

بررسی قابلیت مدل ترکیبی PSO-ANFIS در پیش‌بینی عمق آبشستگی

محمد همین جنتی، افشین اقبال زاده و سید عباس حسینی



دوره ۱، شماره ۱، زمستان ۱۳۹۴، صفحات: ۸۱-۹۴

www.jewe.ir

نحوه ارجاع به این مقاله: جنتی م. ه.، اقبال‌زاده ا. و حسینی س. ع. (۱۳۹۴). بررسی قابلیت مدل ترکیبی PSO-ANFIS در پیش‌بینی عمق آبشستگی. محیط‌زیست و مهندسی آب، جلد ۱، شماره ۱، صفحات: ۸۱-۹۴.

How to cite this paper: Jannaty M. H., Eghbalzadeh A. and Hosseini S. A. (2015). A hybrid ANFIS- PSO model for scour depth prediction. J. Environ. Water Eng. 1(1), 81-94.

بررسی قابلیت مدل ترکیبی PSO-ANFIS در پیش‌بینی عمق آبشستگی

محمد همین جنتی^{۱*}، افشین اقبال زاده^۲ و سید عباس حسینی^۳

۱- دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران

۲- استادیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه رازی اسلامی واحد علوم و تحقیقات، کرمانشاه، ایران

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

* نویسنده مسئول: hemenjannaty@yahoo.com

تاریخ دریافت: [۹۴/۰۴/۱۶]

تاریخ پذیرش: [۱۳۹۴/۰۹/۲۶]

چکیده

در سال‌های اخیر، فن‌های داده‌کاوی و یادگیری ماشین در زمینه‌های مختلف برای ساخت سامانه‌های اطلاعاتی هوشمند توسعه یافته‌اند. با این حال، تعداد کمی از روش‌های ارائه شده توانایی پشتیبانی برخط را داشته و یا دارای انعطاف‌پذیری در آنالیز حجم زیادی از داده‌ها می‌باشند. در تحقیق حاضر، به منظور به دست آوردن تخمین‌های مناسب از پیش‌بینی عمق آبشستگی، در مدل تلفیقی شبکه عصبی و سیستم استنتاج فازی، از فن ازدحام ذرات (PSO) استفاده شد. آنالیزها با استفاده از ۱۸۸ داده صحرایی عمق آبشستگی پایه منفرد که به وسیله سازمان حفاظت خاک آمریکا (USGS) ثبت گردیده، انجام شد. به منظور تسریع در یادگیری از طریق آموزش، برای افزایش دقت پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت از روش مونتوم استفاده شد. نتایج نشان دادند که روش PSO-ANFIS با کم‌ترین ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) نسبت به دیگر مدل‌های ارائه شده، دقت بیش‌تری دارد. از این رو، این روش با اطمینان بیش‌تری می‌تواند مورداستفاده طراحان و مهندسين قرار گیرد.

