

## تخمین میزان عمق آبشستگی پایه پل با استفاده از سیستم استنتاجی عصبی - فازی تطبیقی بهینه‌سازی شده با الگوریتم رقابت استعماری

یوسف حسن‌زاده<sup>۱</sup>، محمدتقی اعلمی<sup>۲</sup>، نازیلا کاردان<sup>۳</sup>، امین جعفری باویل علیایی<sup>۴\*</sup>

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۱۱/۱۶ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۲/۴

### چکیده

تعیین عمق آبشستگی پایه پل در هنگام وقوع سیلاب یکی از پارامترهای اصلی در طراحی شالوده پایه پل‌ها می‌باشد که از دیرباز مورد توجه پژوهشگران مختلف جهت ارایه روش‌های دقیق برای محاسبه آن بوده است. با این وجود، روابط تجربی مورد استفاده به علت پیچیدگی زیاد و پارامترهای متعدد دخیل در این پدیده از دقت و کارایی کافی برخوردار نبوده و امکان طراحی اقتصادی و فنی بر اساس نتایج آن‌ها مقدور نیست. بدین منظور در این پژوهش با استفاده از سیستم استنتاجی عصبی - فازی تطبیقی و بهینه‌سازی آن با استفاده از الگوریتم رقابت استعماری یک مدل جهت تخمین عمق آبشستگی پایه پل ارایه شده است. مقایسه نتایج مدل پیشنهادی حاضر با نتایج مدل مینا بر اساس ضریب تعیین بدست آمده نشان داد که دقت و کارایی مدل مینا با بهینه‌سازی‌های صورت گرفته به مقدار ۵۱ درصد افزایش یافته است. هم‌چنین مقایسه نتایج مدل پیشنهادی با نتایج روابط تجربی با استفاده از خطای جذر میانگین مربعات نشان داد مدل پیشنهادی نسبت به روابط مذکور نتایج بهتری را کسب کرده است. به عنوان مثال میزان خطای جذر میانگین مربعات در مقایسه با رابطه فروهلیچ که بهترین عملکرد را در بین روابط تجربی دارد، ۱۷ درصد کم‌تر شده است.

**واژه‌های کلیدی:** آبشستگی، الگوریتم رقابت استعماری، پایه پل، سیستم استنتاجی عصبی - فازی تطبیقی، روابط تجربی

آمده‌اند (Sheppard et al., 2013).

### مقدمه

مولرو همکاران با بررسی ۲۲ رابطه تجربی نشان دادند که عمق آبشستگی حاصل از فرمول‌های تجربی در برخی از مواقع چندین برابر بیش‌تر از مقادیر واقعی می‌باشد (Mueller and Wagner., 2005). شپرد و همکاران با مطالعه ۲۳ رابطه تجربی پیش‌بینی عمق آبشستگی پایه پل به این نتیجه رسیدند که با گذشت زمان کارایی مدل‌های جدیدتر افزایش یافته است، به صورتی که تعدادی از مدل‌های ابتدایی حتی مقادیر منفی برای آبشستگی تخمین می‌زنند (Sheppard et al., 2013). کیو و همکاران با بررسی ۳ نوع رابطه 65-1R و 65-2 و HEC-18 و Melville با استفاده از ۱۲۶ داده آزمایشگاهی و ۴۰۸ داده واقعی اندازه‌گیری شده به این نتیجه رسیدند که روابط چینی 65-1R و 65-2 برای داده‌های آزمایشگاهی مقادیر بسیار کم‌تری را پیش‌بینی می‌کند، در حالی که برای داده‌های واقعی از دقت بهتری برخوردار است. روابط HEC-18 و Melville در داده‌های آزمایشگاهی نتایج نزدیکی به مقادیر اندازه‌گیری شده ارایه کردند، در حالی که برای داده‌های واقعی به صورت چشم‌گیری مقادیر بدست آمده محافظه کارانه بوده و خیلی بیش‌تر از عمق آبشستگی اندازه‌گیری شده است (Qi et al., 2016). بنابراین با نظر به ماهیت محافظه کارانه این روابط، طراحی اقتصادی پل‌ها بر اساس این روابط سخت بوده و نیاز به ارایه روش‌های جدید احساس می‌گردد. با توجه

آبشستگی پایه و تکیه‌گاه پل در مسیر رودخانه‌ها به عنوان پدیده‌ای بسیار پیچیده و از علت‌های اصلی تخریب اکثر پل‌ها شناخته می‌شود (Chiew., 1992; Clopper et al., 2007; Lu et al., 2008). با توجه به تخریب پل‌های متعدد در اثر آبشستگی، نیاز به محافظت پل‌ها در برابر این پدیده کاملاً محسوس می‌باشد، بنابراین با درک بهتر پدیده آبشستگی و ارایه روش‌های تخمین کارآمدتر در این زمینه می‌توان آبشستگی در اطراف پایه پل‌ها را به شیوه اقتصادی کنترل نمود. طبق تحقیقات پژوهشگران متعدد، راهکارهای مختلفی جهت تخمین عمق آبشستگی پایه پل‌ها ارایه گردیده است که اغلب آن‌ها بر مبنای نتایج آزمایشگاهی و روابط تجربی مستخرج از داده‌های آزمایشگاهی بوده و با پارامترهای محدود بدست

۱- استاد دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز

۲- استاد دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز

۳- استادیار گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شهید مدنی آذربایجان

۴- دانشجوی دکتری سازه‌های هیدرولیکی دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز

\* - نویسنده مسئول: (Email: Amin.Jafari@tabrizu.ac.ir)

بهینه‌سازی روش شبکه عصبی، کارایی این روش در پیش‌بینی بیشینه عمق آبشستگی بهبود یابد. در پژوهش حاضر تخمین عمق آبشستگی پایه پل بر اساس روش ترکیبی جدید می‌باشد که از ترکیب سیستم استنتاجی عصبی فازی<sup>۲</sup> با الگوریتم رقابت استعماری تشکیل شده است. مدل جدید با استفاده از الگوریتم رقابت استعماری، پارامترهای سیستم استنتاجی عصبی- فازی را بهینه‌سازی نموده و دقت آن را افزایش می‌دهد. به‌منظور توسعه مدل، از مجموعه داده‌های اداره مدیریت بزرگراه‌های آمریکا<sup>۳</sup> برای آموزش و اعتبارسنجی مدل استفاده شد. کارایی این روش با معیارهای مرسوم ارزیابی، بررسی و با نتایج روابط تجربی موجود در ادبیات فنی مقایسه گردید.

### مواد و روش‌ها

با وجود کارایی بیشتر روش‌های مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی<sup>۴</sup> نسبت به روابط تجربی موجود، همچنان می‌توان با بهینه‌سازی این روش‌ها به نتایج مطلوب‌تری دست یافت. سیستم استنتاجی عصبی- فازی که در این پژوهش به‌عنوان روش مبنا در نظر گرفته شده است، از ترکیب شبکه عصبی و سیستم فازی تشکیل شده و می‌توان آن را به‌عنوان جایگزینی مناسب برای سایر روش‌های مبتنی بر شبکه عصبی در نظر گرفت. برای بهینه‌سازی مدل فوق از الگوریتم رقابت استعماری بهره گرفته شده است. الگوریتم رقابت استعماری از روش‌های جدید در حوزه بهینه‌سازی بوده که از فرآیند تکامل اجتماعی و سیاسی جوامع بشری الگوبرداری شده است (Atashpaz-Gargari and Lucas., 2007). عملکرد این الگوریتم همانند سایر روش‌های مطرح در این زمینه نظیر الگوریتم ژنتیک، روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات و الگوریتم کلونی مورچه‌ها، بر مبنای مجموعه‌ی اولیه‌ای از پاسخ‌ها تشکیل یافته و طی روندی نتایج بهبود یافته و سرانجام بهترین پاسخ که در این الگوریتم کشور مطلوب است مشخص می‌گردد.

### شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی شامل روش‌های محاسباتی و تکنیک‌های یادگیری بر اساس داده‌های ورودی و خروجی با روابط پیچیده است که در حالت عادی مدل‌سازی ریاضی آن‌ها با روش‌های سنتی مشکل و در اکثر موارد غیرممکن است. یکی از توانایی‌های مهم این روش قابلیت یادگیری آن از داده‌های قبلی و تعمیم آن به سایر مسائل و همچنین قابلیت به‌روزرسانی آن می‌باشد. در این روش ابتدا با استفاده از داده‌های ورودی، مدل سعی در یادگیری روابط بین داده‌ها نموده و

به هزینه زیاد مدل‌سازی فیزیکی و محدودیت‌های آزمایشگاهی آن و همچنین به علت دقت نه چندان زیاد روابط تجربی که معمولاً از ضریب اطمینان خیلی بالایی برخوردار هستند، روش‌های هوش مصنوعی را می‌توان به‌عنوان جایگزین مناسبی برای روش‌های مذکور مطرح کرد (Bateni et al., 2007). این روش‌ها بر اساس بانک اطلاعات موجود و استفاده از روش‌های داده‌کاوی<sup>۱</sup>، نتایج را پیش‌بینی می‌نمایند.

