از همگرایی سریع الگوریتم و به دام افتادن در بهینه‌های محلی جلوگیری می‌کند تبخیر است. فرایند تبخیر باعث می‌شود که آب دریا با تبخیر به صورت جریان رودخانه‌ها و یا نهرها دوباره به دریا بریزد. شبه کد رابطه (۳۰) چگونگی تعیین این-که آیا رودخانه به دریا می‌ریزد یا نه را نشان می‌دهد.

$$\text{if } \left|X_{sea}^{i} - X_{River}^{i}\right| < d_{max}, i = 1, 2, 3, ..., N_{SR} - 1 \quad (۳۰)$$

که، d_{max} عدد کوچکی (نزدیک به صفر) است. بنابراین، اگر فاصله بین رودخانه و دریا کمتر از d_{max} باشد، یعنی رودخانه به دریا

DOI: 10.22055/JISE.2021.33726.1920

رسیده است. در این وضعیت، فرایند تبخیر اثر می‌کند و پس از تبخیر کافی، بارش شروع خواهد شد. d_{max} شدت جستجو در نزدیکی دریا (راه‌حل بهینه) را کنترل می‌کند. مقدار d_{max} به صورت رابطه (۳۱) در هر مرحله کاهش می‌یابد.

$$d_{max}^{i+1} = d_{max}^{i} - \frac{d_{max}^{i}}{maxiteration} \quad (۳۱)$$

پس از برآورده شدن تبخیر، بارندگی اعمال می‌شود. در فرایند بارندگی، قطرات باران جدید نهرها را در مکان‌های مختلف تشکیل می‌دهند (شبیه به عملگر جهش در الگوریتم ژنتیک (GA)) رابطه (۳۲) مکان جدید نهرهای تازه شکل گرفته را نشان می‌دهد.

$$X_{Steram}^{new} \times (UB - LB) \quad (۳۲)$$

که، LB و UB به‌ترتیب، کران پایین و بالای تعریف‌شده توسط مسئله است. بهترین قطرات باران جدید تشکیل‌شده به عنوان رودخانه و بقیه قطرات باران به عنوان نهرهای جدید که به سمت رودخانه‌ها در جریانند، در نظر گرفته می‌شوند. به منظور افزایش سرعت همگرایی و عملکرد محاسباتی الگوریتم برای مسائل مقید از رابطه (۳۳) استفاده می‌شود.

$$X_{Steram}^{new} = X_{sea} + \sqrt{\mu} \times randn(1, N_{var}) \quad (۳۳)$$

که، μ ضریبی است که محدوده جستجوی در نزدیکی دریا را نشان می‌دهد. randn عدد تصادفی توزیع نرمال است. مقادیر بزرگ μ امکان خروج از منطقه امکان‌پذیر را افزایش می‌دهد و مقادیر کوچک μ منجر به جستجوی الگوریتم در منطقه کوچک‌تر در نزدیکی دریا می‌شود. مقدار مناسب μ، ۰/۱ تعیین شده است. معیار همگرایی در این پژوهش رسیدن به حداکثر تعداد تکرار برابر ۱۰۰۰ در نظر گرفته شده است.

معرفی شاخص‌های ارزیابی خطای رویکرد پیشنهادی

در این پژوهش برای ارزیابی مقادیر بهینه پارامترهای غیر خطی مدل ماسکینگام، تابع هدف به‌صورت کمینه‌سازی مجموع مربعات باقیمانده‌ها (SSQ) و مربع میانگین خطای استاندارد (MSE) بین دبی خروجی اندازه‌گیری شده و دبی خروجی روندیابی‌شده و مطابق معادله‌های (۳۴) و (۳۵) استفاده شده است (Samani and Shamsipour, 2003):

$$minSSQ = \sum_{t=1}^{N} (O_t - O_{Ct})^2 \quad (۳۴)$$

که در آن Oc_t دبی سیلاب خروجی روندیابی شده (محاسباتی) در زمان t و N تعداد گام‌های زمانی روندیابی سیل است.

