



Research Paper

Optimal Design of River Groynes using Meta-Heuristic ModelsSomayeh Emami¹ and Javad Parsa^{2*}¹PhD Scholar, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran²Assist. Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran**Article information****Received:** March 22, 2021**Revised:** May 30, 2021**Accepted:** May 31, 2021**Keywords:**

ANN

Election Algorithm

Grey Wolf Algorithm

Groyne

Optimization

*Corresponding author:

jparsa@tabrizu.ac.ir**Abstract**

So far, several researchers have conducted many studies on the effective parameters in the design of river breakwaters, which are mostly laboratory-based and are used for limited conditions. Therefore, the aim of the present study was to optimal design of structure and to present analytical results of Zanjanrood river breakwaters (in terms of length and distance between two consecutive breakwaters) using two optimization meta-heuristic algorithms including the Gray Wolf Algorithm (GWO) and the Election Algorithm (EA). The results were compared with artificial neural network (ANN) method. The data used were randomly divided into two parts: 75% for calibration and 25% for test. The performance of the proposed methods was evaluated using the statistical indicators of coefficient of determination (R^2), root mean square error (RMSE) and mean absolute error (MAE). The optimal length of the breakwaters according to the results of GWO and EA algorithms was 19.26 and 18.12 m, respectively. Moreover, the optimal distance between two consecutive breakwaters in the optimal state was calculated to be 52.56 m. On average, according to the results of the optimization, an increase of 28.4 and 35% in length and distance between two consecutive watersheds in Zanjanrood River should be done to be within the recommended design criteria. In comparison with two methods of EA algorithm and artificial neural network (ANN), based on statistical indicators, the results of GWO algorithm with values of $R^2 = 0.96$, RMSE 0.022 and MAE = 0.016 has a higher efficiency.

© Authors, Published by **Environment and Water Engineering** journal. This is an open access article distributed under the CC BY) license <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>.



Introduction

One of the structural approaches for indirect protection of riverbanks are groynes, which are of great importance in the development and biological stabilization of riverbanks. Several researchers have conducted many studies to find the optimal parameters in designing the river groynes, which are mostly laboratory-based and used for limited conditions.

Materials and Methods

In the present study, using two optimization meta-heuristic algorithms, including the grey wolf algorithm (GWO) and the election algorithm (EA), an optimal design is proposed to identify optimal parameters of the groynes including length and distance. The results are compared with the artificial neural network (ANN) method. The data used were randomly divided into two parts: 75% for training and 25% for testing. To evaluate the performance of the algorithms, three statistical measures consist of R^2 , RMSE and MAE were utilized. Fig. 1 shows the flowchart of the EA. Moreover Table 1 tabulates the parameters used in GWO and Ea algorithms.

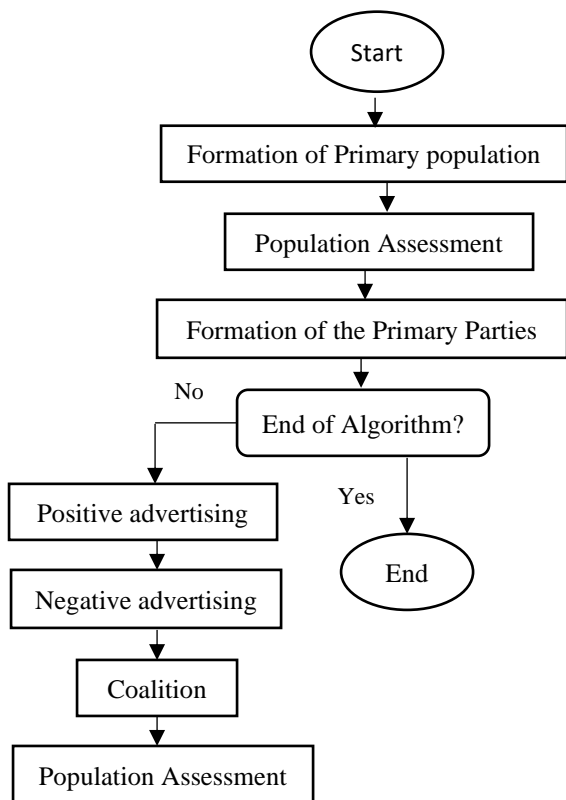


Fig.4 Flowchart of the election algorithm

Table 1 Parameters used in GWO and EA algorithms

Algorithm	Parameter	Value
GWO	Number of wolves	100
	Min range	30
	Max range	-30
	Initial population	100
EA	Number of candidates	7
	Number of voters	93
	Coalition rate	0.2
	Selection rate	0.3

Results

The statistical results show the optimal length is 18.12 m, and the optimal distance between two successive groynes is 52.56 m. According to the results, an increase of 28.4% and 35% in the length and distance between two consecutive groynes in the Zanzanrood river should be performed, respectively, within the recommended design criteria.

In Figs. 2 and 3, the maximum relative error and RMSE values of each of the methods used in estimating the optimal length and distance of Zanzanrood river breakwaters are presented, respectively. According to these figures, the values of evaluation indicators for the GWO algorithm are in a more appropriate and acceptable range than the artificial neural network method and the EA algorithm. Due to the fact that the GWO algorithm is compatible with a smaller number of parameters compared to the two methods of EA and artificial neural network, so the results are more desirable in optimizing the dimensions of the structures of Zanzanrood river breakwaters.

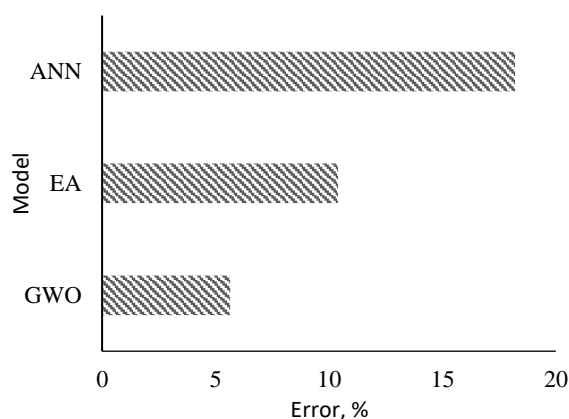


Fig. 2 Maximum relative error in the used methods

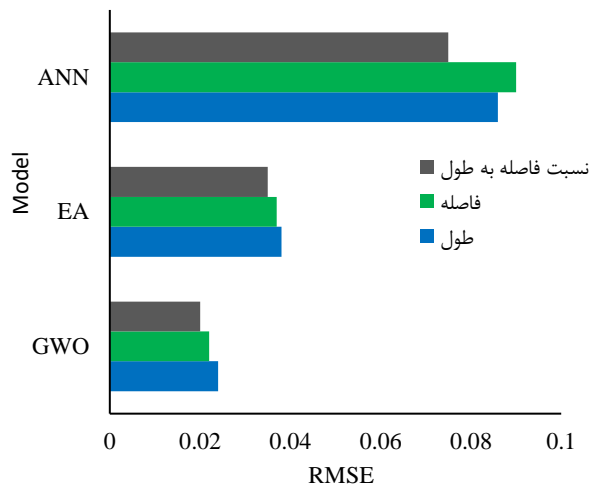


Fig. 3 RMSE values in the used methods

Conclusion

The results showed that the GWO algorithm has a good performance in optimizing the design parameters of Zanjanrood watersheds by taking into account the geometric parameters (S, S/L (L.), respectively, with values of $R^2 = 0.96$,

$RMSE = 0.022$ and $MAE = 0.16$, respectively. The values optimized using the GWO algorithm are more in line with the design criteria of river breakwaters compared with the values obtained by the EA algorithm and the artificial neural network method. The GWO algorithm minimizes the values of the objective function to a better value than the EA algorithm. Moreover, according to R^2 , RMSE and MAE criteria, GWO algorithm had better performance compared with the other two methods and in terms of efficiency in first place, then EA algorithm in second place and ANN method in third place.

Data Availability

The data used in this research are presented in the paper.

Conflicts of Interest

The authors of this article declared no conflict of interest regarding the authorship or publication of this article.