واژه‌های کلیدی: عمق آبشستگی، PSO-ANFIS، داده میدانی، پایه منفرد

۱- مقدمه

قرار گرفتن پایه و تکیه‌گاه پل‌ها در معرض جریان و یا تضعیف آن‌ها به وسیله فرسایش آب، می‌تواند عامل شکست سازه‌ای پل شود. شکست پل می‌تواند علاوه بر تلفات انسانی منجر به خسارت‌های زیادی برای تعمیر و یا جایگزینی پل جدید شود. آبشستگی در مجاورت پایه پل و تکیه‌گاه در زمان سیل بیش از هر علت دیگری، منجر به شکست پل‌ها شده است (Murillo, 1987). طراحی و نگهداری پایه‌های پل نیاز به در نظر گرفتن حداکثر عمق آبشستگی در اثر سیل دارد. موقعیت فونداسیون پل و تکیه‌گاه‌های آن باید پایین‌تر از حداکثر عمق آبشستگی پیش‌بینی شده باشند. اصطلاح «آبشستگی» در اینجا به معنی پایین رفتن زمین فرسایش شده زیر سطح طبیعی بستر رودخانه است. آبشستگی یک تهدید برای سازه‌های ساخته شده در هر آبراهه با داشتن مواد بستر فرسایش پذیر است. آبشستگی در اطراف پل می‌تواند ناشی از یکی، یا ترکیبی از سه مؤلفه مرتبط به هم باشد. این مؤلفه‌ها به صورت زیر می‌باشند: ۱- آبشستگی موضعی: فرسایش‌های ناشی از اغتشاشات داخلی جریان، مانند گرداب در نزدیکی پایه‌ها، تکیه‌گاه‌ها و بقایای درختان است، ۲- آبشستگی انقباضی: فرسایش‌های ناشی از افزایش سرعت جریان از طریق کاهش مقطع جریان توسط پل، خاک‌ریزها، پایه‌ها و آوار است و ۳- آبشستگی عمومی: تخریب پیش‌رونده ناشی از فرآیندهای طبیعی و یا با تغییر در کنترل کانال که بیش از رسیدن به کانال رخ می‌دهد و احتمالاً بیش از چندین سال توسعه آن طول می‌کشد. اگرچه این اجزاء از آبشستگی به‌طور کامل مستقل نیستند، اما در طراحی پل، برآورد هر جزء از آبشستگی به‌طور جداگانه محاسبه و عمق آبشستگی کل در محل احداث پل به دست می‌آید. بسیاری از روابط تجربی برای محاسبه آبشستگی انقباضی و موضعی در پایه پل‌ها توسعه یافته‌اند. اکثر این معادلات در مقیاس آزمایشگاهی ارائه شده‌اند و به دلیل عدم وجود اطلاعات صحرائی کافی، نتایج آن‌ها در مورد پل‌های واقعی تأیید نشده است. طراحان پل باید اطلاعات کافی از جریان در محل پل و اعتبار عمق آبشستگی محاسبه شده در شرایط مختلف رودخانه را داشته باشند. برآورد دقیق عمق آبشستگی برای شرایط متفاوت جریان و رسوب یک ضرورت برای امنیت و مقرون به صرفه کردن طراحی پل است. تخمین پایین عمق آبشستگی پل‌ها، زندگی انسان‌ها را در معرض خطر قرار می‌دهد و تخمین بیش‌تر عمق آبشستگی نیز منجر به بالا رفتن هزینه‌های ساخت و ساز می‌شود. به نقل از Sheppard et al. (2014) و تعداد زیادی روابط تجربی برای تخمین عمق آبشستگی موضعی در پایه پل ارائه شده است از جمله روابط Ahmad (1953)، Chitale (1962) و Blench (1969) از اندازه‌گیری در کانال‌های آبیاری در هند استخراج شدند و برای توصیف شرایطی که کانال‌ها برای رسوب موجود پایدار باشند، استفاده شدند. این روابط عمق آبشستگی موضعی را کم‌تر از آبشستگی واقعی به دست می‌دهند. Laursen (1963) روشی برای محاسبه آبشستگی موضعی و انقباضی در پایه مستطیلی شکل ارائه کرد. او نشان داد که عمق آبشستگی موضعی به انقباضی تا زمانی که حفره آبشستگی از پایه مجاور شروع به هم‌پوشانی نکند وابسته نیست و برای بستر ماسه‌ای، نسبت عرض حفره آبشستگی به عمق جریان را در حدود ۲/۷۵ به دست آورد. معادله دانشگاه ایالتی کلرادو (CSU) یا HEC-18 از طریق داده‌های آزمایشگاهی برای پایه دایره‌ای شکل توسعه داده شد (Arneson et al. 2012). به نقل از Sheppard et al. (2014) تعدادی از معادلات از جمله معادلات Froehlich (1988)، Ansari و Qadar (1994) و Wilson (1995) نیز بر اساس داده‌های میدانی استخراج شده است. معادله Froehlich از داده‌های آبشستگی جمع‌آوری شده در ۸۳ سایت اندازه‌گیری پل‌ها در ایالات متحده و دیگر نقاط جهان به دست آمد. به نقل از Sheppard et al. (2014)، معادله ارائه شده توسط Gao et al. (1993) برای بزرگراه و راه‌آهن در چین بیش از ۲۰ سال استفاده می‌شد. این رابطه بر اساس داده‌های آبشستگی موضعی در پایه پل‌ها در چین، از جمله ۱۳۷ داده در بستر زنده و ۱۱۵ داده در آب زلال توسعه داده شده است. معادله با استفاده از داده‌های میدانی به دست آمده قبل از ۱۹۶۴ مورد آزمایش قرار گرفت. به نقل از Ansari، Sheppard et al. (2014) و Qadar (1994) با آنالیز بیش از ۱۰۰ داده اندازه‌گیری میدانی عمق آبشستگی پایه پل از ۱۲ منبع مختلف و چندین کشور، از جمله ۴۰ داده از هند، معادله پوش به دست آوردند. آن‌ها اطلاعات میدانی برآورد عمق آبشستگی به دست آمده را با نتایج معادلات Laursen (1963)، Breusers (1965)، Neill (1973)، Breusers و Raudkivi (1991) مقایسه کردند. Melville (1997) روشی تجربی به منظور برآورد عمق آبشستگی موضعی در پایه‌های پل بر اساس مجموعه گسترده‌ای از داده‌های آزمایشگاهی