مطالعات متعددی بر اساس روش‌های اشاره شده برای تخمین بیشینه عمق آبشستگی پیرامون پایه پل انجام شده است. باتنی و همکاران عمق آبشستگی پایه پل را با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی و شبکه عصبی مدل‌سازی کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که شبکه عصبی توسعه یافته، عمق آبشستگی را بهتر از روابط موجود پیش‌بینی می‌کند (Bateni et al., 2007). فرات و همکاران با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی، عمق آبشستگی پایه پل را با استفاده از روش شبکه عصبی مدل نموده و به این نتیجه رسیدند که نتایج بدست آمده با نتایج آزمایشگاهی تطابق خوبی دارند (Firat and Gungor., 2009). کرمانی و همکاران با استفاده از روش الگوریتم پس انتشار خطا و شبکه عصبی پایه شعاعی، عمق آبشستگی را در گروه پایه پیش‌بینی کردند. نتایج نشان داد این روش‌ها از دقت کافی برای تخمین عمق آبشستگی اطراف پایه پل برخوردار هستند (Zounemat-Kermani et al., 2009). پالو همکاران نشان دادند که روش‌های شبکه عصبی و رگرسیون بردار پشتیبان نتایج بهتری در مقایسه با روابط تجربی دارند (Pal et al., 2011). روشنگر و همکاران با استفاده از شبکه عصبی پیش‌خور، شعاع مبنا، رگرسیون تعمیمی، و شبکه فازی عصبی، عمق آبشستگی اطراف پایه پل را پیش‌بینی نموده و نشان دادند سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی به‌صورت نسبی از دقت خوبی برخوردار است (روشنگر و همکاران، ۱۳۹۱). چنگ و همکاران با استفاده از شبکه عصبی مبتنی بر تابع شعاعی، آبشستگی پایه پل را محاسبه نموده و نشان دادند که این روش در مقایسه با روابط تجربی موجود کارایی بهتری داشته و به خوبی عمق آبشستگی را پیش‌بینی می‌کند (Cheng et al., 2014). آکب و همکاران در تحقیقات خود برتری روش سیستم استنتاجی عصبی فازی به روش رگرسیون خطی، در پیش‌بینی عمق آبشستگی پایه پل را نشان دادند (Akib et al., 2014). سیدیان و همکاران (۱۳۹۵) با ترکیب مدل‌های روش ترکیبی میانگین، رگرسیون خطی و ماشین بردار پشتیبان، ۵ رابطه تخمین عمق آبشستگی را که خطای کم‌تری داشتند، ترکیب کرده و باعث بهبود نتایج مدل‌های مذکور شدند.

با توجه به کاربرد گسترده روش‌های مبتنی بر شبکه عصبی جهت مدل‌سازی عمق آبشستگی، در این پژوهش سعی گردیده است با

2- Adaptive Neuro-fuzzy inference system (ANFIS)

3- Federal Highway Administration (FHWA)

4- Artificial Neural Network

1- Data Mining

$$\omega_i = \sigma_{A_i(x)} \times \sigma_{B_i(x)}, i = 1, 2 \quad (6)$$

در لایه سوم شدت برانگیختگی هر قاعده بر اساس رابطه ۷ محاسبه می‌گردد.

$$\bar{\omega} = \frac{\omega_i}{\omega_1 + \omega_2} \quad (7)$$

در لایه چهارم مجموع قواعد فازی به صورت رابطه ۸ محاسبه می‌شود.

$$\bar{\omega}_i f_i = \bar{\omega}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (8)$$

در لایه پنجم تمام خروجی‌های لایه چهارم با همدیگر جمع می‌شوند (رابطه ۹).

$$\sum_i \bar{\omega}_i f_i = \frac{\sum_i \omega_i f_i}{\sum_i \omega_i} \quad (9)$$

### الگوریتم رقابت استعماری

این الگوریتم که برای اولین بار توسط آتش‌پز و لوکاس ارایه گردید، بر پایه فرایند تکامل اجتماعی و سیاسی کشورها بنا شده است (Atashpaz-Gargari and Lucas., 2007). در این روش همانند سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی، در ابتدا مجموعه‌ای از پاسخ‌های محتمل به صورت تصادفی در نظر گرفته می‌شود که در این الگوریتم به آن‌ها کشور اطلاق می‌گردد. کشور معادل کروموزوم در الگوریتم ژنتیک و ذره در روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات می‌باشد. پایه‌های اصلی این الگوریتم را سیاست همسان‌سازی<sup>۱</sup>، رقابت استعماری<sup>۲</sup> و انقلاب<sup>۳</sup> تشکیل می‌دهند. این الگوریتم با الهام از روند تکامل اجتماعی، اقتصادی و سیاسی کشورها و با مدل‌سازی ریاضی آن، عملگرهایی را در قالب منظم به صورت الگوریتم ارایه می‌دهد که می‌توانند به حل مسائل پیچیده بهینه‌سازی کمک کنند. در واقع این الگوریتم جواب‌های مسئله بهینه‌سازی را در قالب کشورها نگریسته و سعی می‌کند در طی فرآیندی تکرار شونده این جواب‌ها را رفته رفته بهبود داده و در نهایت به جواب بهینه مساله برساند. در این الگوریتم ابتدا با یک مجموعه اولیه تصادفی از کشورها تشکیل و سپس در بین آن‌ها بهترین پاسخ بر اساس تابع هزینه به عنوان استعمارگر<sup>۴</sup> انتخاب و باقی‌مانده کشورها نیز به عنوان مستعمره تعیین می‌گردد. استعمارگران بسته به قدرت خود سعی در جذب مستعمرات به سمت خود می‌نمایند. قدرت استعمارگران توسط یک مدل ریاضی از حاصل مجموع قدرت خود استعمارگر و درصدی از قدرت مستعمرات آن تعیین می‌شود. شکل ۲ این تقسیمات را نشان می‌دهد.

پس از یادگیری روابط بین آن‌ها و انجام پردازش‌های داخلی، خروجی‌های مطلوب را پیش‌بینی می‌کند (Kasabov., 1996). در شکل ۱ یک شبکه عصبی ساده به همراه پارامترهای ورودی و خروجی بکار رفته در تحقیق حاضر نشان داده شده است.

### سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی

این روش که به صورت خلاصه با نام ANFIS شناخته می‌شود، نوعی شبکه عصبی مصنوعی است که بر اساس سیستم فازی تاکاگی سونگو<sup>۱</sup> در سال ۱۹۹۰ توسعه یافته است. در این روش شبکه عصبی و سیستم فازی در یک ساختار هماهنگ با یکدیگر ترکیب می‌شوند. این مدل را می‌توان شبکه عصبی با پارامتر فازی و یا یک سیستم فازی با یادگیری توزیع شده دانست. معماری این الگوریتم در حالت کلی آن از ۵ لایه مطابق شکل ۱ تشکیل شده است. گره‌های لایه‌ها به ۲ نوع تقسیم می‌شوند به صورتی که گره‌های لایه‌های اول و چهارم از نوع انطباقی و سایر گره‌ها از نوع ثابت می‌باشند (Abraham., 2005).