ISSN: 2476-3683

محیط زیست و مهندسی آب

Homepage: www.jewe.ir



مقاله پژوهشی

طراحی بهینه آب‌شکن‌های رودخانه‌ای با استفاده از مدل‌های فراابتکاری

سمیه امامی^۱ و جواد پارسا^{۲*}

^۱ دانشجوی دکتری، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران
^۲ استادیار، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

چکیده

اطلاعات مقاله

تاریخ دریافت: [۱۴۰۰/۰۱/۰۲]

تاریخ بازنگری: [۱۴۰۰/۰۳/۰۹]

تاریخ پذیرش: [۱۴۰۰/۰۳/۱۰]

واژه‌های کلیدی:

آب‌شکن

الگوریتم انتخابات

الگوریتم گرگ خاکستری

بهینه‌سازی

شبکه عصبی مصنوعی

*نویسنده مسئول:

jparsa@tabrizu.ac.ir

تاکنون پژوهشگران متعددی مطالعات زیادی در رابطه با پارامترهای مؤثر در طراحی آب‌شکن‌های رودخانه‌ای انجام داده‌اند که بیش‌تر پایه آزمایشگاهی داشته و برای شرایط محدودی کاربرد دارند. از این رو در پژوهش حاضر با استفاده از دو الگوریتم فراابتکاری بهینه‌ساز شامل الگوریتم گرگ خاکستری (GWO) و الگوریتم انتخابات (EA) به طراحی بهینه‌سازهای و ارائه نتایج تحلیلی آب‌شکن‌های رودخانه زنجان‌رود (از نظر طول و فاصله بین دو آب‌شکن متوالی) پرداخته شد. نتایج با روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN) مقایسه شدند. داده‌های مورد استفاده به صورت تصادفی به دو بخش ۷۵٪ برای واسنجی و ۲۵٪ برای آزمون تفکیک شدند. عملکرد روش‌های پیشنهادی با استفاده از شاخص‌های آماری ضریب تبیین (R^2)، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین قدر مطلق خطا (MAE) ارزیابی شد. طول بهینه آب‌شکن‌ها با توجه به نتایج حاصل از الگوریتم‌های GWO و EA، به ترتیب برابر با ۱۹/۲۶ و ۱۸/۱۲ m به دست آمد. همچنین فاصله بهینه بین دو آب‌شکن متوالی در بهینه‌ترین حالت برابر با ۵۲/۵۶ m محاسبه شد. به طور متوسط با توجه به نتایج حاصل از بهینه‌سازی انجام شده، به ترتیب باید افزایش ۲۸/۴ و ۳۵٪ در طول و فاصله بین دو آب‌شکن متوالی در رودخانه زنجان‌رود انجام شود تا در محدوده معیار طراحی توصیه شده قرار گیرد. همچنین بر اساس شاخص‌های آماری، نتایج حاصل از الگوریتم GWO در مقایسه با دو روش الگوریتم EA و شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، با کسب مقادیر $R^2 = 0.96$ و $MAE = 0.16$ از کارایی بالاتری برخوردار است.

۱- مقدمه

فرسایش ساحلی، بلکه جهت احیا و تغذیه سواحل و بازیابی آن‌ها در زمره اهداف طرح‌های مدیریت مناطق سواحل به شمار می‌آید. مناطق ساحلی به دلیل اهمیت اقتصادی آن‌ها برای تمام کشورها مورد توجه هستند و در دهه اخیر به دلیل بهره‌برداری‌های چندمنظوره از این مناطق، حفظ ایمنی

جریان‌های رودخانه‌ای و ساحلی دریاها و همچنین امواج ساحلی موجب فرسایش نواحی بارزش ساحلی و از بین رفتن خاک‌های آن‌ها می‌شود. در این بین حفاظت سواحل رودخانه‌ها در مقابل فرسایش از جمله اهداف اصلی ساماندهی رودخانه‌ها و حفاظت از سواحل دریاها نه تنها به منظور کاهش

به صورت بررسی میدانی، آزمایشگاهی و عددی انجام شده است (Hosseini et al. 2011).

(Sobhan and Kumar Das 1999) با مطالعه آزمایشگاهی بر روی فواصل آبشکن‌ها بر روی رودخانه گانگس بنگلادش نتیجه گرفتند فواصل ۴/۵ الی ۵ برابر طول آبشکن‌ها می‌تواند با عملکرد مشابه فواصل ۲ الی ۲/۵ برابر طول آبشکن، از هزینه کم‌تری برخوردار شود. Tominago and Jaehun (2008) برای محافظت کناره‌های رودخانه از آبشکن‌ها استفاده و به این نتیجه رسید که طول آبشکن تأثیر زیادی در جریان اطراف آبشکن‌ها دارد. Talaat et al. (2009) پژوهش خود را به منظور معرفی آبشکن‌های غیر مستغرق برای کاهش فرسایش کناری رودخانه‌ها در ناگهامدري واقع در ساحل غربی رودخانه نیل انجام دادند. ایشان دریافتند که عملکرد آبشکن نسبت عکس با فاصله آبشکن دارد درحالی‌که در زاویه و فاصله ثابت با طول آبشکن نسبت مستقیم دارد. Alauddin and Tetsuro (2012) طرح بهینه آبشکن‌ها را جهت پایداری رودخانه‌های رسوبی با آورد رسوبی زیاد، به روش عددی ارائه کردند. هدف از این مطالعه بررسی دینامیک جریان، بررسی روند انتقال رسوب و تغییرات توپوگرافی بستر و ارزیابی و مقایسه کارایی چند نوع آبشکن و پیشنهاد بهترین نوع در اجرا بود.

(Banihabib and Mastoori 2008) فاصله بهینه بین آبشکن‌ها را در حوضه آبریز زنجان رود بررسی کردند. تعیین فاصله بین آبشکن‌ها از اهمیت خاصی برخوردار است، چنانچه فاصله بین دو آبشکن کم در نظر گرفته شود، هزینه‌های اجرایی طرح افزایش می‌یابد و در صورتی‌که فاصله آن‌ها زیاد باشد، حفاظت مناسب و مورد انتظار از سواحل رودخانه صورت نمی‌گیرد. نتایج این پژوهش نشان داد که بیش‌ترین رسوب‌گذاری بین آبشکن با نسبت فاصله به طول ۳/۷۵ رخ می‌دهد. Hosseini et al. (2011) به ارزیابی اقتصادی آبشکن‌های احداث شده بر روی زنجان رود پرداخت. در این پژوهش از روش (VPN) یعنی روش ارزش فعلی خالص کمینه طی یک دوره ۱۰ yr و با نرخ تنزیل ۱۱٪، برای محاسبه ارزش اقتصادی سرمایه‌گذاری‌های انجام شده استفاده شده است. نتایج نشان داد علیرغم عدم هم‌خوانی برخی از مشخصات هندسی آبشکن‌های اجرا شده با اصول فنی و معیارهای طراحی، پروژه مذکور به اهداف

سواحل در اولویت برنامه‌های مدیریتی آن‌ها قرار گرفته است (Vaghefi and Moghaddasi 2014; Ferrari et al. 2019). همچنین حفاظت سواحل دریاها در جایی که رودخانه‌ای به آن‌ها وارد می‌شود، می‌تواند متأثر از اجرای طرح‌های حفاظتی از جمله احداث آبشکن در مجاورت دهانه رودخانه‌ها باشد که حاکی از اهمیت بررسی میدان جریان و تأثیر آن بر الگوی فرسایش و رسوب‌گذاری سواحل دریاها و رودخانه‌ها به‌ویژه رودخانه‌های ساحلی می‌باشد (Valsamidis and Reeve 2017; Valsamidis and Reeve 2020).

