



## Predicting local scour depth of bridge piers using hybrid particle swarm optimization and gray wolf optimizer

Mehran Sarabi, Seyed Abbas Hosseini\*

Department of Civil Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

\* Corresponding author email: [abbas\\_hoseyni@srbiau.ac.ir](mailto:abbas_hoseyni@srbiau.ac.ir)  
© The Author(s) 2024

Received: 05 Nov 2023

Accepted: 01 Jan 2024

Published: 09 Mar 2024

### Abstract

Construction of bridge piers is expensive, and scouring near them can lead to instability. Without a suitable solution, it can ultimately result in the structure's destruction. Therefore, a detailed study is required to understand this phenomenon and the factors affecting it. This research entails utilizing extensive field data to measure the local scour depth around bridge piers. It proposes an equation comprising scour-affecting parameters and defines an optimization model to establish this relationship. The decision variables of this model were determined using a meta-heuristic algorithm called the hybrid gray wolf-particle swarm (HPSGWO). For this purpose, various relationships were established to ascertain scour depth, and subsequently, the local scour depth of the bridge piers was calculated, based on these equations. Root Mean Square Error (RMSE), Relative Square Root (RSR), Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE), Percent Bias (PBIAS), and Correlation Coefficient (CC) were employed as error measurement indices to evaluate the relationships. Upon comparison of the error measurement indices for the obtained relationships, the best input parameter combination and mathematical relationship for calculating scour depth were determined. These indices for the superior model are equal to 0.504 m, 0.52, 0.73, 7.7%, and 0.734 for RMSE, RSR, NSE, PBIAS, and CC, respectively. These values show that the equation presented in this research is suitable for calculating scour depth and is more reliable than the presented experimental methods. In the proposed relationship, scour depth is directly proportional to the Froude number and the ratio of base width to water depth while inversely proportional to the average size of bed particles to water depth.

**Keyword:** Local scour, Gray wolf - particle swarm algorithm, Bridge Pier, Field data



## پیش‌بینی عمق موضعی آبشستگی پایه‌های پل با استفاده از ترکیب الگوریتم‌های بهینه‌سازی ازدحام ذرات و گرگ خاکستری

مهران سرابی، سیدعباس حسینی\*

دانشکده مهندسی عمران، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

ایمیل نویسنده مسئول: [abbas\\_hoseyni@srbiau.ac.ir](mailto:abbas_hoseyni@srbiau.ac.ir)\*

© The Author(s) 2024

چاپ: ۱۴۰۲/۱۲/۱۹

پذیرش: ۱۴۰۲/۱۰/۱۱

دریافت: ۱۴۰۲/۰۸/۱۴

### چکیده

ساخت پایه‌های پل یک کار پرهزینه بوده و آبشستگی در نزدیکی پایه‌های پل باعث ناپایداری آن‌ها و در صورت عدم اتخاذ راهکاری مناسب در نهایت موجب تخریب این سازه می‌گردد. بنابراین مطالعه دقیق جهت شناخت این پدیده و عوامل موثر بر آن الزامی است. لذا در این تحقیق، بر اساس مجموعه وسیعی از داده‌های صحرایی برای اندازه‌گیری عمق آبشستگی موضعی پایه‌های پل، معادله‌ای متشکل از پارامترهای مؤثر بر عمق آبشستگی پیشنهاد گردید، برای تعیین این رابطه یک مدل بهینه‌سازی تعریف شد و متغیرهای تصمیم این مدل را با الگوریتم فرا ابتکاری ترکیبی گرگ خاکستری- ازدحام ذرات (HPSGWO) برآورد گردید. برای این منظور روابط مختلفی برای تعیین عمق آبشستگی تعیین شد. بر اساس معادله‌های مختلف تعیین شده، عمق آبشستگی موضعی پایه‌های پل محاسبه شد. برای ارزیابی روابط از شاخص‌های اندازه‌گیری خطا RMSE، RSR، NSE، PBIAS و CC استفاده شد. با مقایسه شاخص‌های اندازه‌گیری خطا برای روابط بدست آمده، بهترین ترکیب ورودی از پارامترها و رابطه ریاضی بهترین مدل برای محاسبه عمق آبشستگی تعیین شد. این شاخص‌ها برای مدل برتر به ترتیب برابر  $0.052$ ،  $0.073$ ،  $0.077$ ،  $0.734$  است. این مقادیر نشان می‌دهد معادله ارائه شده در این تحقیق برای محاسبه عمق آبشستگی مناسب و نسبت به روش‌های تجربی ارائه شده قابل اعتمادتر است. در رابطه پیشنهادی عمق آبشستگی با عدد فرود و نسبت عرض پایه به عمق آب نسبت مستقیم و با اندازه متوسط ذرات بستر نسبت به عمق آب نسبت معکوس دارد.

**کلمات کلیدی:** آبشستگی موضعی، الگوریتم ازدحام ذرات- گرگ خاکستری، پایه‌های پل، داده‌های صحرایی

## ۱- مقدمه

موضوع جریان رودخانه و مسائل مربوط به آن از جمله سیل، انتقال رسوبات، تغییر شکل بستر رودخانه‌ها و آبشستگی از مهم‌ترین موضوعات در مدیریت رودخانه‌ها هستند (Annandale, 1995). تخریب پل‌ها در سراسر دنیا باعث خسارات جانی و مالی شدید می‌شود (Boothroyd et al., 2021; Carnacina et al., 2019; Link et al., 2020; Maddison, 2012; Wardhana & Hadipriono, 2003). پیش‌بینی حداکثر عمق آبشستگی اطراف پایه‌های پل، امری مهم برای محافظت از واژگونی و آسیب‌دیدگی پل‌ها است. یکی از مهم‌ترین علل خرابی پایه‌های پل‌ها، آبشستگی بستر است که ناشی از برخورد جریان با پایه‌ها یا تکیه‌گاه‌ها است. سرعت موضعی و آشفتنی جریان با وجود پایه‌های پل در مسیر جریان، به ویژه در هنگام سیل افزایش می‌یابد (Carnacina et al., 2019; Keshavarzi et al., 2014).

الگوی جریان در اطراف پایه‌های پل بسیار پیچیده بوده که این پیچیدگی با تشکیل حفره آبشستگی در اطراف پایه تشدید می‌شود. جریان گردابی پیچیده‌ای در اطراف پایه به وجود می‌آید، که عملکرد آن‌ها باعث حفر گودالی در اطراف پایه‌ها شده که حفره آبشستگی نامیده می‌شود. توسعه این گودال در اطراف پایه‌ها باعث خالی شدن زیر پی‌ها و در نتیجه خرابی آن‌ها و خرابی پل می‌شود. الگوی جریانی که در اطراف پایه پل شکل می‌گیرد به‌طور مستقیم یا غیرمستقیم با برخورد جریان به پایه و جدا شدن جریان از پایه پل در ارتباط است. برخورد جریان به پایه گردابه ثانویه را شکل داده و جدایی جریان از پایه باعث وجود آمدن گردابه‌هایی می‌شود. الگوی جریان در اطراف یک پایه سبب فرسایش بستر رودخانه در اطراف پایه به ویژه در جلو آن می‌شود. پس از برخورد جریان آب به دماغه پل، روی پایه به تناسب سرعت جریان، فشار ایجاد می‌شود و به دلیل توزیع سرعت عمودی جریان که سرعت از بستر رودخانه به طرف سطح آب زیاد می‌شود، فشاردینامیکی بیشتری نیز در ترازهای بالاتر به پایه وارد شده که باعث به وجود آمدن گردان فشار روی پایه از بالا به پایین می‌شود. این گردان فشار باعث ایجاد یک جریان رو به پایین در جلو پایه می‌شود. همچنین در رودخانه، سرعت در سطح آب حداکثر نیست، بلکه حداکثر مقدار آن کمی پایین‌تر از سطح آب به وجود می‌آید. در نتیجه در این قسمت نیز یک توزیع سرعت و به تبع آن توزیع فشار ایجاد می‌شود که باعث حرکت آب رو به بالا شده و در سطح آب در نوک پایه موجی به نام موج کمانی ایجاد می‌شود. هنگام برخورد جریان رودخانه با پایه پل فرآیند آبشستگی اتفاق می‌افتد (شکل ۱) و در اطراف پایه تحت تأثیر عوامل هیدرولیکی، عوامل رسوبی و عوامل هندسه‌ی سازه پل یک حفره آبشستگی ایجاد می‌شود (Bateni et al., 2007).

شکل ۱. برخی از پارامترهای مؤثر بر آبشستگی موضعی در پایه پل (Hassan, 2019)

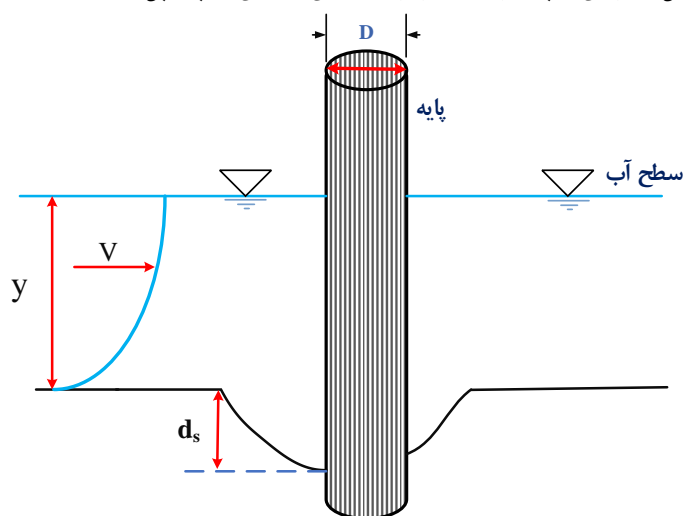


Fig 1. Some Influential Parameters on Local Scour around Bridge Pier

از سال ۱۹۵۰ مطالعات متعددی بر روی آبخستگی پایه‌های پل‌ها انجام شده‌است که بر اساس نتایج آن‌ها روش‌های پیش‌بینی عمق آبخستگی موضعی به‌طور قابل ملاحظه‌ای بهبود یافته است (Sheppard et al., 2014).