دانشگاه اوکلند و مطالعات دیگر ارائه نمود. این روش با استفاده از تعدادی ضریب (ضرایب K) اثرات پارامترهای مختلف بر آبخستگی را نشان می‌دهد. مقادیر ضرایب K از منحنی‌های برازش پوش تعیین می‌شود. نتایج تعدادی از تحقیقات عددی برای محاسبه عمق آبخستگی موضعی با استفاده از روش‌های جایگزین مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱ (ANN) منتشر شده است (Bateni et al. 2007; Firat و Gungor, 2011; Toth و Brandimarte, 2001). این روش‌ها، درحالی‌که توانایی ارائه پیش-بینی‌های مناسب در محدوده‌ای از داده‌ها که بر مبنای آن‌ها استخراج شده‌اند را دارند، ولی نتایج آن‌ها بیش‌تر از مقدار واقعی در دیگر داده‌هاست. با توجه به پیچیدگی و پویایی در شرایط واقعی، ساختار هوشمند سامانه‌های اطلاعاتی نیاز به روش‌های پیچیده‌ای دارد. در حالت ایده آل، چنین سامانه‌ای باید قادر به افزایش یادگیری و آموزش آنلاین اطلاعات باشد. با این حال، مطالعات متعدد نشان داده‌اند که متداول‌ترین مدل شبکه عصبی، الگوریتم پرسپترون چندلایه آموزش دیده^۲ (Arbib, 2003) و شبکه‌های بر اساس تابع شعاعی^۳ است (Saad و Freeman, 1997). این مدل‌ها معمولاً بر روی ساختار ثابتی که توانایی آن در به‌کارگیری داده جدید محدود است به کار گرفته می‌شود. به علاوه، این مدل‌ها اغلب مشکلات دیگری از جمله انتخاب ساختار بهینه اولیه را نیز تجربه می‌کنند. بنابراین توضیح دادن چگونگی تصمیم‌گیری بر اساس خروجی از شبکه ساخته شده دشوار و یا غیرممکن است. مروری بر تحقیقات گذشته و افزایش یادگیری آنلاین دو اشکال عمده را در این مدل‌ها نشان می‌دهد. روش‌های سنتی ANN یک جعبه سیاه است و قوانین استخراج شده از ANN به راحتی قابل فهم نیست (Hu et al. 2009). همچنین روش‌های یادگیری ماشین و داده‌کاوی انجام پشتیبانی آنلاین را ارائه نمی‌دهد و قادر به انعطاف‌پذیری با مجموعه داده‌های پیچیده نیستند (et al. 2001 Sim). در این تحقیق در راستای کاهش محدودیت‌های روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، با استفاده از داده‌های صحرائی توانایی مدل PSO-ANFIS برای پیش‌بینی عمق آبخستگی در پایه‌های منفرد بررسی شد. این مدل می‌تواند یادگیری انطباقی از طریق مدل شبکه تطبیقی عصبی فازی^۴ (ANFIS) با یادگیری افزایشی خوشه‌بندی فازی و فن‌های الهام گرفته از ازدحام ذرات را ممکن نماید. علاوه بر این، در این مدل پارامترهای توابع عضویت با استفاده از فن ازدحام ذرات بهینه می‌شوند. معرفی این روش می‌تواند در ارتقای نتایج روش‌های هوشمند در محاسبات هیدرولیکی به خصوص آبخستگی در پایه پل‌ها مورداستفاده محققین و مهندسين اجرایی قرار گیرد.