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{n} (O_i - S_i)^2}{n} \quad (۳۵)$$

در روابط فوق S_i سیلاب خروجی روندیابی شده، O_i سیلاب خروجی مشاهداتی و n تعداد مشاهدات می‌باشد. MSE اختلاف بین داده‌های مشاهداتی و محاسباتی را نشان می‌دهد که هر چه این مقادیر کمتر باشند، نتیجه آن دقیق‌تر است. بنابراین SSQ شاخص اصلی ارزیابی خطا در فرایندهای بهینه‌سازی می‌باشد و MSE تابع جایگزین است.

داده‌های مورداستفاده

برای ارزیابی الگوریتم‌های مورد بررسی در این پژوهش داده‌های رودخانه ویلسون (به‌عنوان مثال استاندارد) و رودخانه کارده (به‌عنوان مطالعه موردی) استفاده شده است.

رودخانه Wilson

مثال موردمطالعه در این پژوهش برای اولین بار توسط Wilson ارایه شده است. در این مثال رابطه غیرخطی بین مقادیر S_t و $[XI_t+(1-X)O_t]$ برقرار می‌باشد و می‌توان عملکرد الگوریتم‌های مختلف را در به دست آوردن مقادیر بهینه پارامترهای معادله ماسکینگام غیرخطی مورد بررسی قرارداد. هم‌چنین انواع روش‌های فراابتکاری در این مثال، مورد آزمون قرارگرفته است. بیشترین جریان ورودی و خروجی از این رودخانه به‌ترتیب ۱۱۱ و ۸۵ مترمکعب بر ثانیه بوده است (Wilson, 1974).

رودخانه کارده

در این پژوهش برای بررسی عملکرد الگوریتم‌های مورد مطالعه در برآورد پارامترهای معادله ماسکینگام غیرخطی در مدل روندیابی سیلاب، رودخانه کارده به‌عنوان یک مثال واقعی مورد استفاده قرار گرفته است. حوضه آبریز کارده در شرق زون هزار مسجد– کپه داغ واقع بوده و یکی از زیر حوضه‌های حوضهٔ آبریز اصلی کشف‌رود می‌باشد. بالاترین نقطه ارتفاعی در شمال غرب حوضه ۲۹۷۷ متر از سطح دریا و پایین‌ترین نقطه ارتفاعی در خروجی حوضه و در پایین‌دست آبادی کارده ۱۲۰۰ متر می‌باشد. متوسط بارندگی در بخش جنوبی این حوضه ۳۷۴/۲ میلی‌متر و در ارتفاعات بخش شمالی به ۴۵۰ میلی‌متر می‌رسد. داده‌های مورد بررسی در این پژوهش سیلاب دو روزه مشاهداتی در تاریخ ۱۳۷۱/۰۲/۰۷ تا ۱۳۷۱/۰۲/۰۸ به‌صورت شش ساعته می‌باشد که در دو ایستگاه کوشک‌آباد و کارده برداشت شده است (Khalifeh et al., 2020a).

نتایج و بحث

مطالعه رودخانه Wilson

برآورد پارامترهای مدل ماسکینگام غیرخطی با استفاده از روش سعی و خطا، دشوار و با محاسبات طولانی همراه است. در سال‌های

اخیر از روش‌های گوناگونی برای تخمین این پارامترها استفاده شده است. روش‌های فراکاوشی از راه‌حل‌هایی بوده‌اند که توانسته‌اند در تخمین این پارامترها موفق عمل نمایند. پیش‌تر گفته شد که در مطالعه حاضر برای ارزیابی مقادیر بهینه پارامترهای K، X و β در مدل ماسکینگام غیرخطی سه متغیره، کمینه‌سازی مجموع مربعات باقیمانده‌ها (SSQ) بین حجم خروجی‌های واقعی و روندیابی‌شده به‌عنوان تابع هدف در نظر گرفته شد. نتایج پارامترهای بهینه به‌دست‌آمده از الگوریتم‌های موردبررسی شامل کفتار خالدار (SHO)، ژنتیک (GA)، الگوریتم چرخه آب (WCA) برای رودخانه ویلسون در جدول (۱) آورده شده است. همان‌طور که در جدول (۱) مشاهده می‌شود الگوریتم‌های فراکاوشی توانسته‌اند (SSQ) را با توجه به پارامترهای مناسب در جدول (۲) به مقدار بهینه نزدیک‌تر کنند. همان‌طور که در شکل (۲) مشاهده می‌شود تمامی الگوریتم‌های فراابتکاری توانسته‌اند به‌خوبی سیلاب خروجی را روندیابی کنند. شکل (۳) هیدروگراف خروجی روندیابی شده توسط الگوریتم‌های مختلف و هیدروگراف خروجی مشاهداتی برای رودخانه Wilson را نشان می‌دهد. جدول (۳) عملکرد الگوریتم‌های مورد بررسی در کمینه‌سازی مجموع مربعات باقیمانده‌ها (SSQ) را توسط پارامترهای آماری برای رودخانه Wilson نشان می‌دهد. همان‌طور که در جدول (۳) مشاهده می‌شود الگوریتم (SHO) در کمینه‌سازی مجموع مربعات باقی‌مانده‌ها (SSQ) با MSE (۵/۸۵۲) و SSQ (۱۲۸/۷۷۸) عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم (GA) و (WCA) داشته است. جدول (۴) مقادیر هیدروگراف خروجی روندیابی شده با استفاده الگوریتم‌های مختلف برای رودخانه Wilson را نشان می‌دهد.