متداول‌ترین روش‌های مورد استفاده برای پیش‌بینی عمق آبخستگی تعادلی روش‌هایی از قبیل روش اکلند<sup>۱</sup> (Moreno et al., 2017)، روش HEC-18 (Dey et al., 2008; Arneson et al., 2012; Yorozuya & Ettema, 2015) و روش دپارتمان حمل و نقل فلوریدا<sup>۲</sup> (Sheppard & Renna, 2010) است. روابط متعددی در ارتباط با تخمین عمق آبخستگی موضعی اطراف پایه‌های پل ارائه شده است. برخی از این روابط برای تخمین آبخستگی موضعی در جدول (۱) ارائه شده‌اند.

در سال‌های اخیر با استفاده از روش‌های محاسبات نرم پیش‌بینی عمق آبخستگی انجام شده است. (Najafzadeh et al., 2015) با استفاده از روش شبکه‌های GMDH عمق آبخستگی موضعی پایه پل را در بستری با رسوبات درشت دانه پیش‌بینی کردند. نتایج نشان داد که کارایی و دقت عمل شبکه‌های GMDH نسبت به روابط تجربی مناسب‌تر است. (Mohammadpour 2017) از روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی، درخت M5 و GEP برای محاسبه عمق آبخستگی استفاده کردند.

(Kashefipour & Zahiri, 2018) برای شبیه‌سازی حداکثر عمق چاله آبخستگی اطراف تکیه‌گاه پل از الگوریتم درختی M5 استفاده کردند. نتایج نشان داد که الگوریتم M5 کارایی بالایی در محاسبه عمق آبخستگی دارد. بر اساس نتایج ضریب عمق-طول بیشترین تأثیر بر عمق آبخستگی را دارد. (Ebtehaj et al., 2018) با استفاده از روش ماشین یادگیری نهایی<sup>۳</sup> (ELM) اقدام به پیش‌بینی آبخستگی گروه پایه‌ها پل کردند. آن‌ها نتایج به دست آمده از مرحله ارزیابی این روش را با روش ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) و روش شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) مقایسه کردند. (Majedi Asl & Valizadeh, 2019) برای پیش‌بینی عمق آبخستگی اطراف پایه پل ۱۴۶ سری داده آزمایشگاهی مختلف (در سه نوع شرایط آزمایشگاهی متفاوت) با استفاده از ماشین بردار پشتیبان<sup>۴</sup> مورد تحلیل قرار دادند. ایشان برای پیش‌بینی عمق آبخستگی از دو سناریو بعددار و بی‌بعد استفاده کردند و استفاده از داده‌های ورودی در سناریو دو (حالت با بعد) در پیش‌بینی عمق آبخستگی حول تک پایه قائم برآورد دقیق‌تری نسبت به سناریو اول (حالت بی‌بعد) ارائه داد. (Rady 2020) تخمین عمق آبخستگی از روش‌های ANFIS و GP استفاده کرد. نتایج، برتری مدل GP را نسبت به ANFIS در تخمین عمق آبخستگی نشان داد.

(Jamei & Ahmadianfar, 2020) عملکرد روش برنامه‌ریزی ژنتیکی خطی<sup>۵</sup> (LGP) را با معادلات GP، رگرسیون خطی وزنی محلی<sup>۶</sup> (LWLR)، رگرسیون چند خطی و معادلات تجربی مقایسه کردند. نتایج نشان دهنده برتری روش LGP در عمق آبخستگی پل بود. (Qaderi et al., 2021) توانایی ده مدل داده محور<sup>۷</sup> (DDMs) را در پیش‌بینی عمق آبخستگی پایه‌های پل بررسی کردند. نتایج نشان داد که ANFIS از نظر تمامی معیارهای آماری برتر بود و ANN، GMDH2-SCE، GMDH2-HS، SVM و GEP به ترتیب در رتبه‌های بعدی قرار گرفتند. و در پایان استفاده از DDM ها را به عنوان ابزاری قدرتمند برای پیش‌بینی عمق آبخستگی پایه پل‌ها پیشنهاد گردید.

ترکیب الگوریتم‌های فرا ابتکاری با روش‌های هوش مصنوعی نیز برای محاسبه عمق آبخستگی مورد استفاده محققین قرار گرفته است. (Karkheiran et al., 2021) از روش‌های ANN-PSO و ANN-GA برای پیش‌بینی عمق آبخستگی استفاده کردند. (Rezazadeh et al., 2019) برای تخمین عمق آبخستگی در خاک‌های چسبنده مبتنی بر هوش مصنوعی ارائه کردند. نتایج نشان داد که روش شبکه عصبی مصنوعی و بهینه کردن آن با الگوریتم ژنتیک در تخمین عمق آبخستگی پایه‌های پل در

<sup>1</sup> Auckland

<sup>2</sup> Florida Department Of Transportation

<sup>3</sup> Extreme Learning Machines

<sup>4</sup> Support vector machine (SVM)

<sup>5</sup> linear genetic programming

<sup>6</sup> locally weighted linear regression

<sup>7</sup> Data Driven Models (DDMs)

بسترهای با رسوبات چسبنده در مقایسه با معادلات تجربی عملکرد بسیار بهتری دارد. (Dang et al., 2021) الگوریتم‌های بهینه‌سازی ازدحام ذرات و کرم‌شب‌تاب برای بهینه‌سازی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) را جهت بهبود پیش‌بینی عمق آبخستگی اطراف پایه‌های دایره‌ای پیشنهاد کردند.

جدول ۱. روابط تخمین عمق آبخستگی اطراف پایه‌های پل

Table 1. Scour Depth Estimation Relationships around Bridge Piers

ارائه دهنده	رابطه	توضیحات
(Laursen & Toch, 1956)	$\frac{d_s}{y} = 1.35 \left(\frac{D}{y}\right)^{0.7}$	عمق آبخستگی، $y$ عمق آب بالادست، $D$ عرض پایه
(Arunachalam, 1965)	$\frac{d_s}{y} = 1.95 \left(\frac{D}{y}\right)^{\frac{1}{6}} - 1$	
(Riahi-Madvar et al., 2019)	$\frac{d_s}{D} = 2.42 \left(2 \frac{V}{V_c} - 1\right) \left(\frac{V}{gD}\right)^{\frac{1}{3}}$	عمق آبخستگی، $V$ سرعت متوسط، $D$ عرض پایه، $V_c$ سرعت بحرانی
(Melville & Sutherland, 1988)	$\frac{d_s}{D} = K_1 K_D K_y K_a K_s$	$\begin{cases} K_1 = 2.4 \left  \frac{V - (V_a - V_c)}{V_c} \right  & \frac{V - (V_a - V_c)}{V_c} < 1 \\ K_1 = 2.4 & \frac{V - (V_a - V_c)}{V_c} > 1 \\ K_y = 1 & \frac{y}{D} > 2.6 \\ K_y = 0.78 \left(\frac{y}{D}\right)^{0.225} & \frac{y}{D} < 2.6 \\ K_d = 1 & \frac{D}{d_{50}} > 25 \\ K_d = 0.57 \log \left(2.24 \frac{D}{d_{50}}\right) & \frac{D}{d_{50}} < 25 \end{cases}$
(Johnson, 1992)	$\frac{d_s}{y} = 2.02 \sigma^{-0.98} Fr^{0.21} \left(\frac{D}{y}\right)^{0.98}$	عمق آبخستگی، $y$ عمق آب بالادست، $D$ عرض پایه، عدد فرود $Fr$
(Richardson & Davis, 2001)	$\frac{d_s}{y} = 2.6 \left(\frac{D}{y}\right)^{0.43} Fr^{0.65}$	
HEC-18(Mohamed et al., 2005)	$\frac{d_s}{y} = 2.1 \left(\frac{D}{y}\right)^{0.65} Fr^{0.43}$	
(Azamathulla et al., 2010)	$\frac{d_s}{y} = 1.82 \sigma^{-0.03159} Fr^{0.42} \left(\frac{d_{50}}{y}\right)^{0.042} \left(\frac{D}{y}\right)^{-0.28} \left(\frac{L}{y}\right)^{0.37}$	عمق آبخستگی، $y$ عمق آب بالادست، $D$ عرض پایه، $Fr$ عدد فرود، $\sigma$ درجه‌بندی رسوب
(Sheppard & Renna, 2005)	$d_s = 2.5 f_1 f_2 f_3 k_s D \quad 0.4 \leq \frac{V}{V_c} < 1$ $d_s = f_1 \left[ 2.2 \left(\frac{\frac{V}{V_c} - 1}{\frac{V_p}{V_c} - 1}\right) + 2.5 \left(\frac{\frac{V_p}{V_c} - \frac{V}{V_c}}{\frac{V_p}{V_c} - 1}\right) \right] k_s D \quad 1 \leq \frac{V}{V_c} < \frac{V_p}{V_c}$ $d_s = 2.2 f_1 k_s D \quad \frac{V}{V_c} > \frac{V_p}{V_c}$	$f_1 = \tanh \left[ \frac{y}{k_s D} \right]$ $f_2 = 1 - 1.2 \left( \ln \frac{V}{V_c} \right)^2$ $f_3 = \frac{\frac{k_s D}{d_{50}}}{0.4 \left(\frac{k_s D}{d_{50}}\right)^{1.2} + 10.6 \left(\frac{k_s D}{d_{50}}\right)^{-0.13}}$
(Sharafi et al., 2016)	$\frac{d_s}{y} = 0.28 \sigma^{0.13} Fr^{0.47} \left(\frac{d_{50}}{y}\right)^{-0.1} \left(\frac{D}{y}\right)^{0.44} \left(\frac{L}{y}\right)^{0.23}$	عمق آبخستگی، $y$ عمق آب بالادست، $D$ عرض پایه، $Fr$ عدد فرود، $d_{50}$ اندازه دانه‌هایی که ۵۰٪ مواد بستر از آن ریزترند، $L$ طول پایه
(Gao et al., 1993)	$\frac{d_s}{y} = 0.78 K_s D^{0.6} y d_{50}^{-0.07} \left(\frac{V - V'_c}{V_c(d_{50}) - V'_c}\right)^{\frac{5}{6}}$	عمق آبخستگی، $V$ سرعت متوسط، $D$ عرض پایه، $V_c$ سرعت بحرانی، $d_{50}$ اندازه دانه‌هایی که ۵۰٪ مواد بستر از آن ریزترند