۱-۱- مدل‌های هوشمند

به‌منظور درک مفاهیم مورداستفاده در این تحقیق، روش ANFIS و بهینه‌سازی ازدحام در اینجا تشریح می‌شوند.

۱-۲- شبکه تطبیقی عصبی فازی (ANFIS)

منطق فازی (FL)^۵ و سیستم استنتاج فازی (FIS)^۶ برای اولین بار توسط (Zadeh, 1965) مطرح شد. این روش وسیله‌ای برای تصمیم‌گیری بر اساس داده‌های مبهم و یا ناقص است. منطق فازی نشان‌دهنده دانش انسانی با استفاده از قوانین IF-THEN است. سیستم استنتاج فازی عمدتاً از قوانین فازی، توابع عضویت فازی و عملیات فازی و د-فازی تشکیل شده است. از طریق استنتاج فازی، داده‌های ورودی، خروجی ساده ایجاد می‌کند که به‌آسانی قابل درک و تفسیر است. سه دسته از سامانه‌های استنتاج فازی شامل ممدانی، سوگنو- تاکاگی و سوگنو تکاملی وجود دارند. مبنای سیستم استنتاج فازی، تشخیص روابط است که در این راستا محدودیت‌هایی وجود دارد. از جمله اینکه هیچ روش استانداردی برای تبدیل دانش و تجربه انسانی به یک قانون وجود ندارد.

- 1- Artificial Neural Network
- 2- Back-Propagation Neural Networks
- 3- Radial Basis Function
- 4- Adaptive Neuro Fuzzy Inference System
- 5- Fuzzy Logic
- 6- Fuzzy Inference System

همچنین تنظیم توابع عضویت (MF) برای به حداقل رساندن خطاهای خروجی و به حداکثر رساندن عملکرد مدل به خوبی انجام نمی‌شود. ANFIS سیستم استنتاج فازی تطبیقی مبتنی بر شبکه چندلایه است (Jang, 1993). این روش شبیه به یک سیستم استنتاج فازی است که با استفاده از روش پس انتشار خطا به حداقل رسیده است. روش عمل ANFIS مشابه هر دو روش شبکه عصبی و منطق فازی است. در این نوع از منطق فازی پیشرفته، با استفاده از شبکه‌های عصبی می‌توان از تغییر پارامترها تا رسیدن به حل بهینه استفاده نمود و با استفاده از ANFIS پس انتشار و با ترکیب حداقل مربعات خطا (RMSE) به تخمین پارامترهای تابع عضویت پرداخت (Jang و Sun, 1997). برای توضیح بیشتر مدل ANFIS یک سیستم استنتاج فازی دارای دو ورودی x و y و یک خروجی f فرض شده است (شکل ۱). برای مرتبه اول مدل فازی سوگونو، یک قانون شامل مجموعه‌ای دوفازی IF-THEN به شرح رابطه (۱) آورده شده است (Zadeh, 1965):

$$\begin{aligned} \text{Rule 1: IF } x \text{ is } A_1 \text{ and } y \text{ is } B_1, \text{ then } f_1 &= p_1x + q_1y + r_1 \\ \text{Rule 2: IF } x \text{ is } A_2 \text{ and } y \text{ is } B_2, \text{ then } f_2 &= p_2x + q_2y + r_2 \end{aligned} \quad (1)$$

گره در موقعیت i ام از لایه k ام به عنوان $O_{k,i}$ نشان داده شده و توابع گره در همان لایه از همان خانواده تابع به شرح زیر است: لایه ۱ لایه ورودی است و هر گره i در این لایه یک گره مربعی با یک تابع عضویت است (رابطه ۲).