اگر  $x$  برابر  $A_1$  و  $y$  برابر  $B_1$  باشد، قانون اول عبارت است از (رابطه ۱):

$$f = p_1 x + q_1 y + r_1 \quad (1)$$

اگر  $x$  برابر  $A_2$  و  $y$  برابر  $B_2$  باشد، قانون دوم عبارت است از (رابطه ۲):

$$f = p_2 x + q_2 y + r_2 \quad (2)$$

در این دو قانون  $x$  و  $y$  متغیرهای ورودی،  $A_i$  و  $B_i$  شرایط فازی،  $f$  خروجی و  $r, q, p$  پارامترهای طراحی هستند که باید در طی فرایند آموزش الگوریتم ANFIS تعیین شوند، کاربرد لایه‌های مختلف این الگوریتم به شرح رابطه ۳ و ۴ می‌باشد، در لایه اول هر گره  $i$  به عنوان تابع عضویت نشان داده می‌شود.

$$O_{1,i} = \sigma_{A_i(x)} \quad (3)$$

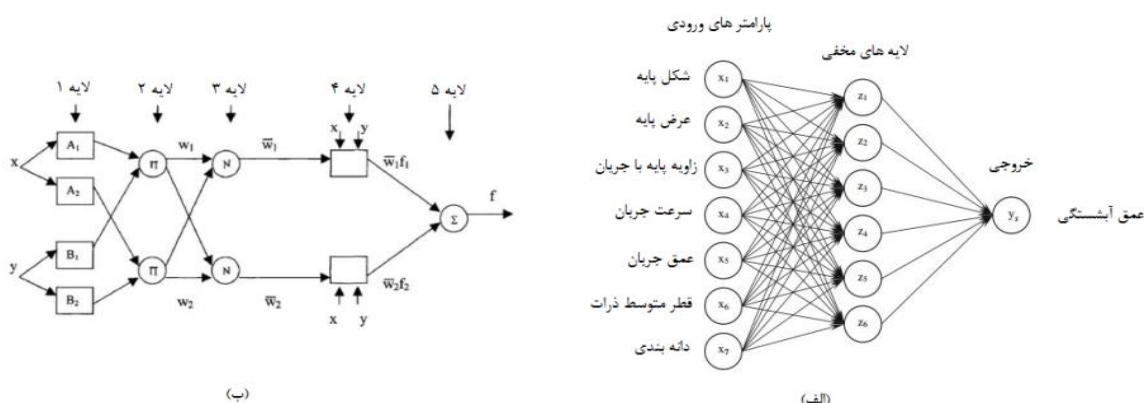
$$O_{1,i} = \sigma_{B_i(x)} \quad (4)$$

در رابطه ۳  $A_i$  متغیر زبانی،  $x$  ورودی گره  $i$  و  $O_{1,i}$  تابع عضویت  $A_i$  می‌باشد که معمولاً به وسیله تابع گاوسی به شکل رابطه ۵ تعریف می‌شود:

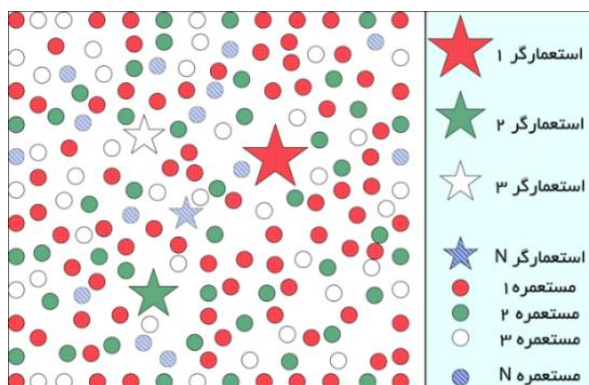
$$\sigma_{A_i(x)} = \exp\left(\frac{-(x-c)^2}{\sigma^2}\right) \quad (5)$$

در رابطه ۵،  $\sigma$  انحراف از معیار و  $c$  مرکز تابع عضویت گاوسی است. در لایه دوم شدت برانگیختگی یک اصل توسط رابطه ۶ بیان می‌شود:

- 2- Assimilation
- 3- Imperialistic Competition
- 4- Revolution
- 5- Imperialist



شکل ۱ - انواع شبکه عصبی مورد استفاده (الف) شبکه عصبی مصنوعی ساده (ب) سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی.



شکل ۲ - نحوه تقسیم مستعمرات، میان کشورهای استعمارگر

رابطه ۱۱ محاسبه می‌شود.

$$C_n = \max(c_i) - c_n \quad (11)$$

که در آن  $c_n$  هزینه استعمارگر  $n$ ام و  $\max(c_i)$  بیشترین هزینه در بین استعمارگران است. بنابراین استعمارگری که دارای بیشترین مقدار هزینه باشد در واقع ضعیفترین استعمارگر بوده و بر اساس فرمول فوق، کمترین هزینه نرمال را نشان می‌دهد. همچنین قدرت نرمال شده هر استعمارگر بر اساس رابطه ۱۲ نشان داده می‌شود.

$$P_n = \left[ \frac{C_n}{\sum_{i=1}^{N_{imp}} C_i} \right] \quad (12)$$

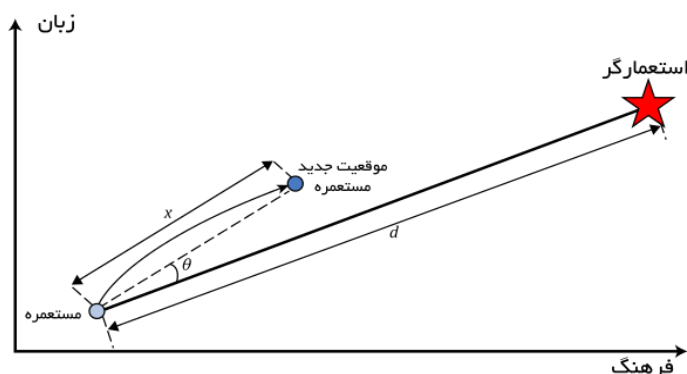
تعداد کلونی‌های اولیه از رابطه ۱۳ محاسبه می‌گردد. در رابطه ذیل  $NC_n$  تعداد کشورهایی است که تحت سلطه استعمارگر  $n$ ام هستند، همچنین در رابطه ذیل  $round$  تابعی برای گرد کردن اعداد به مقادیر صحیح می‌باشد.

$$NC_n = Round(P_n \times N_{col}) \quad (13)$$

هدف اصلی روش‌های بهینه‌سازی، یافتن بهترین پاسخ ممکن بر اساس داده‌های ورودی می‌باشد؛ بدین منظور در ابتدا برای مدل‌سازی ریاضی موضوع یک ماتریس به ابعاد  $1 \times n$  ایجاد می‌شود که  $n$  تعداد پارامترهای موثر این پدیده می‌باشد و تابع هزینه آن به صورت رابطه ۱۰ تعریف می‌گردد.

$$\begin{aligned} country &= (A_1, A_2, A_3, \dots, A_n) \\ cost_i &= f(country) = f(A_1, A_2, A_3, \dots, A_n) \end{aligned} \quad (10)$$

برای شروع الگوریتم تعدادی  $N_{Country}$  به‌عنوان جامعه اولیه ایجاد می‌شود، سپس بر اساس تابع هزینه  $N_{imp}$  از بهترین اعضای این جمعیت که دارای کمترین مقدار تابع هزینه هستند، به‌عنوان امپریالیست انتخاب می‌گردند. سایر کشورهای باقی‌مانده در واقع همان کشورهای مستعمره بوده که هر کدام تحت سلطه یک کشور استعمار دیگر خواهد بود. این کشورها نیز در گروه  $N_{col}$  قرار داده می‌شوند. برای تقسیم اولیه کشورهای مستعمره میان کشورهای استعمارگر، قدرت نرمال شده هر یک از استعمارگران ( $C_n$ ) بر اساس



شکل ۳- اعمال سیاست جذب در الگوریتم رقابت استعماری

انقلاب‌ها نیز در آن مدل شده است (شکل ۴).

در این الگوریتم انقلاب با یک حرکت تصادفی از موقعیتی به موقعیت جدید شبیه‌سازی شده است. این پدیده از دیدگاه ریاضی کمک می‌کند تا مدل از دام نقاط بهینه محلی دور شده و الگوریتم با دقت بیش‌تری مدل‌سازی را انجام دهد.

در حالت کلی الگوریتم رقابت استعماری به هر نوع مسئله بهینه‌سازی بدون هیچ محدودیتی قابل اعمال است. همین موضوع باعث شده است تا از این الگوریتم در حل مسائل بسیاری در حوزه‌های مختلف مهندسی استفاده شود (Biabangard-Oskouyi et al., 2009; Kaveh and Talatahari., 2010; Talatahari et al., 2012). روند کلی فلوجارت الگوریتم رقابت استعماری در شکل ۵ نشان داده شده است.

#### مدل پیشنهادی

در سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی، پارامترهای اولیه و ثانویه توسط روش‌های مبتنی بر گرادیان خطای حداقل مربعات<sup>۲</sup> و خطای پر شیب‌ترین نزول<sup>۳</sup> تعیین می‌شوند. یکی از معایب روش‌های مبتنی بر گرادیان امکان گرفتار شدن آن‌ها در دام نقاط بهینه محلی می‌باشد. به همین دلیل استفاده از روش‌های فراکاووشی مانند الگوریتم رقابت استعماری که دارای ماهیت جستجوی تصادفی است به‌عنوان یک روش جایگزین و مفید برای روش‌های اشاره شده مورد استفاده قرار می‌گیرد. ماهیت پیوسته و سرعت همگرایی بالای الگوریتم رقابت استعماری نسبت به سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی تکاملی باعث شده است این الگوریتم به‌عنوان یک انتخاب مناسب برای حل مسائل پیوسته انتخاب گردد.