اساس روابط پیش‌بینی عمق آبخستگی در بیشتر تحقیقات قبلی روش‌های هوش مصنوعی و معادلات تجربی است. روش‌های هوش مصنوعی معادله عمق آبخستگی را برای استفاده از آن در شرایط دیگر ارائه نمی‌دهند و روش‌های تجربی معمولاً بر اساس داده‌های آزمایشگاهی و یا تعداد کمی از داده‌ها تعیین شده‌اند، لذا دقت کافی ندارند. بنابراین در این مقاله رابطه عمق آبخستگی موضعی پایه‌های پل بصورت یک مسئله بهینه‌سازی بیان شده‌است. برای حل مسأله بهینه‌سازی از الگوریتم ترکیبی

ازدحام ذرات (PSO) و گرگ خاستری (GWO) استفاده شد و برای محاسبه عمق آبستگي رابطه جدیدی ارائه گردید. از این رابطه در شرایط دیگر نیز می‌توان استفاده کرد، چون داده‌های مورد استفاده در این رابطه از رودخانه‌های مختلفی برداشت شده است. در صورتی که روش‌های هوش مصنوعی معادله عمق آبستگي را برای استفاده از آن در شرایط دیگر ارائه نمی‌دهند و اکثراً بر اساس داده‌های آزمایشگاهی هستند.

## ۲- مواد و روش

### ۲-۱- مجموعه داده‌های مورد استفاده

داده‌های مورد استفاده جهت مدل‌سازی عمق آبستگي موضعی از داده‌های اندازه‌گیری شده توسط پژوهشگران است. این داده‌ها توسط بندیکت و کالدول ارائه شده است (Benedict & Caldwell, 2014). در این مجموعه داده ۵۴۰ داده صحرائی مربوط به اندازه‌گیری عمق آبستگي به همراه مشخصات مواد بستری رودخانه و جریان (هیدرولیکی) وجود دارد. این داده‌ها در سال‌های مختلف (۲۰۰۷-۱۹۰۵) در شرایط مختلف هیدرولیکی رودخانه (در طول رویداد جریان و پس از سیل) اندازه‌گیری شده است. مشخصات آماری داده‌های مختلف هیدرولیکی و بستری در جدول (۲) بیان شده است.

جدول ۲. مشخصات آماری داده‌های مورد استفاده

Table 2. Statistical Specifications of Employed Data

پارامتر	انحراف معیار	میانگین	ماکزیمم	مینم
D (m)	3.2209	2.5072	16.8639	0.3048
L (m)	3.9927	10.6915	27.4320	0.9754
V (m/s)	0.7697	1.3839	4.4806	0.0884
y (m)	3.0917	3.8871	20.0254	0.1524
d <sub>50</sub> (m)	0.0259	0.0183	0.1080	0.000008
σ	2.5973	3.2269	20.3400	1.200
d <sub>s</sub> (m)	0.9693	0.8625	7.8943	0.0610
Fr	0.1774	0.2769	1.1843	0.0269
d/y	2.7223	1.1850	50.2979	0.0723
d <sub>50</sub> /y	0.0241	0.0117	0.2264	0.0000005
L/y	6.3452	5.3992	81.8182	0.5853
d <sub>s</sub> /y	0.2690	0.2914	3.400	0.0227

D عرض پایه، L طول پایه، V سرعت جریان آب، y عمق جریان آب بالادست، d<sub>50</sub> اندازه دانه‌هایی که ۵۰٪ مواد بستر از آن ریزترند، σ انحراف معیار هندسی توزیع ذرات بستر، d<sub>s</sub> عمق آبستگي و Fr عدد فرود جریان.

### ۲-۲- پارامترهای مؤثر بر آبستگي موضعی

پارامترهای مؤثر بر عمق آبستگي شامل ویژگی‌های جریان، رسوب، سیال و هندسه پل است. برای استخراج رابطه ریاضی مربوط به یک پدیده از آنالیز ابعادی پارامترهای مؤثر بر آن پدیده را مورد بررسی قرار می‌دهند. بنابراین اجزای اصلی مؤثر بر عمق آبستگي در شرایط صحرائی را می‌توان به صورت رابطه (۱) بیان کرد:

$$d_s = f(\rho, \mu, \sigma, V, g, y, d_{50}, L, D) \quad (1)$$

در این رابطه  $\rho$  چگالی سیال،  $\mu$  ویسکوزیته دینامیکی سیال،  $\sigma$  انحراف معیار هندسی توزیع ذرات بستر،  $V$  سرعت نزدیک شدن جریان به پایه،  $g$  شتاب ثقل،  $y$  عمق جریان در بالادست پایه،  $d_{50}$  قطری که ۵۰ درصد ذرات بستر از آن ریزترند،  $L$  طول پایه و  $D$  عرض پایه هستند. برای تعیین پارامترهای مؤثر بر عمق آبخستگی از تحلیل ابعادی استفاده می‌شود. با استفاده از تحلیل ابعادی و تئوری  $\pi$  باکینگهام عمق آبخستگی بصورت رابطه (۲) تعریف می‌شود:

$$\frac{d_s}{y} = \text{func} \left( \sigma, Fr, \frac{D}{y}, \frac{d_{50}}{y}, \frac{L}{y} \right) \Rightarrow \quad (2)$$

$$\frac{d_s}{y} = c(\sigma)^{p_1} (Fr)^{p_2} \left( \frac{D}{y} \right)^{p_3} \left( \frac{d_{50}}{y} \right)^{p_4} \left( \frac{L}{y} \right)^{p_5} \quad (3)$$

که در این رابطه  $Fr$  عدد فروداست. حاصل تقسیم عمق آبخستگی بر عمق جریان است که از رابطه (۳) تعیین می‌شود. این رابطه دارای ضریب  $c$  و توان‌های  $p_1, p_2, p_3, p_4, p_5$  است. این پارامترها مجهول‌های مسئله هستند که با استفاده از الگوریتم HPSGWO تعیین می‌شود.

### ۲-۳- بهینه‌سازی مدل ریاضی آبخستگی موضعی

تعریف رابطه ریاضی عمق آبخستگی پایه‌های پل به صورت مدل بهینه‌سازی که شامل تابع هدف، قیود، حداقل و حداکثر مجهول‌های مسأله است، انجام شد. تابع هدف بصورت کمینه‌سازی جذر میانگین خطا بین داده‌های اندازه‌گیری شده و محاسباتی به صورت روابط (۴) و (۵) تعریف می‌شود:

$$OF = \min \left\{ \sqrt{\left[ \frac{\left( \frac{d_s^0}{y} - \frac{d_s^c}{y} \right)^2}{N} \right]} \right\} \Rightarrow \quad (4)$$

$$OF = \min \left\{ \sqrt{\left[ \frac{\left( \frac{d_s^0}{y} - c(\sigma)^{p_1} (Fr)^{p_2} \left( \frac{D}{y} \right)^{p_3} \left( \frac{d_{50}}{y} \right)^{p_4} \left( \frac{L}{y} \right)^{p_5} \right)^2}{N} \right]} \right\} \quad (5)$$

در این رابطه  $\frac{d_s^c}{y}$  نسبت مقادیر عمق آبخستگی موضعی محاسبه شده به عمق جریان  $(y)$  و  $\frac{d_s^0}{y}$  نسبت مقادیر اندازه‌گیری شده عمق آبخستگی به عمق جریان است. برای تعیین متغیرهای تصمیم مدل بهینه‌سازی آبخستگی از الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات و گرگ خاکستری که در زیر به آن‌ها اشاره شده است، استفاده گردید.