جدول ۱- مقادیر پارامترهای به‌دست‌آمده از الگوریتم‌های موردبررسی برای رودخانه Wilson (مدل NL3)

Table 1- The values of the parameters obtained from the proposed algorithms for Wilson River (NL3)

Algorithm	X	K	β	SSQ
SHO	0.301	0.167	2.151	128.778
GA	0.300	0.328	1.999	138.805
WCA	0.301	0.166	2.152	128.786

جدول ۲- مقادیر پارامترهای الگوریتم‌های مورداستفاده برای رودخانه کارده

Table 2- The values of the parameters obtained from the proposed algorithms for Kardeh River

SHO	Parameter	Num Rep	Population size			
	Value	1000	70			
GA	Parameter	Num Rep	Population size	Num of Genes	Mutation Rate	Coupling Rate
	Value	1000	70	240	0.01	0.80
WCA	Parameter	Num Rep	Num Rain Drops	Num Rivers	C1	d_{max}
	Value	1000	70	50	2	1

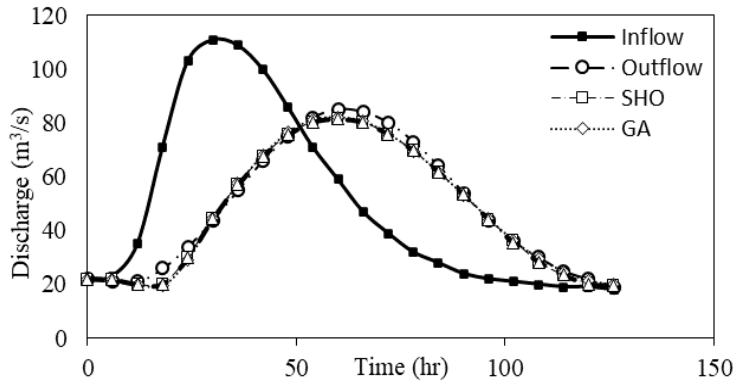


Fig. 2- The Output Hydrograph Routed Algorithms by Wilson River (NL3)

شکل۲- هیدروگراف خروجی روندیابی‌شده توسط الگوریتم‌های موردبررسی برای رودخانه Wilson **(مدل NL3)**

DOI: 10.22055/JISE.2021.33726.1920

جدول ۳- شاخص‌های آماری مورد بررسی برای رودخانه Wilson **(مدل NL3)**

Table 3- Statistical Indicators for Wilson River (NL3)

Algorithm	MSE	SSQ
SHO	5.852	128.778
GA	6.309	138.805
WCA	5.854	128.786

جدول٤- مقادیر هیدروگراف خروجی روندیابی‌شده توسط الگوریتم‌های موردبررسی برای رودخانه Wilson **(مدل NL3)**

Table 4- The values of the output flood hydrograph data are calculated by the algorithms for Wilson River (NL3)