پس از تشکیل جامعه اولیه، رقابت میان کشورهای استعمارگر برای جذب کشورهای مستعمره شروع شده و کشورهای استعمارگر بر اساس سیاست همسان‌سازی<sup>۱</sup> سعی بر نفوذ در مستعمرات می‌نمایند که این بخش از الگوریتم به صورت حرکت مستعمرات به سمت استعمارگر مدل می‌گردد. در این راستا کشور مستعمره به اندازه  $x$  واحد در جهت خط واصل مستعمره به استعمارگر و به موقعیت جدید مستعمره می‌رسد که  $x$  یک عدد تصادفی با توزیع یکنواخت می‌باشد. حال اگر فاصله مستعمره و استعمارگر  $d$  فرض شود  $x$  به صورت رابطه ۱۴ تعریف می‌شود:

$$x \approx U(0, \beta \times d) \quad (14)$$

که در آن  $\beta$  یک ضریب بزرگ‌تر از یک و کوچک‌تر از دو با توزیع یکنواخت می‌باشد و باعث حرکت مستعمره به سمت استعمارگر می‌گردد. شایان ذکر است لزومی ندارد مستعمره دقیقاً در کوتاه‌ترین مسیر به سمت استعمارگر حرکت کند و ممکن است تحت زاویه  $\theta$  حرکت کند که در شکل ۳ به‌صورت شماتیک نشان داده شده است. قدرت کل یک استعمارگر از رابطه ۱۶ محاسبه می‌شود.

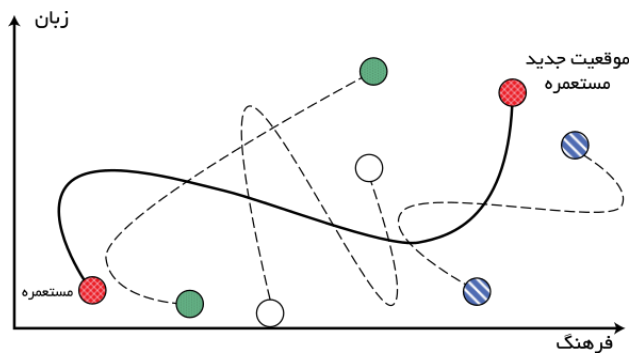
$$TC_n = Cost(Imperilist_n) + (\zeta \times (Mean(Cost(clonies\ Of\ Empire_n)))) \quad (15)$$

که  $\zeta$  در رابطه فوق یک عدد بین صفر و یک می‌باشد که به شیوه آزمون و خطا تعیین می‌گردد. انتخاب مقدار زیاد برای ضریب  $\zeta$  باعث افزایش تابع هزینه مستعمرات و در نتیجه کشور استعمارگر شده و از سوی دیگر کاهش مقدار آن باعث کاهش قدرت امپریالیست خواهد شد. همان‌طور که قبلاً اشاره شد این الگوریتم بر مبنای الگوی سیاسی و اجتماعی کشورها در طول زمان شکل گرفته است بنابراین تغییرات گسترده سیاسی و اجتماعی کشورها مانند

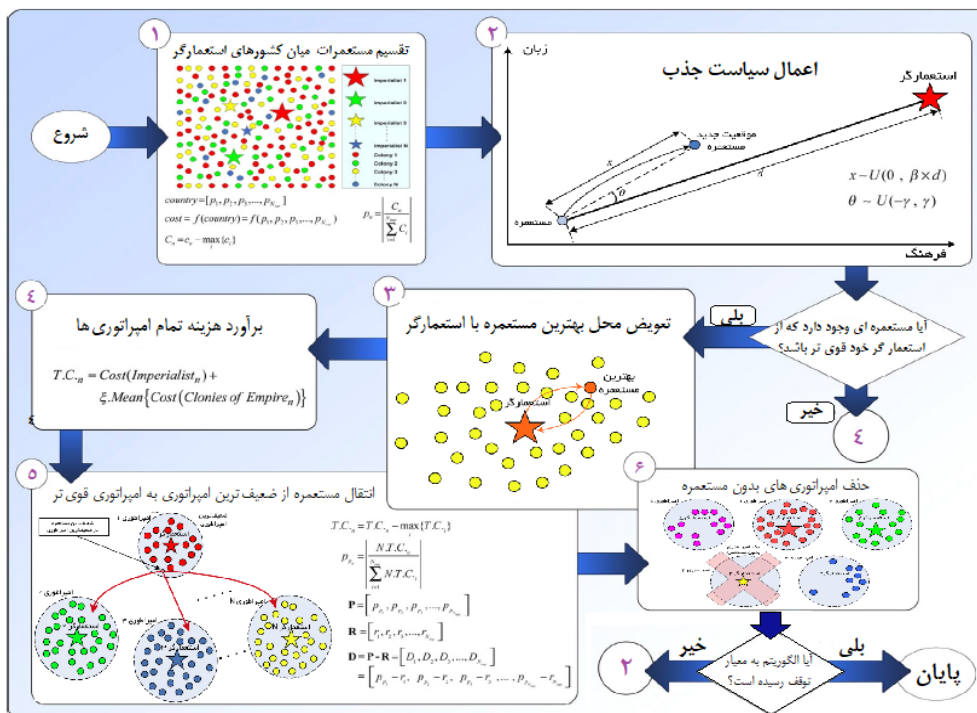
2- Least Square Error (LSE)

3- Steep DescendError (SDE)

1- Assimilation



شکل ۴- انقلاب در الگوریتم رقابت استعماری



شکل ۵- فلوچارت الگوریتم رقابت استعماری

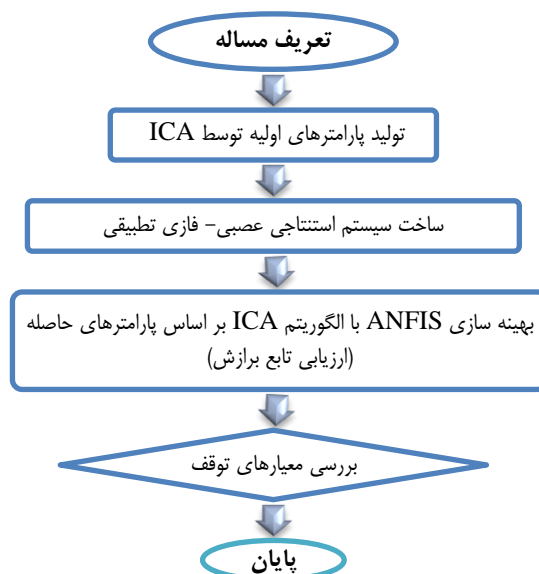
پایه پل بر اساس ترکیب الگوریتم اشاره شده، وزن  $\omega_i$  بدست آمده از پارامترهای پیشین فازی و هم چنین پارامترهای خطی مانند  $p, q, r$  بر اساس الگوریتم رقابت استعماری تعیین می شوند. شکل ۶ نمودار مدل ترکیبی پیشنهادی ICA-ANFIS را نشان می دهد.

#### داده های مورد استفاده

در پژوهش حاضر با توجه به ساده سازی های صورت گرفته در اغلب کارهای آزمایشگاهی و عدم در نظر گرفتن کامل پیچیدگی های پدیده آبهستگی موضعی، از مجموعه داده های واقعی اداره بزرگراه های آمریکا شامل داده های مرتبط با آبهستگی ۷۹ پل واقع در ۱۷ ایالت آمریکا استفاده شده است (Chou and Pham., 2017).

پارامترهای اولیه  $\omega_i, \sigma_i, C_i$  در رابطه ۵ که مرتبط با تابع عضویت هستند، می توانند با الگوریتم های تکاملی بهینه شوند. هر یک از این پارامترها شامل  $n$  کشور هستند که این تعداد برابر تعداد توابع عضویت است. پارامترهای حاصله  $p_i, q_i, r_i$  موجود در رابطه ۸ نیز طی الگوریتم بهینه سازی می توانند آموزش ببینند. بنابراین  $(i + 1) \times r$  کشور برای تولید یک امپراتوری بکار می رود. شایان ذکر است تابع هدف الگوریتم های تکاملی مورد استفاده، خطای جذر میانگین مربعات می باشد.