از سوی دیگر، فرسایش سواحل رودخانه‌ها، باعث وارد آمدن خسارت قابل توجه به اراضی کشاورزی، آسیب دیدن سازه‌های مجاور مانند پل‌ها و جاده‌ها، عریض شدن آبراهه‌ها و بروز مسائل زیست‌محیطی قابل توجهی می‌شود. دیواره‌های رودخانه اغلب در معرض فرسایش کناره‌ای و تخریب قرار دارند. لذا لازم است دامنه گسترش، خطرات ناشی از آن و عوامل مؤثر در این پدیده شناخته شوند. یکی از روش‌های کنترل این فرسایش، استفاده از آبشکن‌ها است که در صورت طراحی و اجرای صحیح، علاوه بر کنترل فرسایش کناره‌ای، منجر به بازبایی و احیای اراضی بارزش حاشیه رودخانه‌ها می‌شود. آبشکن‌ها دیواره‌های متقاطع عرضی هستند که به صورت متوالی یا منفرد باعث انحراف جریان از کناره‌ها شده و حفاظت دیواره‌های قوس خارجی پیچان رودها و یا در طرح‌های اصلاح مسیر و کاهش عرض رودخانه‌ها به‌طور گسترده‌ای استفاده می‌شوند. بررسی‌ها نشان می‌دهد، چنانچه در انجام عملیات آبخیزداری اصول فنی و علمی مورد توجه قرار گیرد، حفاظت آب و خاک و پیامدهای مثبت و ارزنده اقتصادی-اجتماعی و حتی سیاسی حاصل از اجرای این‌گونه عملیات حتمی است (Telluri 2004). با توجه به این‌که حفاظت از اراضی مجاور رودخانه و به حداقل رساندن میزان فرسایش کناری لازم و ضروری می‌باشد، لذا تعیین تأثیر طول و فاصله آبشکن در حفاظت رودخانه و کاهش فرسایش کناری ضروری به نظر می‌رسد. در سال‌های اخیر، استفاده از روش‌های هوشمند برای افزایش دقت در طراحی و بهینه‌سازی آبشکن‌های رودخانه‌ای رواج بیش‌تری یافته است. شبیه‌سازی جریان در اطراف آبشکن‌ها یک مبحث مهم و چالش‌برانگیز در مهندسی و مدیریت رودخانه‌ها می‌باشد. تاکنون مطالعات متعددی در زمینه آبشکن‌ها

طراحی فاصله و طول آبشکن‌ها در مسیر جریان از جمله مواردی است که در کاربرد این‌گونه سازه‌ها به دلایل کاهش هزینه‌های ساخت و اجرا بسیار مورد توجه می‌باشند. با توجه به زمان‌بر بودن و بروز خطاهای زیاد ناشی از انجام محاسبات به شیوه‌ی دستی، استفاده از روش‌های جدید فراابتکاری بهینه‌سازی که کارایی آن‌ها در حل مسائل پیچیده به اثبات رسیده است، ضروری به نظر می‌رسد. از این رو در پژوهش حاضر با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌ساز گرگ خاکستری (GWO)^۱ و انتخابات (EA)^۲ به بهینه‌سازی فاصله و طول آبشکن‌های رودخانه زنجان رود پرداخته و نتایج حاصل با روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN)^۳، طرح موجود و استانداردهای طراحی آبشکن‌ها جهت اتخاذ تصمیمات بهینه مقایسه شد.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- منطقه مورد مطالعه و داده‌ها

رودخانه زنجان رود از سرشاخه‌های اصلی رودخانه قزل‌اوزن می‌باشد که از محل چمن سلطانیه واقع در ۴۵ Km شرق زنجان شروع و پس از طی حدود ۱۴۲ Km در ۸۵ Km غرب شهر زنجان به رودخانه قزل‌اوزن می‌پیوندد. زنجان رود با شیب طولی ۳ تا ۵ در هزار و عرض بستر حداقل ۵ m و حداکثر ۷۰۰ m در منطقه سلطانیه، علاوه بر فرسایش بستری، دارای مشکل فرسایش کناره‌ای می‌باشد. از آنجایی که زنجان رود در ماه‌های بارانی سیلابی بوده و با توجه به فرسایش کناری در مواقع سیلابی که خسارات زیادی برای تأسیسات و زمین‌های مستعد کشاورزی حاشیه رودخانه به وجود می‌آورد، در همین راستا، جهت جلوگیری از فرسایش‌های کناری رودخانه، احداث آبشکن‌ها در قالب طرح‌های ساماندهی در ۳۵ Km از رودخانه اجرا شده است. محدوده حوضه آبریز زنجان رود در شکل‌های (۱) و (۲)، بازه و مقطع عرضی آبشکن‌ها ارائه شده است.

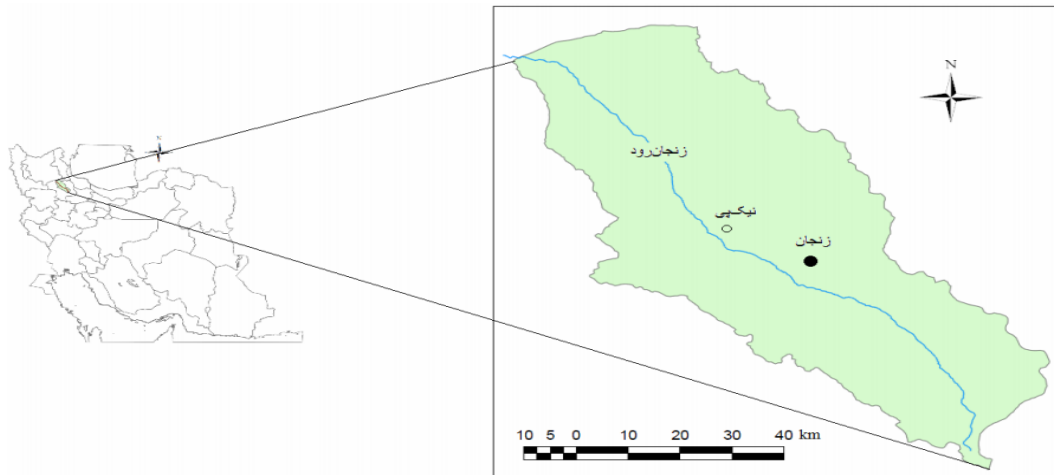
اصلی اقتصادی خود دست یافته است. (Kalita e al. (2014) یک مدل بهینه‌سازی با مدل هیدرودینامیکی برای به دست آوردن ترکیبی مقرون‌به‌صرفه از آبشکن‌ها در نظر گرفتند. مدل بهینه‌سازی با استفاده از الگوریتم ژنتیک (GA) و مدل شبیه‌سازی جریان با استفاده از طرح پرتو و گرما برای حل معادلات دو بعدی هیدرودینامیک در جریان غیردائمی توسعه داده شده است و نتایج منطقی برای همه سناریوهای آزمایش به دست آمد. (Basser et al. (2015) با استفاده از سیستم استنتاج فازی و بهینه‌سازی ذرات، روش جدیدی جهت تعیین پارامترهای مطلوب از جمله زاویه آبشکن حفاظتی نسبت به دیوار کانال، طول آن و فاصله آن از آبشکن، شدت جریان و قطر ذرات رسوبی، یک ضریب ایمنی آبشکن جهت کاهش عمق آبشستگی در اطراف آبشکن اصلی پیشنهاد کردند. نتایج نشان داد که دقت روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها به طور قابل توجهی افزایش یافته است.

(Karmaker and Dutta (2016) بهترین ترکیب آبشکن‌ها را از نظر تعداد و طول آن‌ها برای حفاظت از دیواره‌های رودخانه‌ها مورد ارزیابی قرار دادند و از بین چهار ترکیب مختلف، بهترین مورد را براساس عملکرد آن در رسوب‌گذاری، تراز کف کانال و لایروبی تعیین نمودند. رودخانه‌ای را که از لحاظ فنی و اقتصادی بهینه باشد، ارائه دادند. نتایج نشان داد طرحی که به عنوان طرح منتخب از بین ۵ سناریو برگزیده شد، نزدیک‌ترین نتیجه را با نقطه ایده‌آل دارد. طرح منتخب پیشنهاد می‌دهد که طول آبشکن و فاصله بین آبشکن‌ها نسبت به طرح موجود بیش‌تر و شیب بال‌های جانبی آبشکن کم شود. (Bora and Kalita (2019) رویکرد جدیدی جهت تعیین بهینه‌ترین ترکیب آبشکن‌ها از نظر تعداد، طول و موقعیت‌های آن‌ها برای کنترل فرسایش دیواره‌های آسیب‌پذیر رودخانه‌ها ارائه دادند. نتایج به دست آمده نشان داد رویکرد ارائه شده، منطقی به نظر می‌رسد و پتانسیل لازم را برای کاربرد در موارد واقعی دارا می‌باشد. (Ambagts et al. (2020) به مدل‌سازی عددی جریان اطراف آبشکن‌ها پرداخته و نتایج را با مدل فیزیکی مقایسه نمودند. نتایج نشان داد استفاده از شبکه‌بندی درشت در مدل عددی، تخمینی غیرواقعی از جریان حول آبشکن را به دست می‌دهد.