WCA	GA	SHO	Observational Outflow (m^3/s)	Inflow (m^3/s)	Time (hr)
22	22	22	22	22	0
21.784	21.784	21.78	21	23	6
20.000	19.914	20.013	21	35	12
20.195	19.486	20.177	26	71	18
29.975	29.155	29.955	34	103	24
44.566	44.425	44.561	44	111	30
57.104	57.449	57.113	55	109	36
67.515	68.264	67.534	66	100	42
75.576	76.496	75.592	75	86	48
80.424	81.281	80.455	82	71	54
81.504	82.125	81.532	85	59	60
80.285	80.597	80.285	84	47	66
75.871	75.867	75.868	80	39	72
69.817	69.590	69.818	73	32	78
61.811	61.524	61.811	64	28	84
53.418	53.285	53.415	54	24	90
44.410	44.410	44.142	44	22	96
35.341	36.170	36.363	36	21	102
28.315	29.589	28.347	30	20	108
23.417	24.770	23.451	25	19	114
20.239	21.308	20.262	22	19	120
19.486	20.108	19.494	19	18	126

جدول ٥- مقایسه نتایج رودخانه Wilson

Table 5- Comparing of the results of Wilson River

Model	Algorithm	K	X	α_1	α_2	β	C_1	C_2	SSQ	MSE
NL3	SHO	0.167	0.301	-----	-----	2.151	-----	-----	128.778	5.852
NL5	SHO	1.141	0.333	0.735	0.789	2.351	0.835	0.789	21.776	0.262

جدول و نمودار مقایسه‌ای رودخانه Wilson

با توجه به جدول (۵) مقایسه‌ی دو مدل NL3 و NL5 و با شاخص‌های آماری (SSQ) و (MSE) مشخص گردید که در روش توسعه‌یافته NL5 بهینه‌سازی و نزدیکی به داده‌های مشاهداتی بهتر از روش قبلی با پارامترهای کمتر است، هم‌چنین هیدروگراف‌های اندازه‌گیری‌شده و محاسبه‌شده‌ی مدل NL5 و مقایسه آن با مدل NL3 برای مطالعه‌ی موردی اول در شکل (۳) آورده شده است. در شکل (۳) مشاهده می‌شود هیدروگراف محاسبه‌شده انطباق خوبی با هیدروگراف اندازه‌گیری‌شده دارد. علاوه بر این، این شکل نشان می‌دهد که مدل NL5 با دقت، دبی اوج هیدروگراف خروجی را محاسبه می‌کند، که یک متغیر مهم در روندیابی هیدروگراف می‌باشد. شکل (۴) پراکندگی خروجی مشاهداتی و خروجی شبیه‌سازی‌شده NL5 با رگرسیون ۰/۹۹۴۸ که دقت بسیار بالایی است را نشان می‌دهد.

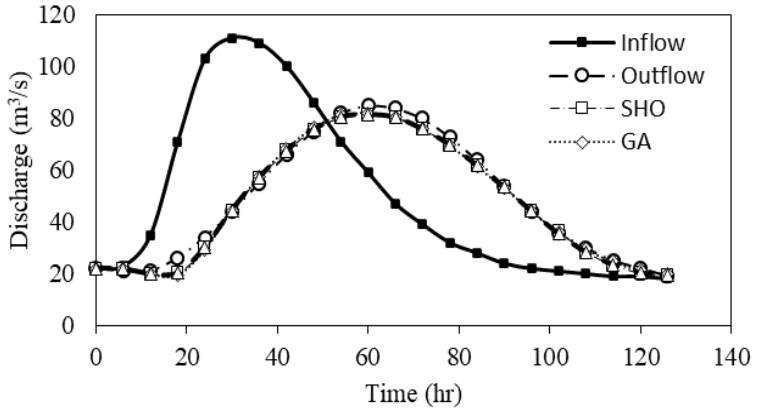


Fig. 3- Comparison of measured and calculated hydrograph of SHO algorithms using by two models NL3 and NL5

شکل ۳- مقایسه‌ی هیدروگراف اندازه‌گیری‌شده و هیدروگراف محاسبه‌شده با الگوریتم SHO توسط دو مدل NL3 وNL5

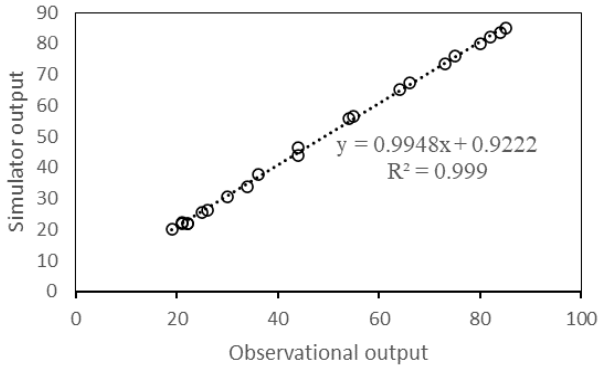


Fig. 4- scattering observation and simulation values NL5 model in Wilson River

شکل ٤ -پراکندگی داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی‌شده مدل NL5 در رودخانه Wilson