برای حل مساله بهینه سازی تخمین عمق آبهستگی در مجاورت



شکل ۶ - نمودار عملکرد مدل پیشنهادی

### نتایج مدل سازی و بحث معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی و دقت پیش بینی آن از روش های مرسوم در ادبیات فنی استفاده شده است که شامل روش های زیر می باشد؛ خطای جذر میانگین مربعات<sup>۱</sup>، ضریب تعیین<sup>۲</sup>، میانگین مطلق خطا<sup>۳</sup>، و درصد میانگین مطلق خطا<sup>۴</sup>.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{n}} \quad (16)$$

### ضریب تعیین

ضریب تعیین، میزان انطباق داده های پیش بینی شده با مقادیر واقعی را نشان می دهد و هر چقدر مقدار این ضریب به یک نزدیک باشد نشان دهنده دقت بالای مدل و پوشش بیش تر متغیر وابسته توسط متغیرهای مستقل می باشد.

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (17)$$

### میانگین مطلق خطا

از روش میانگین مطلق خطا برای اندازه گیری اختلاف مقادیر پیش بینی شده با مقادیر واقعی استفاده می شود:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)}{n} \quad (18)$$

در این مجموعه داده برداشت های صورت گرفته مربوط به زمان تعادل آبستگي است بنابراین مدل پیشنهادی بر اساس عمق بیشینه آبستگي آموزش دیده و در نتیجه حداکثر میزان آبستگي را پیش بینی خواهد نمود. تعداد کل اندازه گیری های صورت گرفته ۴۳۹ عدد بوده که در این مقاله از ۲۳۷ مورد آن استفاده شده است و سایر داده ها به علل ذیل حذف شده اند. داده های مرتبط با آبستگي در خاک های چسبنده به علت نیاز به زمان طولانی تر برای رسیدن به بیشینه عمق آبستگي در مقایسه با خاک های دانه ای حذف شدند (Najafzadeh et al., 2013). داده های مرتبط با پل های دارای انباشت زیاد آوار سیلابی ناشی از سیلاب های گذشته، به علت افزایش زیاد آبستگي ناشی از آن که باعث تغییر کلی روند و محاسبه نادرست عمق آبستگي به صورت طبیعی می شود حذف شدند. همچنین داده های مرتبط با گروه پایه ها به علت تفاوت در نوع ماهیت پایه و کلیه داده های با عمق آبستگي صفر و یا نامعین و همچنین داده هایی که نوع خاک بستر در آن تعیین نشده است نیز حذف شدند. مشابه پژوهش پال و چنگ و بر اساس موارد ذکر شده، در پژوهش حاضر از هفت پارامتر ورودی که شامل شکل پایه  $S_k$ ، عمق جریان  $h$ ، سرعت جریان  $V$ ، عرض پایه  $W$ ، زاویه پایه با جریان  $S_k$ ، قطر متوسط ذرات بستر  $d_{50}$  و توزیع دانه بندی مصالح بستر  $g$  است، برای تعیین خروجی مدل که همان عمق آبستگي  $h_s$  می باشد، استفاده شده است. همچنین در خصوص شکل پایه برای پایه های مربعی شکل ضریب  $1/3$ ، برای پایه های گرد گوشه  $1$  و برای پایه های نوک تیز  $0/7$  در نظر گرفته شده است (Pal et al., 2011, Cheng et al., 2014). مشخصات داده های استفاده شده در جدول ۱ ارایه شده است.

- 1- Root-Mean-Square Error (RMSE)
- 2- R-squared (R2)
- 3- Mean Absolute Error (MAE)
- 4- Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

جدول ۱- پارامترهای مورد استفاده

نمادها	پارامترها	کمینه	بیشینه	میانگین	انحراف معیار
W	$x_1$	۰/۳	۵/۵	۱/۵۵۵	۱/۱۷۹
V	$x_2$	۰	۵/۴	۱/۵۲۹	۰/۸۱۹
H	$x_3$	۰/۲	۲۲/۵	۴/۳۱۳	۳/۸۹۹
$S_h$	$x_4$	۰/۷	۱/۳	۰/۹۸۰	۰/۲۰۴
$S_k$	$x_5$	۰	۸۵	۹/۲۷۴	۱۸/۳۶۰
$D_{50}$	$x_6$	۰/۱۲	۹۵	۱۷/۹۶۸	۲۵/۱۳۲
g	$x_7$	۱/۲	۲۱/۸	۳/۷۲۸	۳/۱۳۹
$h_s$	y	۰/۱	۷/۷	۱/۱۲۴	۱/۳۲۶

جدول ۲- نتایج مدل پیشنهادی

انحراف معیار	میانگین	۱۰	۹	۸	۷	۶	۵	۴	۳	۲	۱	تکرار	ICA-ANFIS
۰/۰۴	۰/۸۹۹	۰/۹۱۲	۰/۹۲۸	۰/۹۰۲	۰/۸۸۸	۰/۹۴۱	۰/۹۲۷	۰/۸۲۰	۰/۹۱۰	۰/۸۶۹	۰/۸۸۹	$R^2$	آموزش
۹/۵۸	۴۲/۶	۴۷/۹	۴۲	۵۰/۷	۳۷/۳	۴۲/۳	۴۵/۶	۵۷/۶	۲۲	۴۴	۳۶	MAPE	
۰/۰۷	۰/۴۱۷	۰/۴۰۲	۰/۳۳۲	۰/۴۱۴	۰/۴۶۳	۰/۲۹۸	۰/۴۰۱	۰/۵۳۶	۰/۴۴۵	۰/۴۲۳	۰/۴۵۳	RMSE	
۰/۰۴	۰/۲۷۸	۰/۲۶۹	۰/۲۳۸	۰/۲۹۴	۰/۲۷۱	۰/۲۲۲	۰/۲۷۳	۰/۳۳۹	۰/۳۲۹	۰/۲۷۸	۰/۲۶۷	MAE	
۰/۰۶	۰/۷۳۰	۰/۷۹۲	۰/۷۳۸	۰/۷۴۳	۰/۸۱۱	۰/۷۴۵	۰/۶۹۸	۰/۷۷۰	۰/۶۵۸	۰/۶۱۵	۰/۷۳۶	$R^2$	صحت‌سنجی
۱۳/۵۸	۶۲/۸	۸۱/۸	۶۷/۸	۶۵/۵	۷۱/۲	۴۲/۳	۴۷/۱	۴۳/۱	۶۸/۳	۶۹/۶	۷۰/۸	MAPE	
۰/۱۴	۰/۷۲۳	۰/۵۸۹	۰/۷۶۹	۰/۶۶۹	۰/۵۳۱	۰/۸۷۴	۰/۶۴۹	۰/۷۱۷	۰/۷۷۰	۱/۰۱۶	۰/۶۴۶	RMSE	
۰/۰۷	۰/۴۴۳	۰/۴۱۲	۰/۵۳۸	۰/۳۸۹	۰/۳۵۸	۰/۴۸۶	۰/۳۶۲	۰/۴۴۲	۰/۴۹۴	۰/۵۲۶	۰/۴۱۶	MAE	

### درصد میانگین مطلق خطا

در روش درصد میانگین مطلق خطا که برای ارزیابی دقت روش‌های پیش‌بینی استفاده می‌شود، میزان خطا بر اساس درصد بیان می‌گردد:

$$MAPE = \frac{100}{n} \times \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - y_i)}{x} \quad (19)$$

### نتایج مدل پیشنهادی

از بین داده‌های موجود، هفتاد درصد آن برای آموزش و سی درصد آن برای آزمون مدل استفاده شد؛ به عبارتی از ۲۳۷ داده موجود، ۱۶۶ مورد برای آموزش و بقیه برای ارزیابی مدل در نظر گرفته شد. برای حذف وابستگی روش پیشنهادی به داده‌های انتخابی، مدل ده

بار اجرا شد به صورتی که در هر تکرار داده‌های جدید به صورت تصادفی انتخاب گردیده و مدل‌سازی صورت گرفت. نتایج مدل‌سازی-های صورت گرفته برای تمامی تکرارها در جدول ۲ ارائه شده است.

مدل ICA-ANFIS از ترکیب سیستم عصبی فازی تطبیقی با الگوریتم رقابت استعماری ایجاد شده است. بررسی نتایج جدول ۲ نشان می‌دهد مدل ICA-ANFIS به نتایج خوبی دست یافته است به صورتی که ضریب تعیین این مدل برای داده‌های آموزش ۰/۹ و برای داده‌های آزمون ۰/۷۳ با ضریب انحراف از معیار ۰/۰۴ برای آموزش و ۰/۰۶ برای آزمون بدست آمده که نشان دهنده دقت بالای این مدل است. مقادیر بدست آمده برای ضریب تعیین و نزدیکی آن به یک و از سوی دیگر نتایج بدست برای ضریب انحراف از معیار، نشان دهنده قدرت مدل در پیش‌بینی نتایج و پایداری و قابلیت اطمینان آن است.