### ۲-۴- الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات یک روش هوش گروهی است که توسط ابره‌ارت و کندی در سال ۱۹۹۵ توسعه یافت. الگوریتم PSO یک روش جستجوی ذره مبتنی بر جمعیت است و یک الگوریتم قوی برای بهینه‌سازی است که بر اساس مشاهده رفتارهای ازدحام در برخی از سیستم‌های اکولوژیکی پیشنهاد شد. در الگوریتم PSO هر یک از راه‌حل‌های مسئله به عنوان یک ذره در نظر گرفته می‌شود، این ذرات دارای دو بردار: بردار موقعیت و بردار سرعت هستند و با استفاده از این دو بردار در فضای جستجو به وضعیت تکامل (به‌هنگام) می‌شوند. در طول اجرای الگوریتم بروزرسانی بردارهای موقعیت و سرعت ذره توسط روابط (۸) و (۹) انجام می‌شود.

$$P_{best_i}^t = X_i^* \left| f(X_i^*) = \min_{k=1,2,\dots,t} (\{f(X_i^k)\}) \right., \quad i \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (6)$$

$$g_{best}^t = X_*^t \left| f(X_*^t) = \min_{\substack{i=1,2,\dots,N \\ k=1,2,\dots,t}} (\{f(X_i^k)\}) \right., \quad (7)$$

$$V_i^{t+1} = \omega V_i^t + c_1 r_1 (P_{best_i}^t - X_i^t) + c_2 r_2 (g_{best}^t - X_i^t) \quad (8)$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^{t+1} \quad (9)$$

در این روابط  $i$  نشان دهنده شاخص ذره است،  $t$  عدد تکرار فعلی،  $f$  تابع هدف است که باید کمینه شود (به حداقل می‌رسد)،  $X$  بردار موقعیت، و  $N$  تعداد کل ذرات جمعیت است. معادلات (۸) و (۹)، در هر تکرار فعلی  $t+1$ ، سرعت  $V$  و موقعیت  $X$  هر ذره  $i$  را به‌روز می‌کنند.  $V$  نشان دهنده بردار سرعت است،  $\omega$  وزن اینرسی است که برای متعادل کردن استخراج محلی و اکتشاف سراسری استفاده می‌شود،  $r_1$  و  $r_2$  بردارهای تصادفی هستند که به‌طور یکنواخت در محدوده  $[0, 1]^D$  توزیع شده‌اند. ( $D$  ابعاد فضای جستجو است.)، و  $c_1$  و  $c_2$  که ضرایب شتاب نامیده می‌شوند، ثابت‌های مثبت هستند.

## ۵-۲- الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری

الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری<sup>۸</sup> (GWO) از الگوریتم‌های فراابتکاری است که در سال ۲۰۱۴ توسط میرجلیلی و همکاران ارائه شد (Mirjalili et al., 2014). الگوریتم گرگ خاکستری از سلسله مراتب رهبری و ساز و کار شکار گرگ‌های خاکستری در طبیعت تقلید می‌نماید. تعداد متوسط گرگ‌های هر گله بین پنج تا ۱۲ است. در هر گله چهار رتبه اصلی وجود دارد. گرگ‌های رهبر گروه آلفا ( $\alpha$ )، که می‌توانند مذکر یا مونث باشند این گرگ‌ها برگله مسلط هستند. گرگ‌های بتا ( $\beta$ ) به گرگ‌های آلفا در فرآیند تصمیم‌گیری کمک نموده و همچنین مستعد انتخاب شدن به جای آن‌ها هستند. گرگ‌های دلتا ( $\delta$ ) پایین‌تر از گرگ‌های بتا و شامل گرگ‌های پیر، شکارچی‌ها و گرگ‌های مراقبت‌کننده از نوزادان هستند و گرگ‌های امگا ( $\omega$ ) پایین‌ترین مرتبه در هرم سلسله مراتب هستند که کمترین حق را نسبت به بقیه اعضای گروه دارند. یکی دیگر از رفتارهای اجتماعی جالب گرگ‌های خاکستری شکار گروهی است که در مرحله اول ردیابی، تعقیب و نزدیک شدن به طعمه انجام می‌شود، در مرحله دوم تلاش برای محاصره و خسته کردن طعمه تا زمانی که حرکت آن متوقف شود، مدنظر است و در نهایت حمله به سمت طعمه صورت می‌گیرد. پیاده‌سازی ریاضی محاصره طعمه با استفاده از معادلات ۱۰ تا ۱۴ مدل‌سازی می‌شود.

$$D = |C \times X_p(t) - X(t)| \quad (10)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - A \times D \quad (11)$$

که در این معادلات  $t$  تکرار فعلی الگوریتم،  $A$  و  $C$  بردارهای ضریب،  $X_p$  بردار موقعیت طعمه،  $D$  بردار فاصله گرگ فعلی تا گرگ‌های رهبر و  $X$  بیانگر بردار موقعیت گرگ خاکستری است. بردارهای  $A$  و  $C$  از روابط ۱۲ تا ۱۴ محاسبه می‌شوند:

$$A = |2 \times a \times r_1 - a(t)| \quad (12)$$

$$C = 2 \times r_2 \quad (13)$$

$$a(t) = 2 - \frac{(2 \times t)}{\text{MaxIter}} \quad (14)$$

<sup>8</sup> Grey Wolf Optimizer



ضریب  $a$  به صورت خطی و کاهش‌ی در بازه  $[0,2]$  در مراحل تکرار الگوریتم تغییر می‌کند و  $\Gamma_1$  و  $\Gamma_2$  نیز بردارهای تصادفی در بازه  $[0,1]$  هستند.  $t$  تکرار جاری و  $\text{MaxIter}$  حداکثر تعداد تکرار است.

شکار معمولاً توسط گرگ آلفا ( $\alpha$ ) هدایت می‌شود، البته احتمال شرکت گرگ‌های بتا ( $\beta$ ) و دلتا ( $\delta$ ) نیز در شکار وجود دارد. در فضای جستجو دانشی در مورد موقعیت شکار یا راه‌حل بهینه  $[Xp(t)]$  وجود ندارد. از این رو موقعیت شکار همان موقعیت گرگ آلفا در نظر گرفته می‌شود. برای شبیه‌سازی ریاضی رفتار شکار گرگ‌های خاکستری، فرض می‌شود که گرگ‌های  $\alpha$ ،  $\beta$  و  $\delta$ ، دانش بهتری در مورد موقعیت بالقوه شکار دارند. بنابراین، سه مورد اول از بهترین راه‌حل‌های به دست آمده موجود است و عوامل دیگر جستجو (از جمله امگاها) به منظور به‌روزرسانی موقعیت‌شان، با توجه به موقعیت بهترین عوامل جستجو، ملزم به پیروی از آن‌ها هستند. روابط ۱۵ تا ۱۷ در این زمینه پیشنهاد شده است:

$$\begin{cases} D_\alpha = |C_1 \times X_\alpha - X(t)| \\ D_\beta = |C_2 \times X_\beta - X(t)| \\ D_\delta = |C_3 \times X_\delta - X(t)| \\ X_1 = |X_\alpha - A_1 \times D_\alpha| \\ X_2 = |X_\beta - A_2 \times D_\beta| \\ X_3 = |X_\delta - A_3 \times D_\delta| \\ X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \end{cases} \quad (15)$$

که  $C_1$ ،  $C_2$  و  $C_3$  از رابطه ۱۳ محاسبه می‌شوند. مقادیر  $A_1$ ،  $A_2$  و  $A_3$  از رابطه ۱۲ و مقادیر  $D_\alpha$ ،  $D_\beta$  و  $D_\delta$  از رابطه ۱۵ تعیین می‌شوند (Mirjalili et al., 2014).

#### ۶-۲- هیبرید الگوریتم‌های PSO و GWO (HPSGWO)

الگوریتم ترکیبی PSO-GWO (HPSGWO) بدون تغییر عملکرد کلی الگوریتم‌های PSO و GWO توسعه یافته است. الگوریتم PSO تقریباً در تمام مسائل دنیای واقعی می‌تواند به نتایج موفقیت‌آمیزی دست یابد. با این حال، راه حلی برای کاهش احتمال به دام افتادن الگوریتم PSO در بهینه موضعی لازم است. در این روش، از الگوریتم GWO برای پشتیبانی از الگوریتم PSO برای کاهش احتمال به دام افتادن در بهینه موضعی استفاده می‌شود. الگوریتم PSO برای جلوگیری از مینیمم‌های موضعی، برخی از ذرات را به موقعیت‌های تصادفی با امکان کمتر هدایت می‌کند. این جهت‌ها ممکن است خطراتی داشته باشند که باعث دور شدن از بهینه سراسری شود. توانایی بالای اکتشاف الگوریتم GWO برای جلوگیری از این مشکلات با هدایت برخی از ذرات به موقعیت‌هایی که تا حدی توسط الگوریتم GWO بهبود یافته‌اند به جای هدایت آن‌ها به موقعیت‌های تصادفی استفاده می‌شود. زمان طولانی‌تر برای حل مسأله بهینه‌سازی در مقایسه با روش‌های PSO و GWO با توجه به موفقیت نتایج را می‌توان قابل تحمل دانست (Şenel et al., 2019).