جدول ٦- مقادیر پارامترهای به‌دست‌آمده از الگوریتم‌های موردبررسی برای رودخانه کارده(مدل NL3)

Table 6- The values of the parameters obtained from the proposed algorithms for Kardeh River

Algorithm	X	K	β	SSQ
SHO	0.341	0.0216	4.783	4.554
GA	0.373	0.177	3.542	5.235
WCA	0.352	0.026	4.640	4.462

مطالعه رودخانه کارده

با اعمال رویکرد NL3، در مطالعه موردی دوم مقادیر بهینه سه پارامتر غیرخطی ماسکینگام به‌صورت مقایسه‌ای ابتدا برای ارزیابی الگوریتم SHO با الگوریتم‌های فراکاوشی دیگر نظیر الگوریتم وراثتی و الگوریتم چرخه آب مقایسه و برتری آن با توجه به نتایج جدول (۶) و شکل (۵) مشخص گردید و هم‌چنین محاسبه روندیابی با توجه به داده‌های رودخانه کارده در جدول (۷) تعیین شد و توسط جدول (۸) ارزیابی آماری صورت گرفت. نتایج پارامترهای بهینه به‌دست‌آمده از الگوریتم‌های مورد بررسی برای رودخانه کارده در جدول (۸) آورده شده است. همان‌طور که در جدول (۸) مشاهده می‌شود الگوریتم‌های SHO نسبت به دو الگوریتم دیگر توانسته SSQ را به مقدار بهینه نزدیک‌تر کند. در آخر با توجه به نتایج، برتری الگوریتم SHO در روندیابی سیل کارده مشخص شد و به‌عنوان روشی برای بیان عملکرد روش NL5 تعیین گردید و با نتایج روش NL3 در جدول (۹) مقایسه و ارایه گردید.

DOI: 10.22055/JISE.2021.33726.1920

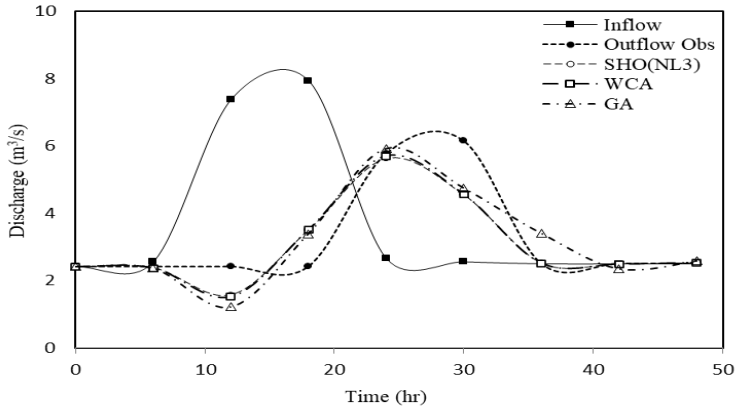


Fig. 5- The Output Hydrograph Routed Algorithms by Kardeh River

شکل۵- هیدروگراف خروجی روندیابی شده توسط الگوریتم‌های موردبررسی برای رودخانه کارده(مدل NL3)

جدول۷- مقادیر روندیابی هیدروگراف سیلاب خروجی توسط الگوریتم‌های مدنظر برای رودخانه کارده (مدل NL3)

Table 7- The values of the output flood hydrograph data are calculated by the algorithms for Kardeh River

WCA	GA	SHO	Observational Outflow (m^3/s)	Inflow (m^3/s)	Time (hr)
2.41	2.42	2.42	2.41	2.41	0
2.369	2.365	2.373	2.41	2.56	6
1.509	1.212	1.566	2.41	7.37	12
3.497	3.381	3.503	2.41	7.93	18
5.695	5.913	5.626	5.77	2.66	24
4.560	4.748	4.542	6.16	2.56	30
2.501	2.401	2.505	2.5	2.5	36
2.481	2.344	2.488	2.5	2.5	42
2.530	2.580	2.518	2.5	2.5	48