جدول ۳- مقایسه نتایج مدل پیشنهادی با نتایج مدل مبنا

مدل	آموزش				صحت‌سنجی			
	$R^2$	MAPE (%)	RMSE (m)	MAE (m)	$R_2$	MAPE (%)	RMSE (m)	MAE (m)
ICA-ANFIS	۰/۸۹۹	۴۲/۶	۰/۴۱۷	۰/۲۷۸	۰/۷۳	۶۲/۸	۰/۷۲۳	۰/۴۴۳
GENFIS-1	۰/۹۸۵	۲۴/۵	۰/۱۷۵	۰/۱۲۶	۰/۴۸۸	۷۲/۴	۰/۹۶۹	۰/۴۸۳
GENFIS-2	۰/۸۸۱	۲۸/۸	۰/۴۶۷	۰/۲۵۷	۰/۳۰۹	۱۰۱/۵	۱/۸۳۳	۰/۶۰۷



## مقایسه نتایج مدل پیشنهادی با نتایج مدل مبنا

برای ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی و تاثیر بهینه‌سازی‌های صورت گرفته با استفاده از الگوریتم رقابت استعماری، نتایج حاصله با دو سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی متفاوت بدون اعمال بهینه‌سازی‌های اشاره شده، مقایسه شد. این روش‌ها که خود به تنهایی جزو مدل‌های کارآمد داده‌کاوی هستند، به‌عنوان ابزار پیش‌بینی در بسیاری از مسائل پیچیده مورد استفاده قرار گرفته‌اند. فرآیند مدل‌سازی برای هر دو مدل مشابه بوده تا وابستگی نتایج به نوع انتخاب داده‌ها و یا نحوه تشکیل مدل حذف و مقایسه در شرایط یکسان انجام پذیرد. با انجام مدل‌سازی‌های مکرر و انتخاب پارامترهای بهینه ورودی سعی در ثبت بهترین پاسخ‌ها شد. در مدل GENFIS-1، شعاع تاثیر ۰/۳، تعداد تکرار ۱۰۰۰، اندازه گام اولیه ۰/۰۱، نرخ کاهش اندازه گام ۰/۹ و نرخ افزایش اندازه گام ۱/۱ در نظر گرفته شد. در مدل GENFIS-2 نیز تعداد کلاستر ۱۰، تعداد تکرار ۱۰۰۰، حداقل میزان پیشرفت ۰/۰۰۰۱، اندازه گام اولیه ۰/۰۱، نرخ کاهش اندازه گام ۰/۹ و نرخ افزایش اندازه گام ۱/۱ در نظر گرفته شد. در جدول ۲ نتایج مدل‌سازی برای ده بار تکرار با تقسیم‌بندی تصادفی داده‌های ورودی ارائه شده است. بررسی نتایج بدست آمده نشان داد که ضریب تعیین مدل پیشنهادی در قسمت صحت‌سنجی

تقریباً دو برابر نتایج هر دو مدل مبنا می‌باشد. همچنین بررسی نتایج سایر معیارهای ارزیابی نشان داد مدل پیشنهادی از دقت خوبی برخوردار هستند، به صورتی که در هر چهار پارامتر ارزیابی  $R^2$ ، RMSE، MAE و MAPE نتایج بهتری نسبت به مدل‌های پایه سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی بدون بهینه‌سازی بدست آمد. با وجود اینکه سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی در قسمت داده‌های آموزشی نتایج بهتری را نسبت به مدل پیشنهادی نشان داد ولی در قسمت صحت‌سنجی با داده‌های جدید نتوانست کارایی خوبی نشان دهد و نتایج ضعیفی کسب کرد. این امر نشان دهنده افزایش قدرت پیش‌بینی و قابل اطمینان بودن مدل پیشنهادی با استفاده از بهینه‌سازی‌های صورت گرفته است، زیرا در مدل مبنا با وجود نتایج بسیار خوب در قسمت آموزش، نتایج ضعیفی در قسمت صحت‌سنجی بدست آمد که نشان از ضعف مدل مبنا در تخمین عمق آبشستگی است. تحلیل نمودارهای شکل ۷ به خوبی نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی در مقایسه با مدل مبنا دقت خوبی دارد به‌صورتی که در معیار ضریب تعیین به طور متوسط مدل پیشنهادی ۸۲ درصد نتایج بهتری را بدست آورد.

جدول ۴- مقایسه نتایج روابط تجربی با نتایج مدل پیشنهادی

نام رابطه	RMSE (m)	MAE (m)	$R^2$	رابطه
ICA-ANFIS	۰/۷۲۳	۰/۴۴۳	۰/۷۳۰	-
Mississippi	۲/۳۸۳	۱/۷۸۱	-۲/۲۴	$S = 0.9b_e^{0.6}h^{0.4}$
HEC-18	۲/۸۴۰	۲/۲۲	-۳/۶۲	S
Laursen and Toch	۲/۱۰۱	۱/۶۴۲	-۱/۵۲	$S = 1.35w^{0.7}h^{0.3}$
Froehlich	۰/۸۹۰	۰/۵۱۳	۰/۵۴۷	S

## مقایسه نتایج مدل پیشنهادی با روابط تجربی

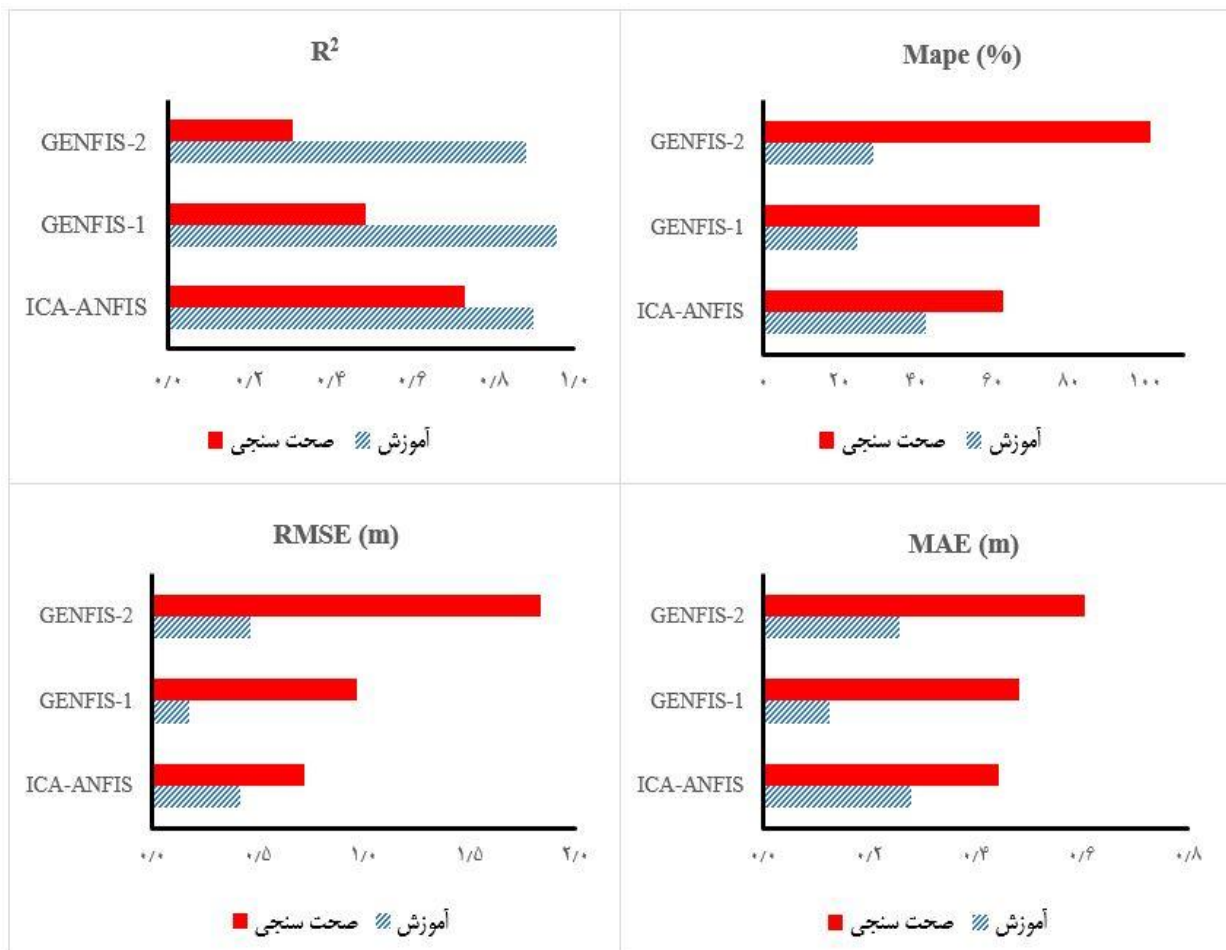
در این بخش، نتایج حاصل از تخمین عمق آبشستگی با روابط تجربی که در اغلب مسائل مرتبط با آبشستگی پایه پل استفاده می‌شود، با نتایج مدل پیشنهادی به شرح زیر مقایسه شد (جدول ۴). روابط به کار رفته شامل موارد زیر است؛ رابطه HEC-18 که توسط اداره فدرال بزرگراه‌های آمریکا بر اساس داده‌های واقعی اندازه‌گیری شده در پل‌های آمریکا بدست آمده است (Richardson and Davis, 1995). رابطه Mississippi که توسط ویلسون (Wilson, 1995) ارائه شد. رابطه لارسن و همکاران که در سال ۱۹۵۶ ارائه شده است و رابطه فروهلیچ که در سال ۱۹۸۸ ارائه شده است (Laursen and Toch, 1956; Froehlich, 1988). برای بررسی نتایج از سه تابع ارزیابی خطای جذر میانگین مربعات، ضریب تعیین و میانگین مطلق خطا استفاده شد. بررسی نتایج مطابق جدول