¹Gray wolf optimizer algorithm

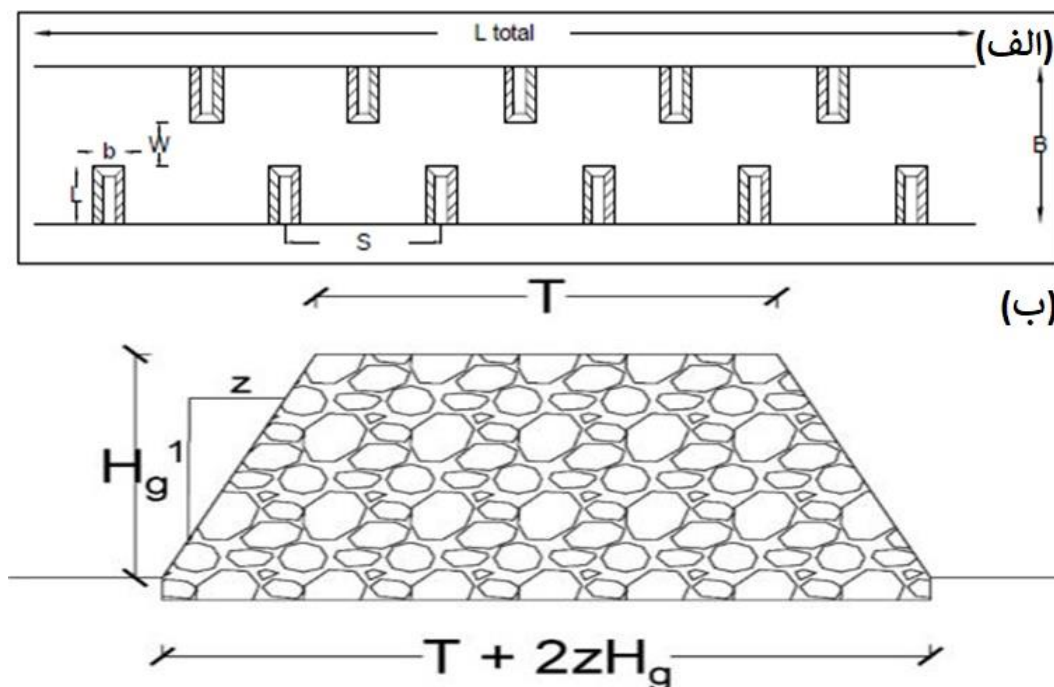
² Election algorithm

³Artificial neural network



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه

Fig. 1 Location of the study area



شکل ۲- الف) بازه آب‌شکن‌ها در راستای سولی رودخانه و ب) مقطع عرضی آب‌شکن

Fig. 2: a) Groyne interval in the longitudinal direction of the river and b) cross section of the groyne

۲) نزدیک شدن، احاطه کردن شکار و گمراه کردن آن تا زمانی که از حرکت باز بماند.^۲
 ۳) حمله به شکار^۳

در ابتدای الگوریتم، نوع گرگ‌ها مشخص می‌شود. در الگوریتم GWO چهار نوع گرگ وجود دارد: گرگ‌های رهبر یا آلفا، بتا، دلتا و امگا. گرگ‌های آلفا هدایت‌کننده اصلی الگوریتم فرض می‌شوند. گرگ‌های بتا و دلتا بیش‌تر به‌عنوان دستیاران گرگ‌های آلفا مشارکت دارند و بقیه گرگ‌ها به

۲-۲- روش‌های مورد استفاده

۱-۲-۲- الگوریتم گرگ خاکستری

الگوریتم GWO یک الگوریتم فراابتکاری مبتنی بر جمعیت است که از رفتار اجتماعی گرگ‌های خاکستری در طبیعت و نحوه شکار آن‌ها الهام گرفته شده است (Mirjalili et al. 2014; Mech 1999). این الگوریتم دارای سه مرحله اصلی به‌صورت زیر است:

۱) مشاهده شکار، ردیابی و تعقیب آن^۱

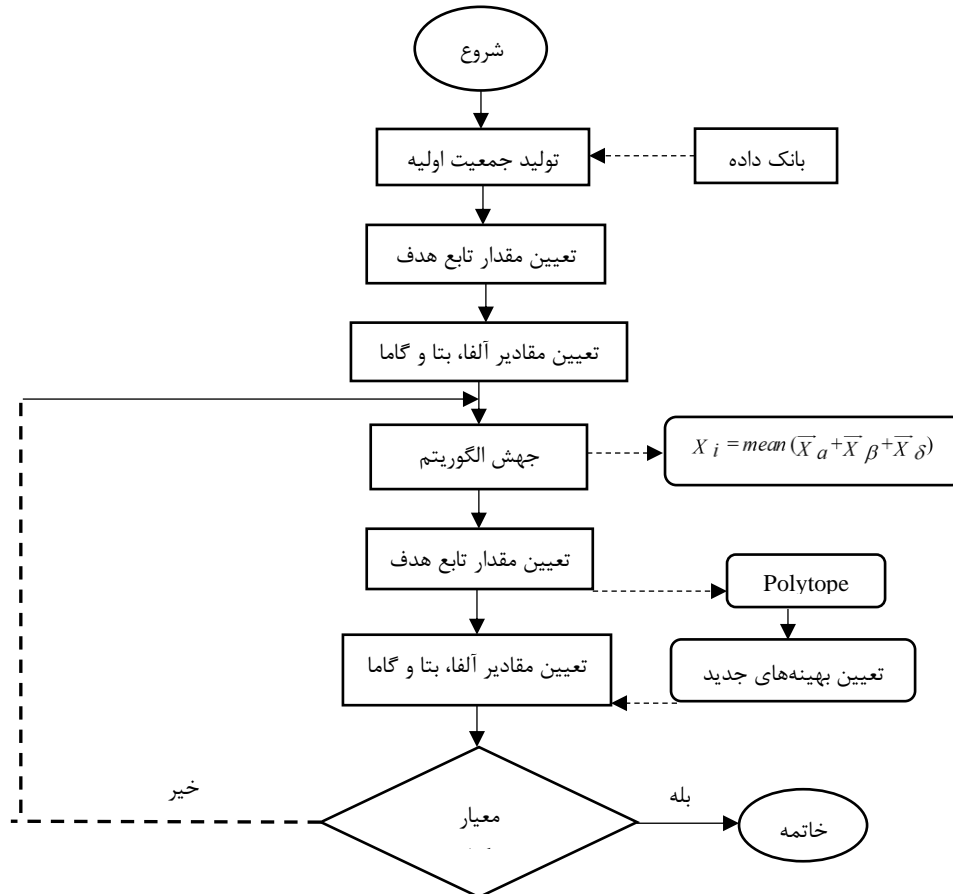
²Pursing and Encircling

³Attacking

¹Tracking and Approaching

از بهترین راه‌حل‌های به‌دست‌آمده ذخیره‌شده و دیگر عوامل جستجو موقعیت خود را با توجه به موقعیت بهترین عوامل جستجو به‌روزرسانی می‌کنند. گرگ‌های خاکستری زمانی که شکار متوقف می‌شود، به آن حمله کرده و شکار را به پایان می‌رسانند. در مرحله جستجو طعمه، گرگ‌ها از یکدیگر فاصله می‌گیرند تا نقاط مختلف فضای راه‌حل را جستجو کنند (Mosavi et al. 2016; Muro et al. 2011). شکل (۳)، فلوجارت الگوریتم GWO را نشان می‌دهد.