#### ۷-۲- شاخص‌های ارزیابی خطا

برای ارزیابی مدل آبشستگی از شاخص‌های جذرمیانگین خطا (RMSE)، معیار نش-ساتکلیف<sup>۹</sup> (NSE)، شاخص نسبت مربعات خطا به انحراف معیار استاندارد داده‌های اندازه‌گیری<sup>۱۰</sup> (RSR)، ضریب همبستگی (CC) و درصد بایاس (PBIAS)

<sup>۹</sup> Nash-Sutcliffe efficiency

<sup>۱۰</sup> RMSE-observations standard deviation ratio

بصورت روابط ۱۸ تا ۲۲ است. در این روابط PBIAS بهینه برابر صفر و مقدار بهینه NSE و CC برابر یک هستند. مقدار RMSE نیز که بر حسب متر است، هرچه به صفر نزدیکتر باشند بهتر است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (ds_i^o - ds_i^c)^2} \quad (18)$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{t=1}^N (ds_t^o - ds_t^c)^2}{\sum_{t=1}^N (ds_t^o - \overline{ds_t^o})^2} \quad (19)$$

$$RSR = \frac{RMSE}{STDEV_{ds_i^c}} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N (ds_i^o - ds_i^c)^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (ds_i^o - \overline{ds_i^o})^2}} \quad (20)$$

$$CC = \frac{\sum_{t=1}^N [(ds_t^c - \overline{ds_t^c})(ds_t^o - \overline{ds_t^o})]}{\sqrt{\sum_{t=1}^N (ds_t^c - \overline{ds_t^c})^2} \sqrt{\sum_{t=1}^N (ds_t^o - \overline{ds_t^o})^2}} \quad (21)$$

$$PBIAS = \frac{\sum_{i=1}^N (ds_i^o - ds_i^c)}{\sum_{i=1}^N ds_i^o} \times 100 \quad (22)$$

در این روابط  $ds_i^o$  عمق آبشستگی اندازه‌گیری شده،  $ds_i^c$  عمق آبشستگی محاسباتی،  $i$  شماره داده‌ها و  $N$  تعداد داده‌ها،  $\overline{ds_i^o}$  و  $\overline{ds_i^c}$  به ترتیب میانگین عمق‌های آبشستگی اندازه‌گیری شده و محاسبه شده هستند.

### ۳- نتایج و بحث

مدل ریاضی بهینه‌سازی مدل آبشستگی با استفاده از الگوریتم HPSGWO حل شد. برای تدوین مدل آبشستگی و رابطه آن ابتدا الگوریتم HPSGWO در متلب کد شد. در مرحله بعد محاسبات مربوط به عمق آبشستگی بصورت یک تابع در نرم‌افزار متلب تعریف شد. داده‌های ورودی مدل شامل سه گروه است. گروه اول: داده‌های اندازه‌گیری شده عمق آبشستگی، پارامترهای هیدرولیکی جریان، مشخصات پایه پل و مشخصات مواد رسوبی رودخانه است. گروه دوم: پارامترهای تنظیم الگوریتم‌ها است و گروه سوم: حدود متغیرها و تعداد متغیرها است. در قبل به داده‌های گروه اول پرداخته شد. داده‌های گروه دوم و سوم نیز در جدول (۳) ارائه شده است.

برای تعیین رابطه ریاضی عمق آبشستگی با ترکیب ورودی‌های مختلف از اعداد بی‌بعد مؤثر بر عمق آبشستگی مدل‌های مختلفی تعریف شد. مقادیر شاخص‌های اندازه‌گیری خطا RMSE، CC، NSE، RSR برای ارزیابی مدل‌های مختلف در جدول (۴) ارائه شده است. مقادیر آبشستگی اندازه‌گیری شده در مقابل آبشستگی محاسباتی برای مدل‌های SF<sub>1</sub> تا SF<sub>14</sub> در شکل (۲) ترسیم شده است.

نتایج محاسبات برای مدل‌های مختلف SF<sub>1</sub> تا SF<sub>14</sub> مشخص شد. نتایج در جدول (۴) بیان شده است. بر اساس این نتایج مدل SF<sub>2</sub> با پارامترهای ورودی  $\sigma$ ، Fr، D/y و  $ds_{50}/y$  و مدل SF<sub>13</sub> با پارامترهای ورودی Fr، D/y و  $ds_{50}/y$  بر اساس شاخص‌های اندازه‌گیری خطا مدل‌های برتر هستند. مقادیر شاخص‌های اندازه‌گیری خطا RMSE، CC، NSE، RSR و PBIAS برای مدل SF<sub>2</sub> به ترتیب 0.527، 0.7103، 0.7038، 0.544 و 8.508% هستند. همچنین مقادیر شاخص‌های اندازه‌گیری خطا RMSE، CC، NSE، RSR و PBIAS برای مدل SF<sub>13</sub> به ترتیب 0.5205، 0.7291، 0.7339، 0.504 و 7.730% است. بنابراین براساس این شاخص‌ها مدل SF<sub>13</sub> بهترین مدل است. (Kult et al., 2014) در تحقیقات خود بیان کردند در صورتی که مقادیر شاخص  $0.75 < NSE \leq 1$ ،  $0 \leq RSR \leq 0.5$  و  $|PBIAS| < 10\%$  باشد نتایج مدل بسیار خوب است. همچنین ایشان اظهار داشتند در صورتیکه مقادیر شاخص  $0.65 < NSE \leq 0.75$ ،  $0.5 \leq RSR \leq 0.6$  و  $|PBIAS| < 15\%$  باشد نتایج مدل خوب است. بنابراین بر اساس این شاخص‌ها و بر اساس نظرات (Kult et al., 2014) نتایج مدل SF<sub>13</sub> خوب است. شکل (۳) مقادیر آبشستگی اندازه‌گیری شده و محاسباتی بر اساس بهترین مدل آبشستگی (SF<sub>13</sub>) نشان می‌دهد.

معادلات مدل‌های SF<sub>2</sub> و SF<sub>13</sub> که ضریب و توان‌های آن‌ها با استفاده از الگوریتم HPSGWO تعیین شده است به ترتیب بصورت روابط (۲۳) و (۲۴) هستند:

$$\frac{d_s}{y} = 0.3928 \times (\sigma)^{-0.1482} (Fr)^{0.4721} \left(\frac{D}{y}\right)^{0.4083} \left(\frac{d_{50}}{y}\right)^{-0.0983} \quad (23)$$

$$\frac{d_s}{y} = 0.3626 \times (Fr)^{0.5139} \left(\frac{D}{y}\right)^{0.3896} \left(\frac{d_{50}}{y}\right)^{-0.051} \quad (24)$$

جدول ۳. پارمترهای تنظیم الگوریتم HPSGWO و مقادیر کمینه و بیشینه متغیرها

Table 3. HPSGWO algorithm setting parameters and minimum and maximum values of variables

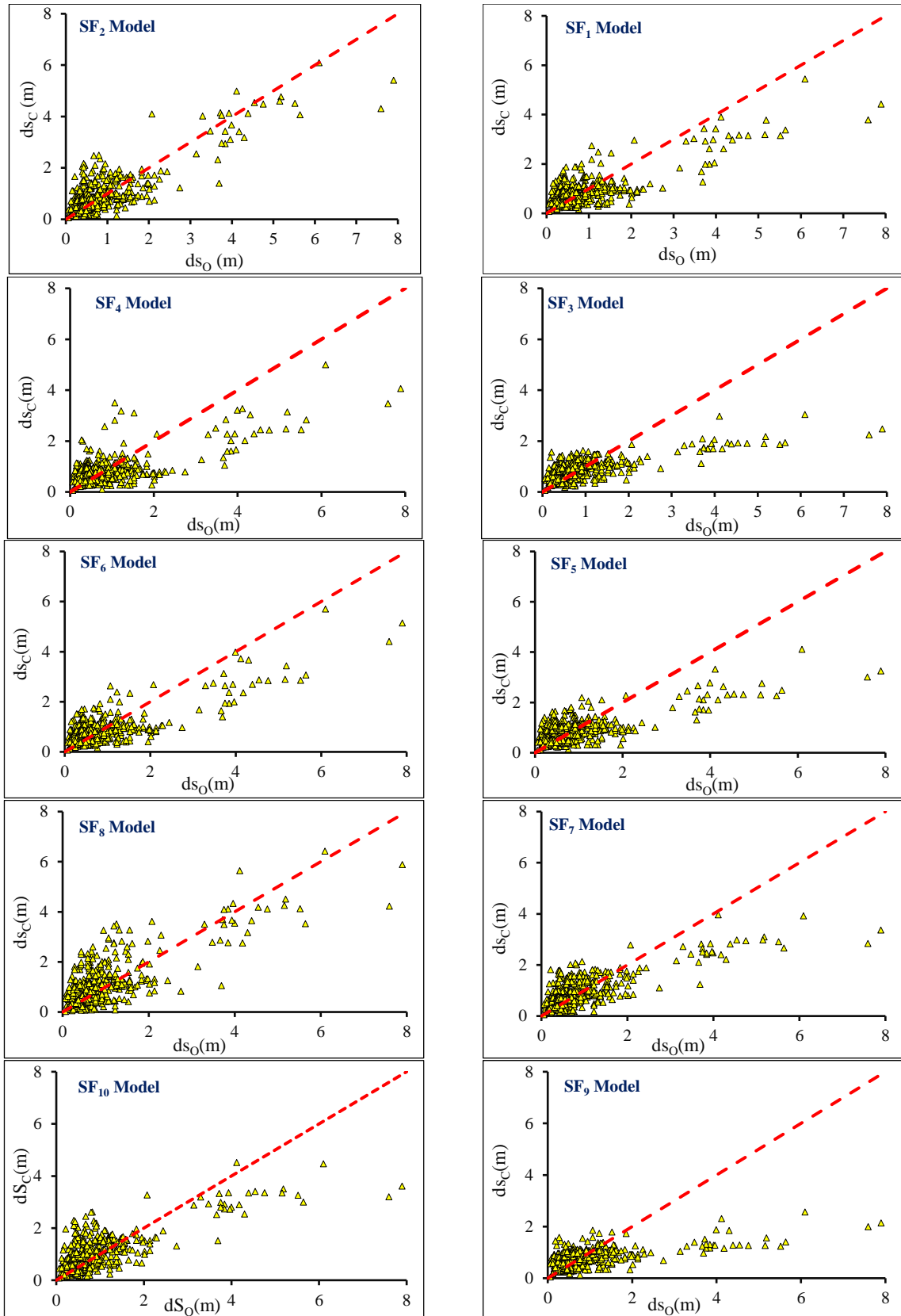
مقدار	پارامتر
۵۰	جمعیت اولیه
۱۰۰۰	تعداد تکرار
بصورت خطی و کاهشی در بازه [۰ تا ۲]	A
۲ و ۲	C <sub>1</sub> , C <sub>2</sub>
۰/۶	W <sub>min</sub>
۰/۹	W <sub>max</sub>
۶	تعداد متغیرها
[-1,1]	حدود متغیرها