۴ نشان می‌دهد که روابط تجربی اشاره شده عملکرد ضعیفی در تخمین عمق آبشستگی دارند. همچنین با مقایسه نتایج حاصل مشاهده گردید که مدل پیشنهادی نتایج بسیار بهتری را در مقایسه با روابط تجربی ارائه می‌کند به‌عنوان نمونه خطای RMSE رابطه HEC-18 که از روابط بسیار پرکاربرد در حوزه برآورد عمق آبشستگی می‌باشد، چهار برابر خطای مدل پیشنهادی است. مقایسه بین نتایج حاصل از روابط تجربی نشان داد، هرچند رابطه فروهلیچ عملکرد بهتری در مقایسه با سایر روابط دارد، ولی این روش نیز در مقایسه با مدل پیشنهادی دقت کم‌تری داشته و از ضریب تعیین کم‌تری برخوردار است. به صورتی که نتایج بدست آمده برای ضریب تعیین مدل ICA-ANFIS، ۰/۷۳ بوده در حالی که ضریب تعیین رابطه فروهلیچ ۰/۵۵ است. همچنین خطای RMSE محاسبه شده برای رابطه فروهلیچ ۱۰ درصد بیش‌تر از مدل پیشنهادی است.

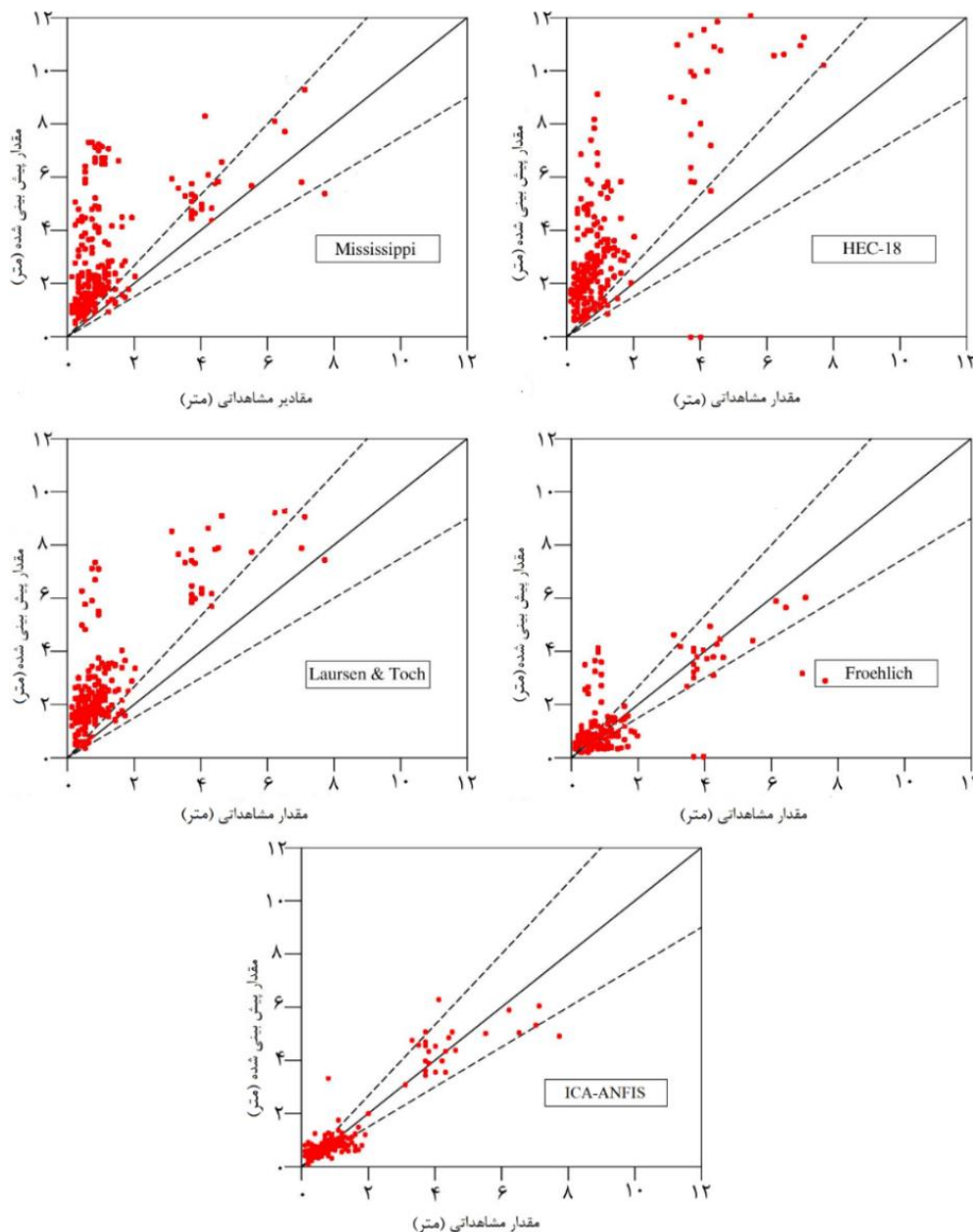
### نتیجه گیری

در پژوهش حاضر با توجه به اهمیت پیش‌بینی بیشینه عمق آبستگي در طراحی شالوده پایه‌های پل و عدم توانایی مدل‌های تجربی در پیش‌بینی دقیق آن، مدل جدیدی برای این منظور ارائه گردید. مدل پیشنهادی بر مبنای سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی بنا شده و سپس با استفاده از الگوریتم رقابت استعماری کارایی و دقت آن افزایش یافت. برای بررسی پایداری مدل و حذف خطاهای ناشی از انتخاب داده‌های آموزش و صحت‌سنجی، مدل‌سازی با انتخاب داده‌های متنوع ده بار تکرار گردید تا قابل اطمینان بودن نتایج معلوم شود. مقایسه نتایج مدل پیشنهادی با نتایج مدل‌های مبنای نشان داد که تغییرات صورت گرفته بسیار کارآمد هستند، به صورتی که ضریب تعیین را دو برابر کرده و هم‌چنین خطای RMSE به طور متوسط با در نظر گرفتن داده‌های آزمون و آموزش نزدیک به ۵۰ درصد کاهش یافته است.

نتایج جدول ۴ نشان از عدم توانایی روابط تجربی در تخمین دقیق و اقتصادی عمق آبستگي دارد که علت اصلی آن استخراج این روابط بر اساس داده‌های آزمایشگاهی و وابستگی آن‌ها به شرایط وقوع آزمایش است، و در هنگام تغییر شرایط، مدل در عمل کارایی خود را از دست داده و نتایج بدست آمده غیرقابل اطمینان می‌گردد. نمودارهای شکل ۸ نشان می‌دهد به غیر از تابع فروهلیچ، هر سه رابطه تجربی دیگر دقت بسیار پایینی در تخمین عمق آبستگي دارند و در اکثر مواقع عمق پیش‌بینی شده دو تا سه برابر بیش‌تر از مقدار واقعی است، در حالی که مدل پیشنهادی اکثر موارد پیش‌بینی شده داخل محدوده خطای ۲۵+ تا ۲۵- درصد قرار دارند. بررسی نمودارها نشان داد حتی رابطه فروهلیچ که نتایج بهتری نسبت به سایر روابط تجربی دارد، خطای بیش‌تری نسبت به مدل پیشنهادی دارد.