جدول ۸- شاخص‌های آماری موردبررسی برای رودخانه کارده (مدل NL3)

Table 8- Statistical indicators before by Kardeh River

Algorithm	MSE	SSQ
SHO	0.503	4.554
GA	0.581	5.235
WCA	0.506	4.462

جدول ۹- مقایسه نتایج الگوریتم کفتار برای رودخانه کارده با استفاده از دومدلNL5 و NL3

Table 9- Comparison of SHO algorithm results using Two Model NL3 and NL5 by Kardeh River

Model	Algorithm	**K**	**X**	α_1	α_2	β	C_1	C_2	SSQ	MSE
NL3	SHO	0.0216	0.341	-----	-----	4.783	-----	-----	4.552	0.503
NL5	SHO	0.284	0.533	0.688	0.725	2.726	2.474	2.033	1.261	0.145

جدول و نمودار مقایسه‌ای مطالعه‌ی موردی دوم

با توجه به جدول (۹) مقایسه‌ی دو مدلNL5 و NL3 با شاخص‌های آماری SSQ و MSE مشخص گردید که درروش توسعه‌یافته NL5 بهینه‌سازی و نزدیکی به داده‌های مشاهداتی بهتر از روش قبلی با پارامترهای کمتر است، هم‌چنین هیدروگراف‌های اندازه‌گیری‌شده و محاسبه‌شده‌ی مدل NL5 و مقایسه آن با مدل NL3 برای مطالعه‌ی موردی اول در شکل (۶) آورده شده است. در شکل (۶) مشاهده می‌شود هیدروگراف محاسبه‌شده انطباق خوبی با هیدروگراف اندازه‌گیری‌شده دارد. همچنین این شکل نشان می‌دهد که مدل NL5 با دقت دبی اوج هیدروگراف خروجی را محاسبه می‌کند، که یک متغیر مهم در روندیابی هیدروگراف می‌باشد.

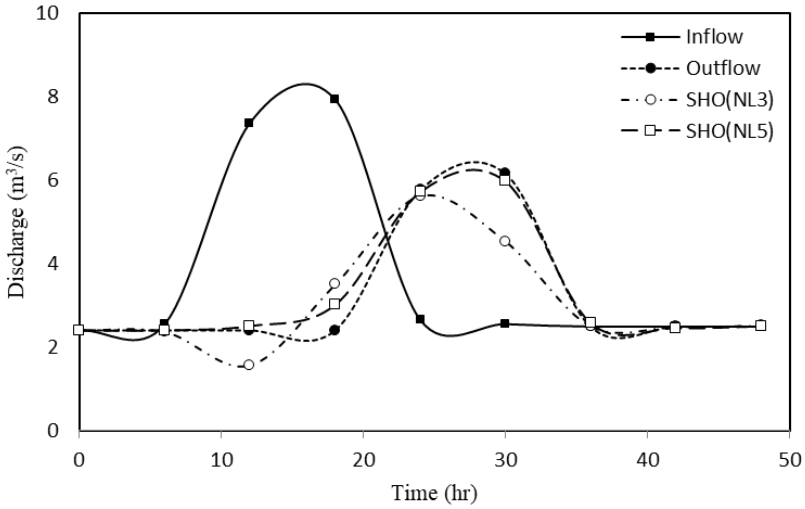


Fig.6 - The Output Hydrograph Routed using Two Model NL3 and NL5 by Kardeh River

شکل٦- هیدروگراف خروجی روندیابی شده با استفاده از دو مدل NL3 وNL5 موردبررسی برای رودخانه کارده

جدول ۱۰- نتایج حاصل از اجرای الگوریتم SHO و مطالعات گذشته در سیلاب Wilson

Table 10- The results comparison of the Algorithm SHO and past studies on the Wilson Flood

Researcher	Year	Method	SSQ
Mohan	1997	GA	38.23
Kim et al.	2001	HS	36.29
Xu et al.	2011	DE	36.77
Vafakhah et al.	2015	ABC	35.62
Khalifeh et al.	2019	GOA	35.55
Khalifeh et al.	Current study	SHO	21.77

نتیجه‌گیری

با توجه به مهم بودن مبحث روندیابی سیل و استفاده فراوان از روش‌های خطی و غیرخطی مدل ماسکینگام برای برآورد هیدروگراف خروجی سیل، تاکنون پژوهش‌های متعددی در خصوص افزایش دقت مدل غیرخطی ماسکینگام صورت گرفته است که نتایج آن در جدول (۱۰) آمده است.