جدول ۴. نتایج مدل‌های مختلف آبشستگی

Table 4. Results of Different Scour Models

مدل	ورودی‌های مدل	RMSE(m)	CC	NSE	RSR	PBIAS (%)
SF <sub>1</sub>	$\sigma, Fr, \frac{D}{y}, \frac{d_{50}}{y}, \frac{L}{y}$	0.594	0.6435	0.6241	0.6131	-2.0834
SF <sub>2</sub>	$\sigma, Fr, \frac{D}{y}, \frac{d_{50}}{y}$	<b>0.527</b>	<b>0.7103</b>	<b>0.7038</b>	<b>0.5443</b>	<b>8.508</b>
SF <sub>3</sub>	$\sigma, Fr, \frac{D}{y}, \frac{L}{y}$	0.728	0.5231	0.4343	0.7521	-4.7496
SF <sub>4</sub>	$\sigma, Fr, \frac{d_{50}}{y}, \frac{L}{y}$	0.691	0.5123	0.4911	0.7133	-8.418
SF <sub>5</sub>	$\sigma, \frac{D}{y}, \frac{d_{50}}{y}, \frac{L}{y}$	0.683	0.5468	0.5027	0.7052	-3.8862
SF <sub>6</sub>	$Fr, \frac{D}{y}, \frac{d_{50}}{y}, \frac{L}{y}$	0.590	0.6523	0.6284	0.6096	-2.8789
SF <sub>7</sub>	$\sigma, Fr, \frac{D}{y}$	0.626	0.6068	0.5822	0.6464	4.3190
SF <sub>8</sub>	$\sigma, Fr, \frac{d_{50}}{y}$	0.666	0.5912	0.5266	0.6880	20.6509
SF <sub>9</sub>	$\sigma, Fr, \frac{L}{y}$	0.825	0.3409	0.2748	0.8516	-11.1568
SF <sub>10</sub>	$\sigma, \frac{D}{y}, \frac{d_{50}}{y}$	0.633	0.5831	0.5726	0.6538	11.0561
SF <sub>11</sub>	$\sigma, \frac{D}{y}, \frac{L}{y}$	0.734	0.5119	0.4256	0.7579	-4.9210
SF <sub>12</sub>	$Fr, \frac{D}{y}, \frac{L}{y}$	0.727	0.5287	0.4359	0.7510	-5.0064
SF <sub>13</sub>	$Fr, \frac{D}{y}, \frac{d_{50}}{y}$	<b>0.504</b>	<b>0.7339</b>	<b>0.7291</b>	<b>0.5205</b>	7.7300
SF <sub>14</sub>	$\frac{D}{y}, \frac{d_{50}}{y}, \frac{L}{y}$	0.688	0.5463	0.4946	0.7109	-5.2023

شکل ۲. مقادیر آبهستگی اندازه‌گیری شده در مقابل آبهستگی محاسبه‌شده در مدل‌های SF<sub>1</sub> تا SF<sub>14</sub>



ادامه شکل ۲. مقادیر آبستگي اندازه‌گیری شده در مقابل آبستگي محاسبه‌شده در مدل‌های SF<sub>1</sub> تا SF<sub>14</sub>

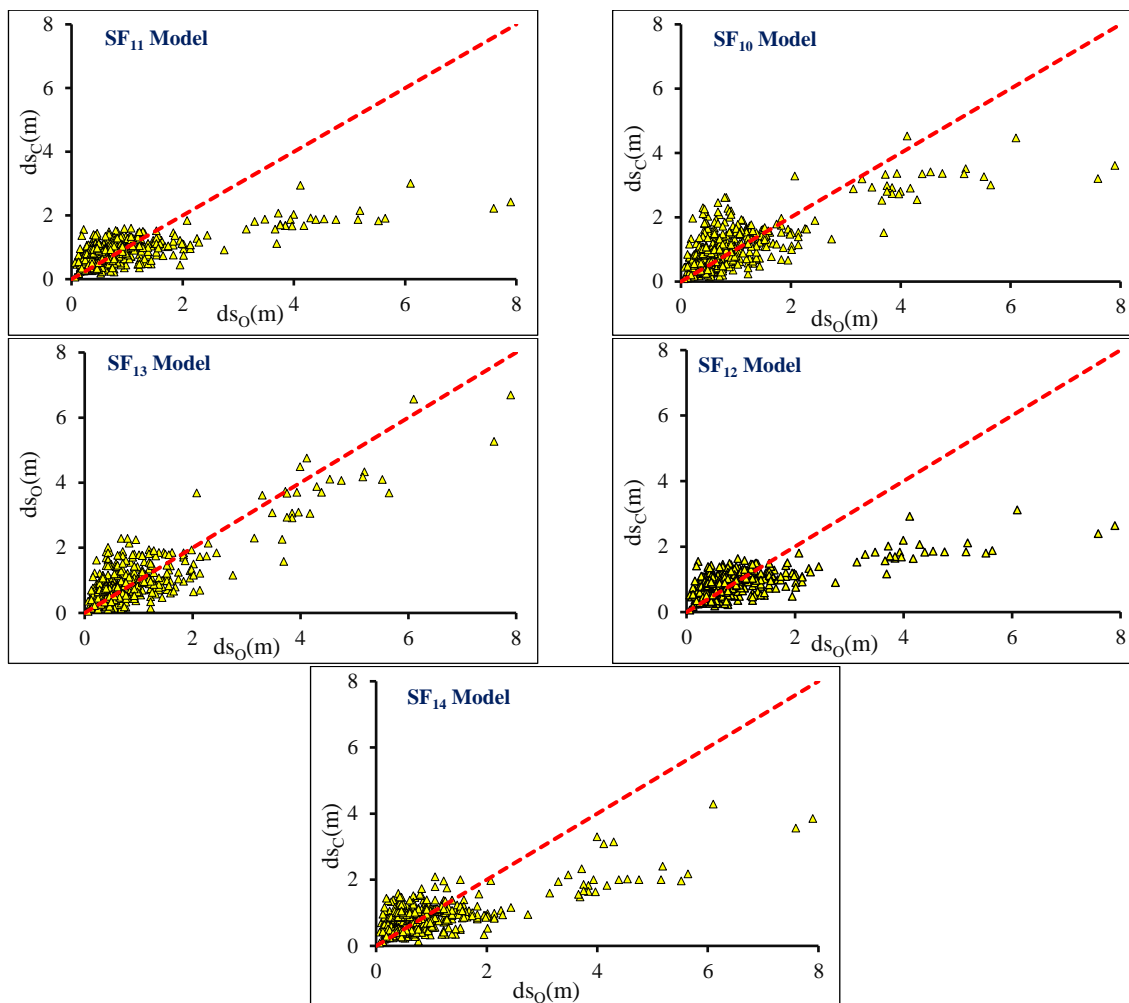


Fig 2. Measured Scour Values Versus Calculated Scour Values in SF<sub>1</sub> to SF<sub>14</sub> models

شکل ۳. مقایسه آبستگي اندازه‌گیری شده و آبستگي محاسبه‌شده برای بهترین مدل

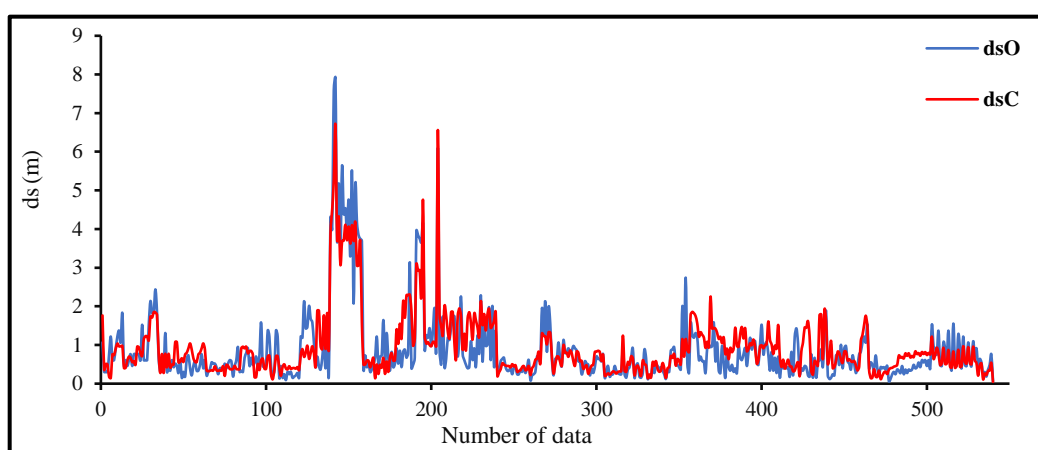


Fig 3. Comparison of Measured Scour and Calculated Scour for the Best Model

برای ارزیابی بیشتر مدل SF<sub>13</sub> با استفاده از برخی روش‌های تجربی در جدول (۱) محاسبه عمق آبستگي انجام شد. نتایج محاسبه را با استفاده از شاخص‌های اندازه‌گیری خطا ارزیابی شد. روابط تجربی مختلف و شاخص‌های ارزیابی در جداول (۵) و (۶) ارائه شده است. بر اساس شاخص‌های اندازه‌گیری خطا نتایج روش (Sharafi et al., 2016) در مقایسه با روش‌های دیگر تجربی مناسب‌تر است. در پایان مدل برتر روش‌های تجربی (Sharafi et al., 2016) با مدل SF<sub>13</sub> در جدول (۵) مقایسه شد. مقایسه دو روش برتری مدل SF<sub>13</sub> را نشان می‌دهد.