شکل ۷ - مقایسه نتایج مدل پیشنهادی با مدل مبنای



شکل ۸- نتایج روابط تجربی و مدل پیشنهادی (خطوط خط چین بازه خطای ۲۵ درصد می‌باشد)

حاضر دقت بسیار بالایی در مقایسه با روابط تجربی انتخاب شده دارند.

با توجه به این که در پژوهش حاضر حداکثر عمق آبستگي بر اساس سرعت بیشینه پیش‌بینی گردید و چون تغییرات سرعت نسبت به زمان در مجموعه داده‌های مورد استفاده ثبت نگردیده است، پیشنهاد می‌گردد برای بررسی تاثیر هیدروگراف دبی بر روی میزان آبستگي با استفاده از داده‌های مربوط به هیدروگراف دبی و تغییرات عمق آبستگي ناشی از آن، کارایی مدل بررسی گردد.

هم‌چنین برای بررسی بیشتر کارایی مدل، نتایج بدست آمده با نتایج روابط تجربی موجود مقایسه گردید و مشاهده شد که روابط تجربی با دقت پایینی بیشینه عمق آبستگي را پیش‌بینی می‌کنند، به صورتی که خطای RMSE رابطه HEC-18 چهار برابر خطای مدل پیشنهادی بوده و عملاً امکان طراحی فنی و اقتصادی پایه بر اساس آن مقدور نمی‌باشد. هم‌چنین بررسی نتایج نشان داد مدل پیشنهادی از بهترین رابطه تجربی که رابطه فروهلیچ است، نتایج بهتری را کسب کرده است به صورتی که خطای RMSE محاسبه شده برای رابطه فروهلیچ ۱۰ درصد بیش‌تر از مدل پیشنهادی است بنابراین مدل

- Froehlich, D.C. Analysis of onsite measurements of scour at piers. *Hydraulic Engineering: Proceedings of the 1988 National Conference on Hydraulic Engineering*. 534-539.
- Kasabov, N. K. 1996. *Foundations of neural networks, fuzzy systems, and knowledge engineering*, Marcel Alencar.
- Kaveh, A. and Talatahari, S. 2010. Optimum design of skeletal structures using imperialist competitive algorithm. *Computers and Structures*. 88.21:1220-1229.
- Laursen, E.M and Toch, A. 1956. Scour around bridge piers and abutments, Iowa Highway Research Board Ames, IA.
- Lu, J.Y., Hong, J.H., Su, C.C., Wang, C.Y and Lai, J.S. 2008. Field measurements and simulation of bridge scour depth variations during floods. *Journal of Hydraulic Engineering*. 13.6: 810-821.
- Mueller, D.S and Wagner, C.R. 2005. Field observations and evaluations of streambed scour at bridges (No. FHWA-RD-03-052).
- Najafzadeh, M., Barani, G.A and Azamathulla, H.M. 2013. GMDH to predict scour depth around a pier in cohesive soils. *Applied ocean research*. 40: 35-41.
- Pal, M., Singh, N and Tiwari, N. 2011. Support vector regression based modeling of pier scour using field data. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 24.5: 911-916.
- Qi, M., Li, J and Chen, Q. 2016. Comparison of existing equations for local scour at bridge piers: parameter influence and validation. *Natural Hazards*. 82.3:2089-2105.
- Richardson, E and Davis, S. 1995. Evaluating scour at bridges: Federal Highway Administration Hydraulic Engineering Circular No. 18. Publication FHWA-IP-90-017.
- Sheppard, D., Melville, B and Demir, H. 2013. Evaluation of existing equations for local scour at bridge piers. *Journal of Hydraulic Engineering*. 140.1: 14-23.
- Talatahari, S., Azar, B.F., Shekholeslami, R and Gandomi, A. 2012. Imperialist competitive algorithm combined with chaos for global optimization. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*. 17.3: 1312-1319.
- Wilson Jr, K.V. 1995. Scour at selected bridge sites in Mississippi (No. 94-4241). US Geological Survey; Earth Science Information Center, Open-File Reports Section [distributor],
- Zounemat-kermani, M., Beheshti, A.A., Ataie-ashtiani, B. and Sabbagh-yazdi, S.-R. 2009. Estimation of current-induced scour depth around pile groups using neural network and adaptive neuro-fuzzy inference system. *Applied Soft Computing*. 9.2: 746-755.
- سیدیان، س و فتح‌آبادی، ا. ۱۳۹۵. تخمین عمق آبشستگی پایه‌های پل با استفاده از روش‌های آماری و الگوریتم‌های هوشمند. *نشریه مهندسی عمران و محیط زیست دانشگاه تبریز*. ۴۶، ۸۳: ۱-۱۳.
- روشنگر، ک و روح‌پرور، ب. ۱۳۹۱. عملکرد سیستم‌های فرا مدل در تخمین عمق آبشستگی پایه‌های پل در خاک‌های غیرچسبنده. *نشریه مهندسی عمران و محیط زیست دانشگاه تبریز*. ۴۲، ۶۸: ۱۳-۲۶
- Abraham, A. 2005. Adaptation of fuzzy inference system using neural learning. *Fuzzy systems engineering*. 181: 914-914.
- Akib, S., Mohamad hassani, M and Jahangirzadeh, A. 2014. Application of ANFIS and LR in prediction of scour depth in bridges. *Computers and Fluids*. 91: 77-86.
- Atashpaz-Gargari, E and Lucas, C. 2007. Imperialist competitive algorithm: an algorithm for optimization inspired by imperialistic competition. *Evolutionary computation*. 4661-4667.
- Batani, S.M., Boreghi, S and 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.
- Biabangard-oskouyi, A., Atashpaz-gargari, E., Soltani, N and Lucas, C. 2009. Application of imperialist competitive algorithm for materials property characterization from sharp indentation test. *International Journal of Engineering Simulation*. 10.1: 11-12.
- Cheng, M.Y., Cao, M.T and Wu, Y.W. 2014. Predicting equilibrium scour depth at bridge piers using Evolutionary Radial Basis Function Neural Network. *Journal of Computing in Civil Engineering*. 29.5: 0401-4070.
- Chiew, Y.M. 1992. Scour protection at bridge piers. *journal of hydraulic engineering*. 118.9: 1260-1269.
- Chou, J.S. and Pham, A.D. 2017. Nature-inspired metaheuristic optimization in least squares support vector regression for obtaining bridge scour information. *Information Sciences*. 399: 64-80.
- Clopper, P., Lagasse, P and Zevenbergen, L. Bridge pier scour countermeasures. *World Environmental and Water Resources Congress 2007: Restoring Our Natural Habitat*. 1-13.
- Firat, M and Gungor, M. 2009. Generalized regression neural networks and feed forward neural networks for prediction of scour depth around bridge piers. *Advances in Engineering Software*. 40.8: 731-737.

## Estimation of Bridge Pier Scour Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Optimized with Imperialist Competitive Algorithm

Y. Hassanzadeh<sup>1</sup>, M.T. Alami<sup>2</sup>, N. Kardan<sup>3</sup>, A. Jafari Babil Olyaei<sup>4\*</sup>

Recived: Feb.05, 2018

Accepted: Apri.24, 2018

### Abstract

Determining the scouring depth around bridge piers during flood has been considered as one of the main and important parameters in designing the foundations of bridge piers. Thus, it has been the subject of numerous studies to provide precise methods to calculate these elements. Due to the high complexity of this phenomenon and various involved parameters, the utilized empirical relations have not sufficient accuracy and efficiency; accordingly, economic and technical design based on their results is not feasible. In this regard, a new model is provided to estimate the scouring depth around bridge piers using Neuro-Fuzzy Comparative Inference System that optimized by Imperialist Competitive Algorithm. Comparing the results of proposed model with the results of base models showed that the accuracy and efficiency of the base models increased significantly with these optimizations. In addition, comparing the results of proposed models with the results of empirical relations from Mississippi, HEC-18, Laursen and Toch, and Froehlich showed that proposed model has significantly better accuracy in comparison with mentioned experimental relations.

**Keywords:** Adaptive neuro fuzzy inference system, Bridge pier, Empirical equations, Imperialist competitive algorithm.

1- Professor, Faculty of Civil Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran

2- Professor, Faculty of Civil Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran

3- Assistant professor, Department of Civil Engineering, Azarbaijan Shahid Madani University, Tabriz, Iran

4- PhD Student, Faculty of Civil Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran

(\* - Corresponding Author Email: Amin.Jafari@tabrizu.ac.ir)