$$O_{1,i} = \mu A_i(x) \quad \text{for } i = 1, 2 \quad (2)$$

$O_{1,i}$ تابع عضویت A_i است. تابع عضویت گوسین تابع عضویت ورودی (رابطه ۳) حداکثر برابر با ۱ و حداقل برابر با صفر است. شواهد تجربی و آنالیز داده‌های موجود نشان می‌دهند که این توزیع در پیش‌بینی عمق آبستنگی نسبتاً پایدار و معقول عمل می‌کند.

$$\mu A_i(x) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

در رابطه (۳) C میانگین و σ واریانس تابع عضویت است. هر گره در لایه ۲، گره‌ای دایره‌ای است که دارای برچسب Π (عملگر نورم) است. ضرب سیگنال‌های ورودی توسط رابطه (۴) بیان می‌شود.

$$O_{2,i} = w_i = \mu A_i(x) \times \mu B_i(y) \quad \text{for } i = 1, 2 \quad (4)$$

هر گره در لایه ۳، با برچسب دایره‌ای نشان داده شده است. وزن‌ها در این مسیر به صورت نرمال به رابطه (۵) درآمده‌است.

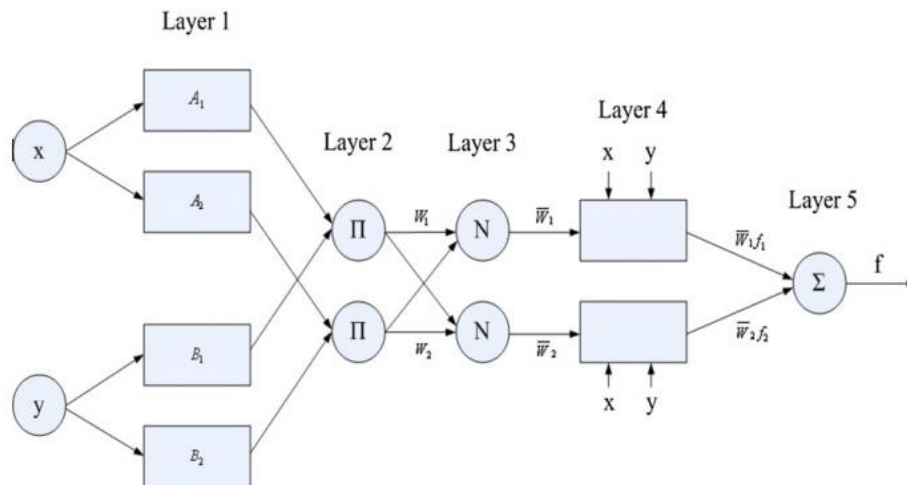
$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad \text{for } i = 1, 2 \quad (5)$$

هر گره i در لایه ۴، وارد تابع عضویت مربوط به همان گره می‌شود (رابطه ۶).

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_1 + q_1 + r_1) \quad (6)$$

که در آن p_1 , q_1 و r_1 متغیر می‌باشند. در این لایه یک گره دایره با برچسب Π سیگما وجود دارد که خروجی نهایی برابر مجموع ورودی‌هاست (رابطه ۷):

$$O_{5,i} = \sum \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_{i=1} w_i f_i}{\sum_{i=1} w_i} \quad (7)$$