جدول ۵. نتایج روابط تجربی برای محاسبه عمق آبستگي

Table 5. Results of Empirical Relationships for Calculating Scour Depth

نام رابطه	رابطه ریاضی	RMSE(m)	CC(m)	NSE	RSR	PBIAS (%)
(Mohamed et al., 2005)-HEC-18	$\frac{d_s}{y} = 2.1 \left(\frac{D}{y}\right)^{0.65} Fr^{0.43}$	2.3189	0.4018	-5.04	2.4579	212.7919
(Richardson & Davis, 2001)	$\frac{d_s}{y} = 2.2 Fr^{0.43} \left(\frac{D}{y}\right)^{0.65}$	2.465	0.4018	-5.83	2.613	227.69
(Azamathulla et al., 2010)	$\frac{d_s}{y} = f(\sigma, Fr, \frac{d_{50}}{y}, \frac{D}{y}, \frac{L}{y})$	2.862	0.3304	-8.205	3.034	204.55
(Sharafi et al., 2016)	$\frac{d_s}{y} = f(\sigma, Fr, \frac{d_{50}}{y}, \frac{D}{y}, \frac{L}{y})$	0.5074	0.7151	0.7107	0.5378	3.5245

جدول ۶. شاخص‌های ارزیابی خطا برای مدل SF<sub>13</sub> و روش (Sharafi et al., 2016)

Table 6. Error Evaluation Indices for Model SF<sub>13</sub> Using Sharafi et al. (2016) Method

مدل	شاخص‌های ارزیابی خطا				
	RMSE(m)	CC	NSE	RSR	PBIAS (%)
(Sharafi et al., 2016)	0.5074	0.7151	0.7107	0.5378	3.5245

#### ۴- نتیجه‌گیری

اکثر روابط تجربی محاسبه عمق آبستگي پایه‌ی پل‌ها بر اساس تعداد کمی از داده‌های آزمایشگاهی توسعه داده شده‌اند. روابط تجربی دارای فرمول‌بندی ساده هستند و با هزینه محاسبه‌ای کمی می‌توان عمق آبستگي را برآورد کرد. بنابراین احتمال برآورد عمق آبستگي با دقت کم توسط این روابط وجود دارد. در این پژوهش تلاش شد، با استفاده از داده‌های وسیع صحرائی رابطه جدیدی برای محاسبه عمق آبستگي ارائه گردد. برای این منظور جذر میانگین خطا بین مقادیر عمق آبستگي اندازه‌گیری شده و محاسبه‌ای بعنوان تابع هدف انتخاب شد و از الگوریتم HPSGWO برای کمینه‌سازی تابع هدف استفاده شد. ضرایب معادله که شکل کلی آن با استفاده از تئوری  $\pi$  باکینگهام و تحلیل ابعادی تعیین شد، با استفاده از الگوریتم HPSGWO بدست آمد. بر اساس پارامترهای بی‌بعد مؤثر بر عمق آبستگي روابط مختلفی برای محاسبه عمق آبستگي بر اساس داده‌های وسیع صحرائی بدست آمد. بهترین رابطه بدست آمده با برخی از روش‌های تجربی محاسبه عمق آبستگي مقایسه شد و نتایج با استفاده از شاخص‌های اندازه‌گیری خطا نشان داد که روش محاسبه عمق آبستگي در این مطالعه تخمین دقیق‌تری از عمق آبستگي ارائه می‌دهد. شاخص‌های RMSE، RSR، NSE، PBIAS و CC برای این مدل (SF<sub>13</sub>) به ترتیب برابر 0.504 m، 0.52، 0.73 و 7.7% و 0.734 است. همین شاخص‌ها برای روش تجربی (Sharafi et al., 2016) به ترتیب برابر با 0.507 m، 0.54، 0.711 و 3.5% و 0.715 است. این نتایج نشان می‌دهد معادله ارائه شده در این مقاله برای

محاسبه عمق آبخستگی مناسب و نسبت به روش‌های تجربی ارائه شده قابل اعتمادتر است. از مهمترین مزایای این تحقیق استفاده از مجموعه داده‌های وسیع صحرایی برای محاسبه عمق آبخستگی و استفاده از الگوریتم HPSGWO است. نتایج این پژوهش به صورت خلاصه در زیر بیان می‌شود.

- معادله بدست آمده برای بررسی‌های عمق آبخستگی صحرایی با در نظر گرفتن شاخص‌های اندازه‌گیری خطا از معادلات موجود بهتر عمل می‌کند.
- مؤثرترین پارامترها بر اساس داده‌های صحرایی عبارتند از عدد فرود، نسبت عرض پایه به عمق جریان، اندازه متوسط دانه‌های بستر به عمق جریان و همچنین دانه‌بندی رسوب به عنوان مؤثرترین پارامترها برای فرآیند عمق آبخستگی تشخیص داده شد.
- رابطه عمق آبخستگی با عدد فرود و نسبت عرض پایه به عمق جریان نسبت مستقیم و با شاخص دانه‌بندی رسوب، اندازه متوسط ذرات به عمق آبخستگی نسبت معکوس دارد.

#### ۵- تضاد منافع نویسندگان

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

#### ۶- مراجع

- Annandale, G. (1995). Erodibility. *Journal of hydraulic research*, 33(4), 471-494. <https://doi.org/10.1080/00221689509498656>
- Arneson, L., Zevenbergen, L., Lagasse, P., & Clopper, P. (2012). Evaluating scour at bridges (HEC-18). *Technical Rep. No. FHWA (Federal Highway Administration) HIF-12-003, Washington, DC.*
- Arunachalam, K. (1965). Scour around bridge piers. *Journal of the Indian Roads Congres.* 29(2), 189-207.
- Azamathulla, H. M., Ghani, A. A., Zakaria, N. A., & Guven, A. (2010). Genetic programming to predict bridge pier scour. *Journal of Hydraulic Engineering*, 136(3), 16. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HY.1943-7900.0000133](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HY.1943-7900.0000133)
- Batani, S. M., Borghei, S., & Jeng, D. S. (2007). Neural network and neuro-fuzzy assessments for scour depth around bridge piers. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 20(3), 401-414. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2006.06.012>
- Benedict, S. T., & Caldwell, A. W. (2014). A pier-scour database: 2,427 field and laboratory measurements of pier scour. *US Geological Survey Data Series*, 845. <https://doi.org/10.3133/ds845>
- Boothroyd, R. J., Williams, R. D., Hoey, T. B., Tolentino, P. L., & Yang, X. (2021). National-scale assessment of decadal river migration at critical bridge infrastructure in the Philippines. *Science of the Total Environment*, 768, 144460. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.144460>
- Carnacina, I., Pagliara, S., & Leonardi, N. (2019). Bridge pier scour under pressure flow conditions. *River Research and Applications*, 35(7), 844-854. <https://doi.org/10.1002/rra.3451>
- Dang, N. M., Tran Anh, D., & Dang, T. D. (2021). ANN optimized by PSO and Firefly algorithms for predicting scour depths around bridge piers. *Engineering with Computers*, 37(1), 293-303. <https://doi.org/10.1007/s00366-019-00824-y>
- Dey, S., Chiew, Y. M., & Kadam, M. S. (2008). Local scour and riprap stability at an abutment in a degrading bed. *Journal of Hydraulic Engineering*, 134(10), 1496-1502.
- Ebtehaj, I., Bonakdari, H., Moradi, F., Gharabaghi, B., & Khozani, Z. S. (2018). An integrated framework of extreme learning machines for predicting scour at pile groups in clear water condition. *Coastal Engineering*, 135, 1-15. <https://doi.org/10.1016/j.coastaleng.2018.10.00>
- Gao, D., Posada, G., & Nordin, C. F. (1993). Pier scour equations used in China. *Hydraulic engineering*, ASCE, 1031-1036.