عنوان دنبال‌کننده آن‌ها محسوب می‌شوند. در مرحله اول الگوریتم، گرگ‌های خاکستری طعمه را در طول شکار محاصره می‌کنند. در مرحله شکار، گرگ خاکستری به طعمه محاصره شده حمله می‌کند. روند شکار معمولاً توسط آلفا هدایت می‌شود. گرگ‌های بتا و دلتا نیز گاهی اوقات ممکن است در شکار شرکت کنند. برای شبیه‌سازی ریاضی رفتار شکار گرگ‌های خاکستری، فرض می‌شود گرگ‌های آلفا، بتا و دلتا از مکان بالقوه طعمه آگاهی بهتری دارند. بنابراین سه تا



شکل ۳- فلوجارت الگوریتم گرگ خاکستری

Fig. 3 Flowchart of Gray Wolf Algorithm

دقیقاً به یک کاندیدا اختصاص داده می‌شود. در پیاده‌سازی-های صورت گرفته ۷٪ از جمعیت اولیه به‌عنوان تعداد کاندیدها در نظر گرفته می‌شوند. پس از تشکیل احزاب سیاسی، کاندیدها تبلیغات انتخاباتی را شروع می‌کنند. تبلیغات انتخاباتی بنیان الگوریتم EA را تشکیل می‌دهد که شامل سه مؤلفه تبلیغات مثبت، تبلیغات منفی و ائتلاف است. تا هنگامی که شرایط خاتمه الگوریتم ارضا نشده است، عملگرهای تبلیغات مثبت، تبلیغات منفی و ائتلاف به‌صورت مکرر بر روی جمعیت اعمال می‌شود تا جمعیت را برای نیل

۲-۲-۲- الگوریتم انتخابات

الگوریتم EA از پدیده انتخابات الهام گرفته شده است. الگوریتم EA یک استراتژی چندعاملی و مبتنی بر جمعیت است که در آن هر عامل جستجو یک فرد نامیده می‌شود (Emami and Derakhshan 2015). برخی از بهترین افراد در جمعیت انتخاب می‌شوند تا به‌عنوان کاندیدا باشند و مابقی افراد رأی‌دهندگان را تشکیل می‌دهند که هرکدام به‌عنوان حامی یک کاندیدا می‌باشد. رأی‌دهندگان بر اساس تشابه عقاید، بین کاندیدها تقسیم می‌شوند. هر رأی‌دهنده

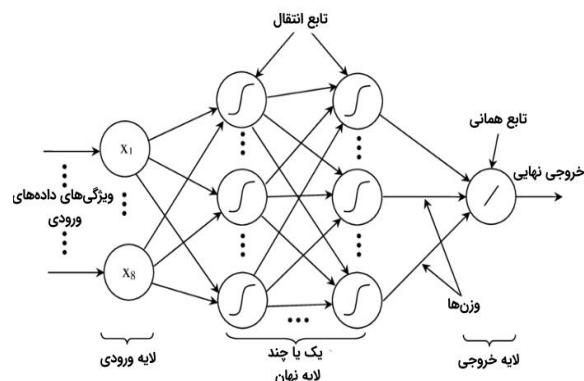
می‌نماید، لایه خروجی می‌باشند (Dezvareh 2019). مجموعه کل ورودی به نرون از رابطه (۱) به دست می‌آید:

$$net_j = \sum_{i=1}^n W_{ij}X_i \quad (1)$$

که، net_j کل ورودی به نرون، x_i لایه ورودی و W_{ij} شدت اتصال نرون‌ها می‌باشد که در طول فرآیند یادگیری مشخص می‌شوند. مرحله‌ی بعدی شامل تعیین سطح خروجی از نرون به روی جمع ورودی‌ها اعمال می‌شود. تابع فعالیت مورد استفاده در پژوهش حاضر، تابع سیگموئید بوده و خروجی شبکه، ۰ و ۱ می‌باشد، که به صورت رابطه (۲) تعریف می‌شود:

$$f(s_j) = \frac{1}{1+e^{-s_j}} \quad (2)$$

که، $f(s_j)$ معرف تابع سیگموئید (تابعی است حقیقی، کراندار و مشتق پذیر که به ازای کلیه مقادیر حقیقی قابل تعریف بوده و دارای مشتق مثبت است. این تابع به لحاظ گرافیکی شکلی شبیه حرف S انگلیسی دارد)، می‌باشد (Dezvareh 2019).



شکل ۵- شبکه عصبی سه لایه پیش‌رو با الگوریتم آموزش انتشار برگشتی

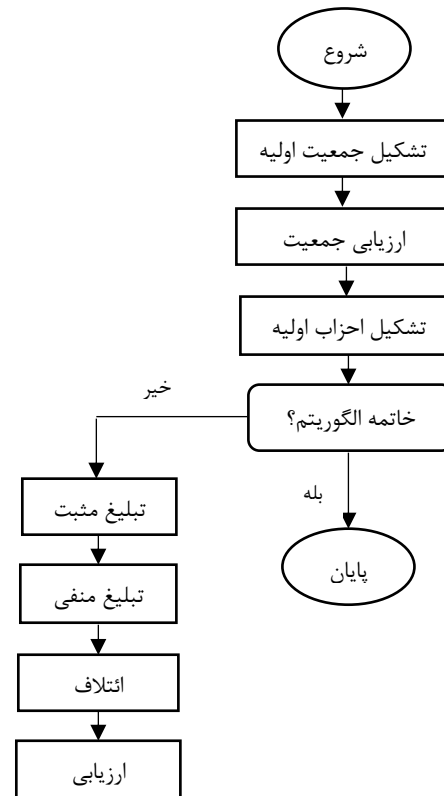
Fig. 5 Three-layer neural network ahead with reverse propagation training algorithm

۴-۲-۲- پیاده‌سازی مدل‌ها

در پژوهش حاضر، از مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی و الگوریتم‌های انتخابات و گرگ خاکستری در پیش‌بینی و بهینه‌سازی طول و فاصله بین دو آب‌شکن استفاده شد. داده‌های به کار گرفته شده در این پژوهش مجموعاً ۶۰۰ داده می‌باشد که ۴۵۰ نمونه شامل داده‌های آموزشی جهت ساخت مدل و ۱۵۰ نمونه دیگر جهت صحت‌سنجی این مدل توسط شرکت آب منطقه‌ای برداشت و آنالیز شده است. به‌طور کلی، در انجام آزمایش‌ها مراحل زیر طی شد:

- آماده‌سازی و تحلیل داده‌ها شامل بررسی همبستگی

به بهینه‌سازی سراسری سوق دهد. در نهایت، فرآیند بهنگام‌سازی خاتمه می‌یابد و کاندیدایی با بیش‌ترین رأی به‌عنوان برنده انتخابات اعلام می‌شود. برنده معادل با بهترین راه‌حل یافته شده برای مسئله بهینه‌سازی است (Emami and Derakhshan 2015). شکل (۴) فلوجارت الگوریتم EA را نشان می‌دهد.



شکل ۴- فلوجارت الگوریتم انتخابات

Fig.4 Flowchart of the election algorithm

۲-۲-۳- شبیه‌سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی

تمامی مسائل بهینه‌سازی شامل دو مرحله مدل‌سازی و برنامه‌ریزی است که به ترتیب شامل تشکیل تابع هدف، قیود و محدودیت‌ها (مرحله اول، مدل‌سازی) و تعیین شرایط بهینه در رسیدن به جواب ایده‌آل (مرحله دوم، برنامه‌ریزی) می‌باشند (Menhaj 1998).