بر این اساس روابط متفاوتی با تعداد پارامترهای مختلف در رابطه ذخیره مدل غیرخطی پیشنهاد گردیده است. از آن‌جا که در پژوهش‌های قبلی، هم‌چنان خطای هیدروگراف خروجی برطرف نشده بود، لذا در این مطالعه مدل هفت پارامتر غیرخطی ماسکینگام تحت عنوان (NL5) با الگوریتم (SHO) برای بهبود هیدروگراف خروجی محاسباتی و دقت بیشتر آن استفاده گردید. با اعمال رویکرد پیشنهادی بر روی دو مطالعه موردی Wilson و کارده حاوی هیدروگراف تک اوج و بهینه نمودن پارامترهای مدل غیرخطی توسط الگوریتم SHO کدنویسی شده در محیط (MATLAB2018a)، نتایج هیدروگراف خروجی محاسبه و با سایر مدل‌های موجود مقایسه گردید. بر مبنای مقادیر بهینه پارامترهای مدل غیرخطی ماسکینگام و هیدروگراف‌های خروجی محاسبه‌شده بر اساس آن، برای هر دو مطالعه موردی، مقدار تمامی توابع هدف موردبررسی SSQ وMSE به‌صورت چشمگیری نسبت به سایر مدل‌های موجود کاهش یافته و مقادیر دبی خروجی روندیابی‌شده بهبود یافته و به مقادیر واقعی نزدیک‌تر شدند. این کاهش خطا برای توابع هدف SSQ و MSE برای مطالعه اول به‌ترتیب ۸۳ درصد و ۹۶ درصد و برای مطالعه موردی دوم به‌ترتیب ۷۲ درصد و ۷۱ درصد می‌باشد. با توجه به نتایج حاصله می‌توان بیان نمود که ساختار پیشنهادی مدل غیرخطی ماسکینگام به همراه الگوریتم‌های فراکاوشی می‌تواند روندیابی مناسب‌تری از هیدروگراف‌های خروجی تک‌اوج را بر اساس هیدروگراف‌های سیل ورودی ارایه نماید. بر این اساس رویکرد این مطالعه می‌تواند به‌عنوان راهنمای مناسبی برای روندیابی سیل در رودخانه‌هایی که دبی اندازه‌گیری‌شده آن‌ها به‌صورت طبیعی بوده و دستخوش برداشت‌های مصنوعی نمی‌باشد، مورد استفاده قرار گیرد.

تشکر و قدردانی

نویسندگان مقاله از حمایت‌های علمی پژوهشکده آب و محیط زیست دانشگاه فردوسی مشهد تشکر و قدردانی می‌نمایند.

References

1- Ahmed, A. N., Othman, F. B., Afan, H. A., Ibrahim, R. K., Fai, C. M., Hossain, M. S., Ehtteram, M., and Elshafie, A., 2019. Machine learning methods for better water quality prediction. *Journal of Hydrology*, 578.pp. 124084.

2- Akbarifard, S., Madadi, M. R., and Aliannejad, M., 2017. Parameters estimation of the nonlinear Muskingum flood-routing model using wolf search algorithm (WSA) (Case Study: Kardeh River). *Irrigation and Drainage Structures Engineering Research. 17*.(67),pp. 95-112.

3- Barati, R., Akbari, G., and Fadafan, M. 2010. Presentation an algorithm for estimating parameters of nonlinear Muskingum method. *9th Conference of Iran Hydraulic, Tehran* (in Persian).

4- Barati, R., Badfar M., Azizyan, G., Akbari, GH., 2017. Discussion of parameter estimation of extended nonlinear Muskingum models with the weed optimization algorithm by Farzan Hamedi, Omid Bozorg-Haddad, Maryam Pazoki, Hamid-Reza Asgari, Mehran Parsa, and Hugo a. Loáiciga. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering 144*.(1).pp. 7001-7021.