- Hassan, W. H. (2019). Application of a genetic algorithm for the optimization of a location and inclination angle of a cut-off wall for anisotropic foundations under hydraulic structures. *Geotechnical and Geological Engineering*, 37(2), 883-895. <https://doi.org/10.1007/s10706-018-0658-9>
- Jamei, M., & Ahmadianfar, I. (2020). Prediction of scour depth at piers with debris accumulation effects using linear genetic programming. *Marine Georesources & Geotechnology*, 38(4), 468-479. <https://doi.org/10.1080/1064119X.2019.1595793>
- Johnson, P. A. (1992). Reliability-based pier scour engineering. *Journal of Hydraulic engineering*, 118(10), 1344-1358. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9429\(1992\)118:10\(1344\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9429(1992)118:10(1344))
- Karkheiran, S., Kabiri-Samani, A., Zekri, M., & Azamathulla, H. M. (2021). Scour at bridge piers in uniform and armored beds under steady and unsteady flow conditions using ANN-APSO and ANN-GA algorithms. *ISH Journal of Hydraulic Engineering*, 27(sup1), 220-228. <https://doi.org/10.1080/09715010.2019.1617796>
- Keshavarzi, A., Melville, B., & Ball, J. (2014). Three-dimensional analysis of coherent turbulent flow structure around a single circular bridge pier. *Environmental Fluid Mechanics*, 14(4), 821-847. <https://doi.org/10.1007/s10652-013-9332-1>
- Kult, J., Choi, W., & Choi, J. (2014). Sensitivity of the Snowmelt Runoff Model to snow covered area and temperature inputs. *Applied Geography*, 55, 38-3. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2014.08.011>
- Laursen, E. M., & Toch, A. (1956). *Scour around bridge piers and abutments* (Vol. 4). Iowa Highway Research Board Ames, IA.
- Link, O., García, M., Pizarro, A., Alcayaga, H., & Palma, S. (2020). Local scour and sediment deposition at bridge piers during floods. *Journal of Hydraulic Engineering*, 146(3), 04020003. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HY.1943-7900.0001696](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HY.1943-7900.0001696)
- Maddison, B. (2012). Scour failure of bridges. *Proceedings of the Institution of Civil Engineers-Forensic Engineering*, 165(1), 39-52. <https://doi.org/10.1680/feng.2012.165.1.39>
- Majedi Asl, M., & Valizadeh, S. (2019). Application of SVM Algorithm in Predicting Vertical Pier Scour Depth [Research]. *Journal of Water and Soil Science*, 23(4), 165-181. <https://doi.org/10.47176/jwss.23.4.37872>
- Melville, B., & Sutherland, A. (1988). Design method for local scour at bridge piers. *Journal of Hydraulic Engineering*, 114(10), 1210-1226. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9429\(1988\)114:10\(1210\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9429(1988)114:10(1210))
- Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., & Lewis, A. (2014). Grey wolf optimizer. *Advances in engineering software*, 69, 46-61. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007>
- Mohamed, T. A., Noor, M., Ghazali, A. H., & Huat, B. (2005). Validation of some bridge pier scour formulae using field and laboratory data. *American Journal of Environmental Sciences*, 1(2), 119-125. <https://doi.org/10.3844/ajessp.2005.119.125>
- Mohammadpour, R. (2017). Prediction of local scour around complex piers using GEP and M5-Tree. *Arabian Journal of Geosciences*, 10(18), 1-11. <https://doi.org/10.1007/s12517-017-3203-x>
- Moreno, M., Maia, R., Couto, L., & Cardoso, A. H. (2017). Subtraction approach to experimentally assess the contribution of the complex pier components to the local scour depth. *Journal of Hydraulic Engineering*, 143(4), 06016030
- Najafzadeh, M., Barani, G.-A., & Hessami-Kermani, M.-R. (2015). Evaluation of GMDH networks for prediction of local scour depth at bridge abutments in coarse sediments with thinly armored beds. *Ocean Engineering*, 104, 387-396. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2015.05.016>
- Qaderi, K., Javadi, F., Madadi, M. R., & Ahmadi, M. M. (2021). A comparative study of solo and hybrid data driven models for predicting bridge pier scour depth. *Marine Georesources & Geotechnology*, 39(5), 589-599. <https://doi.org/10.1080/1064119X.2020.1735589>
- Rady, R. A. E.-H. (2020). Prediction of local scour around bridge piers: artificial-intelligence-based modeling versus conventional regression methods. *Applied Water Science*, 10(2), 1-11. <https://doi.org/10.1007/s13201-020-1140-4>
- Rezazadeh, r., barani, g., & naseri, a. (2019). Application of Artificial Neural Networks in Estimation of Scour Depth around the Bridge Pier with Sticky Sediments. *Journal of Hydraulics*, 14(1), 141-149. <https://doi.org/10.30482/jhyd.2019.139956.1307>
- Riahi-Madvar, H., Dehghani, M., Seifi, A., Salwana, E., Shamshirband, S., Mosavi, A., & Chau, K.w. (2019).



- Comparative analysis of soft computing techniques RBF ,MLP, and ANFIS with MLR and MNLR for predicting grade-control scour hole geometry. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, 13(1), 529-550. <https://doi.org/10.1080/19942060.2019.1618396>
- Richardson, E., & Davis, S. (2001). Evaluating scour at bridges: Hydraulic engineering circular No. 18. *Rep. FHwA NHI*, 01-001.
- Şenel, F. A., Gökçe, F., Yüksel, A. S., & Yiğit, T. (2019). A novel hybrid PSO–GWO algorithm for optimization problems. *Engineering with Computers*, 35(4), 1359-1373. <https://doi.org/10.1007/s00366-018-0668-5>
- Sharafi, H., Ebtehaj, I., Bonakdari, H., & Zaji, A. H. (2016). Design of a support vector machine with different kernel functions to predict scour depth around bridge piers. *Natural Hazards*, 84, 2145-2162. <https://doi.org/10.1007/s11069-016-2540-5>
- Sheppard, D., Melville, B., & Demir, H. (2014). Evaluation of existing equations for local scour at bridge piers. *Journal of Hydraulic Engineering*, 140(1), 14-23. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HY.1943-7900.0000800](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HY.1943-7900.0000800)
- Sheppard, D., & Renna, R. (2005). Bridge scour manual. florida department of transportation. 605 Suwannee Street. Tallahassee. Florida.
- Sheppard, D., & Renna, R. (2010). Bridge scour manual .605 Suwannee Street. Tallahassee, FL, 32399-30450.
- Wardhana, K., & Hadipriono, F. C. (2003). Analysis of recent bridge failures in the United States. *Journal of performance of constructed facilities*, 17(3), 144-150. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0887-3828\(2003\)17:3\(144\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0887-3828(2003)17:3(144))
- Yorozuya, A., & Ettema, R. (2015). Three abutment scour conditions at bridge waterways. *Journal of Hydraulic Engineering*, 141(12), 04015028. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HY.1943-7900.0001053](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HY.1943-7900.0001053)
- Zahiri, J., & Kashefipour, S. M. (2018). Predicting maximum scour depth around bridge abutment using M5 model. *Irrigation Sciences and Engineering*, 41(1), 1-16. <https://doi.org/10.22055/jise.2018.13543>

## Extended abstract

### Introduction

Bridge pier foundations are costly to construct, and local scour around them can lead to instability and, if not properly addressed, eventual structural failure. Therefore, a detailed study to understand this phenomenon and the factors influencing it is essential. This research proposes an equation to estimate local scour depth around bridge piers based on an extensive dataset of field measurements. An optimization model was defined, and its decision variables were estimated using a hybrid metaheuristic algorithm combining Grey Wolf Optimizer (GWO) and Particle Swarm Optimization (PSO) (HPSGWO). Various equations were evaluated, and the best-performing model was selected based on error metrics such as RMSE, RSR, NSE, PBIAS, and CC. The results indicate that the proposed equation is reliable and outperforms existing empirical methods. The equation shows that scour depth is directly proportional to the Froude number and the ratio of pier width to flow depth, and inversely proportional to the ratio of median sediment size to flow depth.

### Materials and Method

The study utilized a dataset of 540 field measurements of local scour depth around bridge piers, collected under various hydraulic and sediment conditions. The dataset included parameters such as pier width, flow velocity, flow depth, sediment size, and Froude number. An optimization model was formulated to minimize the root mean square error (RMSE) between observed and calculated scour depths. The hybrid HPSGWO algorithm was employed to solve the optimization problem, combining the exploration capabilities of GWO with the exploitation strengths of PSO. The model was evaluated using error metrics, including RMSE, RSR, NSE, PBIAS, and CC, to ensure accuracy and reliability.

### Results and Discussion

The results demonstrated that the proposed equation, derived using the HPSGWO algorithm, provided accurate estimates of local scour depth. The best-performing model (SF13) achieved an RMSE of 0.504 m, an NSE of 0.729, and a CC of 0.734, indicating a strong correlation between observed and predicted values. The model showed that scour depth increases with the Froude number and the ratio of pier width to flow depth, while it decreases with the ratio of median sediment size to flow depth. The proposed equation outperformed existing empirical methods, such as those by Sharafi et al. (2016), which achieved an RMSE of 0.507 m and an NSE of 0.711. The study highlights the importance of considering sediment characteristics and flow conditions in scour depth estimation.

### Conclusion

This research presents a reliable equation for estimating local scour depth around bridge piers, derived from a comprehensive field dataset and optimized using the HPSGWO algorithm. The proposed model outperforms existing empirical methods, providing more accurate and robust predictions. The results underscore the significance of incorporating sediment size and flow parameters in scour depth calculations. The equation can be used as a practical tool for engineers and researchers to assess scour risk and design more stable bridge foundations. Future studies could explore the application of this approach to other hydraulic structures and under varying flow conditions to further validate its effectiveness.