مدل ANN متشکل از مجموعه‌ای از نرون‌ها با ارتباطات داخلی بین یکدیگر می‌باشد که قادر است بر اساس اطلاعات و داده‌های ورودی، جواب‌های خروجی را تهیه نماید (شکل ۵). شبکه‌های عصبی معمولاً به صورت لایه‌لایه و منظم ایجاد می‌گردند. اولین لایه که اطلاعات و داده‌های ورودی به آن وارد می‌گردند لایه ورودی است. لایه‌های میانی لایه‌های مخفی و آخرین لایه که جواب‌های خروجی از مدل را فراهم

برآوردهای انجام شده توسط الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری تابع هدف و قیود آن برای بهینه‌سازی طول (روابط ۳ و ۴) و فاصله بین آبشکن‌ها به فرم روابط (۵) و (۶) تعریف شد (Ostadi et al. 2014).

$$\text{Min Value} = - \sum h_{di} \times [1 + R] \quad (3)$$

$$\begin{cases} |h_{scour}| \leq h_a \\ 0 \leq L_s \leq W \end{cases} \quad (4)$$

$$\text{Max Value} = - \sum h_{di} \times [1 + R_{back} + R_{front} + R_{w2}] \quad (5)$$

$h_{scour}(m)$ عمق آبشستگی به‌دست آمده در محدوده دماغه آبشکن‌ها (m) ، W عرض رودخانه، h_b حداکثر عمق آبشستگی مجاز در محدوده ساحل پشت آبشکن (m) ، $|h_{scour}|_{w2}$ عمق آبشستگی به‌دست آمده در ریشه دیواره داخلی آبشکن دوم (m) ، $|h_{scour}|_{back}$ عمق آبشستگی به‌دست آمده در محدوده ساحل پشت آبشکن (m) ، و $value$ معرف تابع هدف است. در جدول‌های (۱) و (۲) داده‌های موردنیاز برای بهینه‌سازی مشاهده می‌شود (Ostadi et al. 2014).

- نرمال‌سازی داده‌ها
- ارزیابی و مقایسه الگوریتم‌های GWO و EA و ANN در تخمین و بهینه‌سازی طول و فاصله بین دو آبشکن
- تخمین روند تغییرات طول و فاصله بین آبشکن‌های رودخانه زنجان‌رود با استفاده از مدل‌های GWO و EA و ANN
- کنترل مقادیر اندازه‌گیری شده آبشکن‌های رودخانه زنجان‌رود با مقادیر تخمین زده شده به‌علت دقت بالای

$$\begin{cases} |h_{scour}|_{1,2} \leq h_a \\ |h_{scour}|_{w2} \leq h_a \\ |h_{scour}|_{back} \leq h_b \\ |h_{scour}|_{front} \leq h_f \end{cases} \quad (6)$$

که، $\sum h_{di}$ مجموع ارتفاع رسوب‌گذاری در نقاط گره‌ای در فاصله بین دو آبشکن (m) ، R ضریب ناشی از نقض شدن قید حداکثر عمق فرسایش دماغه‌ها، R_{back} ضریب ناشی از نقض شدن قید حداکثر عمق فرسایش در ساحل پشت آبشکن‌ها، R_{w2} ضریب ناشی از نقض شدن قید حداکثر عمق فرسایش در ریشه دیواره داخلی آبشکن دوم، L_s طول آبشکن (m) ، h_a حداکثر عمق آبشستگی مجاز در محدوده دماغه آبشکن

جدول ۱- دبی با دوره بازگشت مختلف

Table 1 discharge with different return periods

T (year)	2	5	10	20	50	100	200	1000
Q (m3/s)	85	146	210	271	390	440	520	752

جدول ۲- مشخصات هندسی و هیدرولیکی موردنیاز برای بهینه‌سازی

Table 2 Geometric and hydraulic specifications required for optimization

ϕ	ρ_s	n	D50	Ltotal	B	S0	w
37	2650	0.038	0.11	17000	100	0.005	61

جدول ۳- پارامترهای مورد استفاده در الگوریتم‌های GWO و EA

Table 3 - Parameters used in GWO and EA algorithms

Algorithm	Parameter	Value
GWO	Number of wolves	100
	Min range	30
	Max range	-30
	Initial population	100
EA	Number of candidates	7
	Number of voters	93
	Coalition rate	0.2
	Selection rate	0.3

به‌منظور کارایی مطلوب الگوریتم‌های GWO و EA، سعی و خطاهایی برای به‌دست آوردن بهترین مقدار برای هر پارامتر انجام شد که این پارامترها در جدول (۳) ارائه شده‌اند. وارد کردن داده‌ها به‌صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت مدل می‌شود. از این‌رو داده‌های ورودی به مدل به‌صورت رابطه (۷) نرمالیزه شدند (Larose, 2014).

استفاده از الگوریتم‌های EA و GWO و روش شبکه عصبی مصنوعی در محدوده معیارهای طراحی توصیه شده در مورد طول آبشکن‌ها قرار دارد. هم‌چنین فاصله بین آبشکن‌ها در بهینه‌ترین حالت برابر ۵۲ m برآورد گردید که در مقایسه با توصیه‌های طراحی در مورد فاصله بین آبشکن‌ها در محدوده استاندارد طراحی توصیه شده، قرار دارد. با توجه به معیارهای موجود و عرض تعادلی رودخانه که برابر با ۶۱ m است، و نیز با توجه به نتایج حاصل از الگوریتم GWO در مقایسه با طرح موجود، مقدار طول آبشکن‌های زنجان رود بایستی در حدود ۶۰٪ افزایش یابد.

۳-۱-۲- بررسی فاصله به طول مؤثر آبشکن

بر اساس نتایج، نسبت فاصله به طول مؤثر آبشکن به ترتیب بر اساس برآوردهای الگوریتم GWO برابر با $S/L = ۲/۷۴$ ، در الگوریتم EA برابر با $S/L = ۲/۷۰$ و در روش ANN برابر با $S/L = ۲/۵۷$ به دست آمد که در محدوده مجاز معیار طراحی قرار دارد. هم‌چنین Kinory and Petersen (1986) و Mevorach (1984) نسبت S/L را برای حفاظت دیواره‌های رودخانه- هادر برابر فرسایش در محدوده ۱ تا ۶ در نظر گرفتند که با نتایج پژوهش حاضر هم‌خوانی دارد.

۳-۱-۳- مقایسه مشخصات هندسی آبشکن‌های زنجان- رود

در جدول (۵)، نتایج بررسی‌های صورت گرفته با استفاده از الگوریتم‌های EA، GWO، روش ANN و معیار طراحی با طرح اجرا شده ارائه شده است. با توجه به نتایج، مقادیر پارامترهای بهینه شده با استفاده از الگوریتم GWO با معیار طراحی مطابقت داشته و الگوریتم GWO جهت یافتن جواب بهینه در طول و فاصله بین آبشکن‌ها در مقایسه با الگوریتم EA و روش ANN بهتر عمل نموده است

$$Y_i = \begin{cases} \frac{X_{oi}}{X_{omax}}, & X_{oi} \geq 0 \\ \frac{X_{oi}}{|X_{omin}|}, & X_{oi} < 0 \end{cases} \quad (7)$$

در این رابطه، Y_i مقادیر استاندارد شده، X_{oi} مقادیر مشاهداتی، X_{omin} مقادیر کمینه مشاهداتی و X_{omax} مقادیر بیشینه مشاهداتی می‌باشند.

۲-۲-۵- معیارهای کارایی

قابلیت روش‌های پیشنهادی با استفاده از پارامترهای ضریب تبیین^۱ (R^2)، جذر میانگین مربعات خط (RMSE)^۲ و میانگین خطای مطلق (MAE)^۳ مورد ارزیابی قرار گرفت (روابط ۸ تا ۱۰) (Emami et al. 2019).

$$R^2 = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})(X_i - \bar{X})}{\sum_{i=1}^n \sqrt{(Y_i - \bar{Y})^2} \sum_{i=1}^n \sqrt{(X_i - \bar{X})^2}} \right]^2 \quad (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2} \quad (9)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n |X_i - Y_i| \quad (10)$$

که، X_i مقادیر پیش‌بینی شده، Y_i مقادیر مشاهده شده، \bar{X} میانگین X و \bar{Y} میانگین Y می‌باشد. مقدار ایده‌آل به ترتیب برای R^2 و RMSE برابر یک و ۱۰-۱٪ می‌باشد. مقدار معیار میانگین خطای مطلق (MAE) از ۰ تا بی‌نهایت تغییر می‌کند، به طوری که محدوده‌های ۰ و ∞ به ترتیب بیانگر عملکرد بسیار خوب و ضعیف مدل مورد استفاده می‌باشد.