5- Bozorg Haddad, O., Hamedi, F., Orouji, H., Pazoki, M., Loáiciga, H.A., 2015. A re-parameterized and improved nonlinear muskingum model for flood routing. *Water Resources Management 29.(9),*pp. 3419-3440.

6- Cheng, M.y., and Prayogo, D., 2014. Symbiotic organisms search: A new metaheuristic optimization algorithm. *Journal of Computers & Structures. 139*.pp. 98-112.

7- Chow, V. T. 1973. *Open Channel Hydraulics*. 3rd Ed. McGraw Hill Book Company. New York. Inc.

8- Chu, H.J., and Chang, L.C., 2009. Applying particle swarm optimization to parameter estimation of the nonlinear Muskingum model. *Journal of Hydrologic Engineering, 14(9).*pp. 1024-1027.

9- Cunge, J.A., Holly, F.M., and Verwey, A., 1980. *Practical aspects of computational river hydraulics*. Pitman Publishing Limited, London.

10- Dhiman, G., and Kumar, V., 2017. Spotted hyena optimizer: a novel bio-inspired based metaheuristic technique for engineering applications. *Advances in Engineering Software, 114(Supplement C).*pp. 48-70.

11- Easa, SM ., 2013. New and improved four parameter nonlinear Muskingum model. Proceedings of the *Institution of Civil Engineering-Water Management 167(5)*, pp.288–298.

12- Farzin, S., Singh, V.P., Karami, H., Farahani, N., Ehteram, M., Kisi, O., Allawi, M.F., Mohd, N.S. and El-Shafie, A., 2018. Flood routing in river reaches using a three-parameter Muskingum model coupled with an improved bat algorithm. *Water*, *10*(9), pp.11-30.

13- Geem, Z.W., 2006. Parameter estimation for the nonlinear Muskingum model using the BFGS technigue. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering, 5*, pp.474-478.

14- Ghaleni, M., Bozorg Haddad, O., and Ebrahimi, K., 2010. Optimization nonlinear Muskingum model's parameters by simulated optimization Nord algorithm. *Journal of Water and Soil, 24*.pp.908-919.(in Persian).

15- Gill, M. A., 1978. Flood routing by Muskingum method. *Journal of Hydrology, 36*, pp.353-363
.

16- Karahan, H., Gurarslan, G., and Geem, Z.W., 2013. Parameter estimation of the nonlinear Muskingum flood-routing model using a hybrid harmony search algorithm. *Journal of Hydrologic Engineering*, *18*(3), pp.352-360.

17- Khalifeh, S., Esmaili, K., Khodashenas, S., and Akbarifard, S., 2020a. Data on optimization of the non-linear Muskingum flood routing in Kardeh river using Goa algorithm. *Data in Brief*, 30, pp.105398-105405

18- Khalifeh, S., Esmaili, S. A., Esmaili, K., and Khodashenas, S., 2020b. Comparison application of the symbiotic organisms search algorithm with meta heuristic algorithms in flood routing model. *Journal of Water and Soil, 34*(2), pp.365-378 (in Persian).

19- Kim J. H., Geem. Z.W., and Kim. E.S., 2001. Parameter estimation of the nonlinear Muskingum model using harmony search. *Journal of the American Water Resources Association, 37*, pp.1131-1138.

20- Mohan, S., 1997. Parameter estimation of nonlinear Muskingum models using genetic algorithm. *Journal of Hydraulic Engineering, 123*.pp.137–142.

21- Premual, M. and RangaRaju, K.G., 1998. Variable – parameter stage – hydrograph routing method: I Theory. *Journal of Hydrologic Engineering*, 3(2), pp.115-121.

22- Samani, H., and Shamsipour, G., 2003. Flood routing by nonlinear optimization. *Journal of Hydraulic Research, 42*, pp.55-59 (in Persian).

23- Wilson, E. M., 1974. *Engineering hydrology*, Springer.

24- Vafakhah, M., Dastorani, A., and Moghaddam Nia, A., 2005. Optimal Parameter Estimation for Nonlinear Muskingum Model based on Artificial Bee Colony Algorithm. *ECOPERSIA*, 3(1), pp.847-865.

25- Xu, D. M., Qiu, L., and Chen, S.Y., 2011. Estimation of nonlinear Muskingum model parameter using differential evolution. *Journal of Hydrologic Engineering*, 17(2), pp.348-353