۳- یافته‌ها و بحث

۳-۱-۳- بررسی پارامترهای هندسی آبشکن

۳-۱-۳-۱- طول آبشکن و فاصله بین آبشکن‌ها

مقدار طول و فاصله بهینه بین آبشکن‌ها برای آبشکن‌های زنجان رود بر اساس نتایج حاصل از الگوریتم‌های EA و GWO و روش شبکه عصبی مصنوعی مطابق جدول (۴) به دست آمد. مقادیر بهینه برآورد شده برای طول آبشکن‌ها با

¹Determination Coefficient

²Root Mean Squared Error

³Mean Absolute Error

جدول ۴- مقایسه طول آبشکن‌های زنجان رود

Table 4 Comparison of the length of groynes of Zanjanrood

Algorithm/Criterion	GWO	EA	ANN	Designed	Design criteria
Length (L)	19.26	18.12	18.04	15	20
Distance (S)	52.56	49.10	46.5	38	56

جدول ۵- مقایسه مشخصات هندسی آبشکن‌ها

Table 5 Comparison of geometric characteristics of groynes

Algorithm/Criterion	GWO	EA	ANN	Design criteria	Designed
Length (L)	19.26	18.12	18.04	20	15
Distance (S)	52.56	49.10	46.5	56	38
Distance to length ratio (S/L)	2.74	2.70	2.57	2.8	2.53

مقادیر میانگین و کمینه تابع هدف، انحراف معیار نرمال‌سازی آبشکن‌ها متناظر با آن به‌عنوان طول و فاصله بهینه شده و تعداد اجراهای با جواب شدنی در ۱۰ بار اجرای برنامه برای الگوریتم‌های مورد استفاده و همچنین طول و فاصله

جدول ۶- مقادیر میانگین و حداقل تابع هدف برای ۱۰ بار اجرای برنامه با استفاده از الگوریتم‌های GWO و EA

Table 6 Mean and minimum values of the objective function for 10 times of program execution using GWO and EA algorithm

Algorithm	Objective function values		Normalized standard deviation	Executable number	Groyne length	The distance between the groyne
	Average	Minimum				
GWO	5.46×10^{-5}	5.76×10^{-5}	0.007	10	19.26	52.56
EA	6.15×10^{-5}	6.54×10^{-5}	0.015	8	18.12	49.10

دلیل این امر آن است که طول بازه گسسته‌سازی شده متغیر تصمیم در الگوریتم GWO و نیز تعداد اجراهای با جواب شدنی (حصول جواب در تمامی ۱۰ بار اجرای برنامه) بیش از الگوریتم EA می‌باشد. در جدول (۷)، دقت برآورد الگوریتم‌های GWO و EA و روش ANN در بهینه‌سازی طول و فاصله آبشکن‌ها ارائه شده است.

نتایج بیانگر آن است که با استفاده از هر دو الگوریتم GWO و EA جواب مناسبی برای مسئله به‌دست آمده است، ولی نتایج حاصل از الگوریتم GWO با کمینه تابع هدف 5.76×10^{-5} به دلیل عدم همگرایی سریع و ناپهنگام الگوریتم، مطلوب‌تر است و با به‌کارگیری الگوریتم GWO، حداکثر مقدار تابع هدف در مقایسه با الگوریتم EA، ۱۰/۵٪ کاهش می‌یابد.

جدول ۷- دقت برآورد الگوریتم‌های GWO و EA و روش ANN در بهینه‌سازی طول و فاصله آبشکن‌ها

Table 7 Accuracy of estimating GWO and EA algorithms and ANN method in optimizing the length and distance of groynes

Parameter	R2			RMSE			MAE		
	ANN	EA	GWO	ANN	EA	GWO	ANN	EA	GWO
Length (L)	0.89	0.92	0.96	0.086	0.038	0.024	0.025	0.023	0.016
Distance (S)	0.95	0.91	0.95	0.090	0.035	0.022	0.027	0.021	0.015
Distance to length ratio (S/L)	0.89	0.93	0.97	0.075	0.037	0.020	0.030	0.023	0.018

الگوریتم GWO در مقایسه با الگوریتم EA و روش ANN می‌باشد. در شکل‌های (۶) و (۷)، به ترتیب حداکثر خطای نسبی و مقادیر RMSE هر یک از روش‌های مورد استفاده در برآورد بهینه طول و فاصله آبشکن‌های رودخانه زنجان رود ارائه شده است. با توجه به این شکل‌ها مقادیر شاخص‌های ارزیابی برای الگوریتم GWO در محدوده مناسب‌تر و

همان‌گونه که مشاهده می‌شود نتایج حاصل از اجرای الگوریتم GWO در مقایسه با نتایج به‌دست آمده از الگوریتم EA و روش شبکه عصبی در برآورد پارامترهای طراحی آبشکن‌های رودخانه زنجان رود با کسب مقدار ضریب تبیین ۰/۹۶ بسیار بهینه بوده که این امر بیانگر کارایی و دقت بالای

روش وزن‌دهی به صورت یک مدل بهینه‌سازی، ابعاد سازه‌ای آب‌شکن را در قالب یک مسئله بهینه‌سازی بررسی کردند، الگوریتم GEO با مقادیر $R^2=0.96$ ، $RMSE=0.024$ و $MAE=0.016$ عملکرد مطلوب‌تری نسبت به روش‌های مذکور داشته و می‌تواند به عنوان روشی جایگزین در طراحی بهینه ابعاد سازه‌ای آب‌شکن‌های رودخانه‌ای مورد استفاده قرار گیرد.

۴- نتیجه‌گیری

با توجه به بررسی‌های انجام شده در پژوهش حاضر، نتایج زیر حاصل شد:

۱- نتایج نشان داد الگوریتم GWO در بهینه‌سازی پارامترهای طراحی آب‌شکن‌های زنجان‌رود با احتساب پارامترهای هندسی (L, S, S/L)، به ترتیب با کسب مقادیر $R^2=0.96$ ، $RMSE=0.022$ و $MAE=0.016$ از عملکرد مطلوبی برخوردار است.

۲- مقادیر بهینه‌سازی شده با استفاده از الگوریتم GWO، تطابق بیشتری با معیار طراحی آب‌شکن‌های رودخانه‌ای در مقایسه با مقادیر حاصله توسط الگوریتم EA و روش شبکه عصبی مصنوعی دارد.

۳- الگوریتم GWO مقادیر تابع هدف را نسبت به الگوریتم EA به مقدار بهتری کمینه می‌نماید.

۴- با توجه به معیارهای R^2 ، $RMSE$ و MAE ، الگوریتم GWO در مقایسه با دو روش دیگر مورد استفاده عملکرد بهتری داشته و از لحاظ کارایی در رتبه نخست، سپس الگوریتم EA در رتبه دوم و روش ANN در رتبه سوم قرار گرفتند.

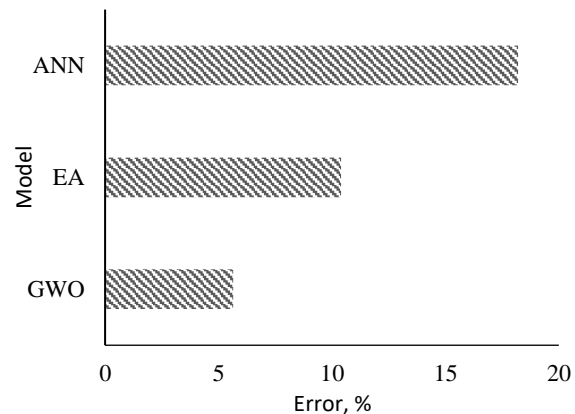
دسترسی به داده‌ها

داده‌های استفاده شده (یا تولیدشده) در این پژوهش در متن مقاله ارائه شده است.

تضاد منافع نویسندگان

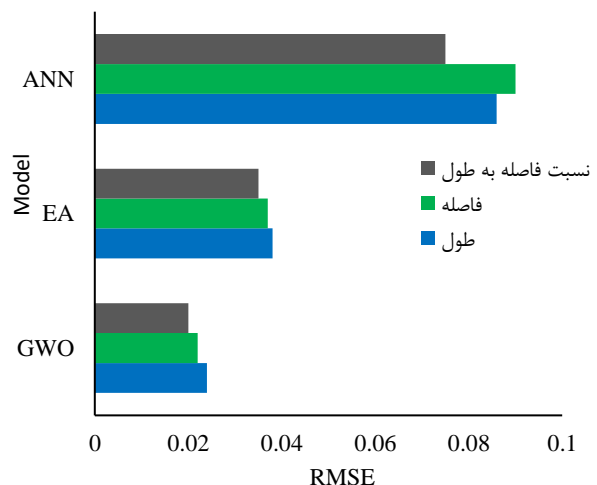
نویسندگان این مقاله اعلام می‌دارند که هیچ تضاد منافی در رابطه با نویسندگی و یا انتشار این مقاله ندارند.

قابل قبول‌تری نسبت به روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی و الگوریتم EA قرار دارند. با توجه به اینکه الگوریتم GWO با تعداد کم‌تری از پارامترها در مقایسه با دو روش EA و شبکه‌ی عصبی مصنوعی سازگار است، لذا نتایج حاصل از آن در بهینه‌سازی ابعاد سازه‌ای آب‌شکن‌های رودخانه‌ی زنجان‌رود، مطلوب‌تر است.



شکل ۶- حداکثر خطای نسبی در روش‌های مورد استفاده

Fig. 6 Maximum relative error in the used methods



شکل ۷- مقادیر RMSE در روش‌های مورد استفاده

Fig. 7 RMSE values in the used methods

۳-۱-۴- مقایسه الگوریتم پیشنهادی با روش‌های موجود مقایسه نتایج پژوهش حاضر با سایر پژوهش‌های انجام‌یافته نشان‌دهنده دقت قابل قبول و نیز بیانگر کارایی مناسب الگوریتم‌های مورد استفاده در این پژوهش است. در مقایسه با مطالعات مشابه که توسط پژوهش‌گرانی همچون Abouzari et al. (2019) و Ostadi et al. (2014) که با استفاده از روش الگوریتم ژنتیک رتبه‌بندی نامغلوب (NSGA-II) و با استفاده از

References

- Abouzari, N., Majdzadeh Tabatabai, M. R. and Yazdi, J. (2019). Optimal design of groynes with hydraulic, technical and economic criteria. *AmirKabir J. Civil Eng.*, 53(2), 749-766 [In Persian]. Doi: [10.22060/CEEJ.2019.16646.6289](https://doi.org/10.22060/CEEJ.2019.16646.6289)
- Alauddin, M. and Tetsuro, T. (2012). Optimum configuration of groynes for stabilization of alluvial rivers with fine sediments. *Int. J. Sediment Res.*, 27(2), 158-167.
- Ambagts, L. R., Platzek, F. W., Baron, M. and Yossef, M. F. M. (2020). Numerical modelling approaches for flow near groynes-comparison with experiments. *River Flow*, CRC Press.
- Banihabib, M. E., Mastoori, A. M. and Jamali, F. S. (2008). Field study of the optimal distance between groynes. *International Conference of Water Crisis*, University of Zabol, Zabol, Iran [In Persian].
- Basser, H., Karami, H., Shamshirband, S., Akib, S., Amirmojahedi, M., Ahmad, R. and Javidnia, H. (2015). Hybrid ANFIS-PSO approach for predicting optimum parameters of a protective spur dike. *Appl. Soft Comput.*, 30, 642-649.
- Bora, K. and Kalita, H. M. (2019). Determination of best groyne combination for mitigating bank erosion. *J. Hydroinform.*, 21(5), 875-892.
- Dezvareh, R. (2019). Providing a new approach for estimation of wave set-up in Iran coasts. *Res. Marine Sci.*, 4(1), 438-448.
- Emami, H. and Derakhshan, F. (2015). Election algorithm: A new socio-politically inspired strategy. *AI Communicat.*, 28(3), 591-603.
- Emami, S., Choopan, Y. and Parsa, J. (2019). Dam seepage prediction using RBF and GFF models of artificial neural network; Case study: Boukan Shahid Kazemi's Dam. *J. Rehabil. Civil Eng.*, 7(13), 15-32.
- Ferrari, M., Carpi, L., Pepe, G., Mucerino, L., Schiaffino, C. F., Brignone, M. and Cevasco, A. (2019). A geomorphological and hydrodynamic approach for beach safety and sea bathing risk estimation. *Sci. Total Environ.*, 671, 1214-1226.
- Hosseini, A., Saberi, A. and Habibi, M. (2011). Economic evaluation of groyne built on Zanjanrood, *Watershed Eng. Manage.*, 3(4), 205-213.
- Kalita, H.M., Kumar Sarma, A. and Kumar Bhattacharjya, R. (2014). Evaluation of optimal river training work using GA based linked simulation-optimization approach. *Water Resour. Manag.*, 28(8), 2077-2092.
- Karmaker, T. and Dutta, S. (2016). Prediction of short-term morphological change in large braided river using 2D numerical model. *J. Hydraul. Eng.*, 142(10), 04016039.
- Kinory, B. Z. and Mevorach, J. (1984). *Manual of surface drainage engineering. Volume II. Stream flow engineering and flood protection.* Elsevier Science Publishers BV.
- Larose, D. T. (2014). *Discovering knowledge in data: an introduction to data mining (Vol. 4).* John Wiley & Sons.
- Mech, L. D. (1999). Alpha Status, Dominance, and Division of Labor in Wolf Packs. *Can. J. Zool.*, 77(8), 1196-1203.
- Menhaj, M. B. (1998). *Computational Intelligence, No. 1. The Basic of Artificial Neural Networks.* Amirkabir University [In Persian].
- Mirjalili, S., Mirjalili, S. M. and Lewis, A. (2014). Grey wolf optimizer. *Adv. Eng. Software.*, 69, 46-61.
- Mosavi, M. R., Khishe, M. and Ghamgosar, A. (2016). Classification of sonar data set using neural network trained by gray wolf optimization. *Neur. Network World*, 26(4), 393. DOI: [10.14311/NNW.2016.26.023](https://doi.org/10.14311/NNW.2016.26.023)
- Muro, C., Escobedo, R., Spector, L. and Coppinger, R. (2011). Wolf-pack (canis lupus) hunting strategies emerge from simple rules in computational simulations. *Behavior. Process.*, 88(3), 192-197. DOI: [10.1016/j.beproc.2011.09.006](https://doi.org/10.1016/j.beproc.2011.09.006)
- Ostadi, F., Majdzadeh Tabatabai, M. R. and Alimohammadi, S. (2014). Optimization model of design of river groynes dimensions and its role in morphological stabilization of river. *J. Hydraul.*, 9(4), 55-72.
- Petersen, M.S. (1986). *River engineering.* Prentice-Hall. Englewood Cliffs, N.J.

- Sobhan, S. A. and Kumar Das. S. (1999). Spacing of straight supers in series. *Journal of civil Eng.*, 27(2), 175-181.
- Talaat, A., Attia, K., Elsaheed, G. and Ibraheem, M. (2009). Implementation of spur dike to reduce bank erosion of temporary diversion channels during barrages construction. *Austr. J. Basic Appl. Sci.*, 3(4), 3190-3205.
- Telluri, A. R. (2004). *Basic principles of engineering and river management*. Publisher: Soil Conservation and Watershed Management Research Institute.
- Tominago, A. and Jaehun, J. (2008). Flow structure and sediment transport around groins in compound open channels. Nagoya Hydraulic Research Institute for River Basin Management Department of Civil Engineering, Nagoya University.
- Vaghefi, M. and Moghaddasi, N. (2014). Performance of groyne on the shoreline changes. *Iran. J. Marine Sci. Technol.*, 18(69), 1-16 [In Persian].
- Valsamidis, A. and Reeve, D. E. (2017). Modelling shoreline evolution in the vicinity of a groyne and a river. *Contin. Shelf Res.*, 132, 49-57.
- Valsamidis, A. and Reeve, D. E. (2020). A new approach to analytical modelling of groyne fields. *Contin. Shelf Res.*, 211, 104288.