شکل ۱- سیستم استنتاج فازی شامل دو ورودی و یک خروجی

۱-۳- بهینه‌سازی ازدحام ذرات

بهینه‌سازی ازدحام ذرات^۱ (PSO) یک فن بهینه‌سازی تصادفی مبتنی بر جمعیت است که توسط Kennedy و Eberhart (1995) توسعه یافته است. این روش با الهام از رفتار اجتماعی پرندگان و ماهی‌ها ایجاد شده است. PSO شباهت‌های بسیاری با فن‌های محاسبات تکاملی مانند الگوریتم ژنتیک^۲ (GA) دارد. با این حال، برخلاف PSO، GA اپراتورهای تکامل مانند ترکیب و جهش ندارد. در PSO، راه‌حل بالقوه، از طریق جستجو در فضای مسئله با پیروی از ذرات بهینه است. ارزش ذرات با توجه به تابع ارزیابی بهینه و سرعت پرواز ذرات است و مقدار بهینه جستجو شده، اطلاعات اجتماعی بین ذرات فردی است (Yuan و Chu, 2007). به علاوه همکاری و رقابت در میان جمعیت و روش‌های بهینه‌سازی مبتنی بر آن می‌تواند به راه‌حل بسیار خوب و کارآمد منجر شود. ذرات در حال حرکت، یک راه‌حل بالقوه مسئله را از طریق یک جستجو D بعدی نشان می‌دهد. g_{best} هر ذره i نشان‌دهنده موقعیت بهترین مقادیر است. هر ذره از کل جمعیت به عنوان همسایه خود دارای بهترین مقدار به نام g_{best} است. همه ذرات می‌توانند اطلاعات خود در مورد فضای جستجو را به اشتراک بگذارند. موقعیت D- بعدی برای ذرات i در تکرار T را می‌توان به صورت رابطه (۸) نشان داد.

$$x_i^t = \{x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{iD}^t\} \quad (8)$$

به همین ترتیب، سرعت یک بردار D- بعدی، برای ذرات i در تکرار T را می‌توان به صورت رابطه (۹) بیان نمود:

$$V_i^t = \{V_{i1}^t, V_{i2}^t, \dots, V_{iD}^t\} \quad (9)$$

سرعت فعلی بعد D از ذره i ام در تکرار k به شرح رابطه (۱۰) است:

$$V_{id}^{k+1} = W^k V_{id}^k + C_1 \text{rand}_1 (P_{id}^k - x_{id}^k) + C_2 \text{rand}_2 (P_{gd}^k - x_{id}^k) \quad (10)$$

در رابطه (۱۰)، P_{id} دلالت بر بهترین موقعیت قبلی i ام ذرات و P_{gd} نشان‌دهنده بهترین موقعیت تاکنون است. r یک تابع تصادفی در محدوده $[0, 1]$ است. ثابت‌های مثبت C_1 و C_2 ، عوامل یادگیری فردی و اجتماعی هستند و W وزن اینرسی است. سرعت $[V_{max}, -V_{max}]$ که در آن محدوده V_{max} به مقدار مرزی از پیش تعریف‌شده محدود می‌شود. موقعیت جدید یک‌ذره با استفاده از رابطه (۱۱) محاسبه می‌شود:

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (11)$$

سرعت ذرات بر اساس بهترین موقعیت قبلی خود و بهترین موقعیت‌های قبلی از همراهان خود به‌روز می‌شود.

۲- مواد و روش‌ها

در این تحقیق مدل ANFIS ترکیبی با استفاده از تعداد ۱۸۸ داده عمق آبشستگی که به‌وسیله سازمان USGS ارائه شده است، ساخته شد. در این مدل پارامترهای خوشه‌بندی به‌وسیله ANFIS و پارامترهای توابع عضویت به‌وسیله PSO بهینه شدند. در این بخش فاز مدل‌سازی که شامل جداسازی و مقیاس بندی داده‌ها، انتخاب متغیر و آنالیز ابعادی متغیرها و مدل PSO-ANFIS شرح داده می‌شود.

۲-۱- جداسازی و مقیاس بندی داده‌ها

داده‌های آبشستگی مورد استفاده در این تحقیق از ۳۳ سایت مختلف انتخاب و جمع‌آوری شدند (جدول ۱). حوزه آبریز سایت‌های آبشستگی پل در محدوده ۱۶۶ تا ۱۵۷۲۱۲ کیلومترمربع و شیب در مجاورت هر سایت در بازه $0/0001 - 0/0029$ است. مواد بستر در اکثر سایت‌ها شامل شن و ماسه و یا شن و در برخی موارد، شن و ماسه و یا شن مخلوط شده با لایه‌های خاک رس می‌باشند. با استفاده از روش جداسازی تصادفی، ۷۰ درصد نمونه‌ها برای آزمایش مدل و ۳۰ درصد برای آزمودن آن جدا گردید.

۲-۲- انتخاب متغیر

تأثیرات شکل پایه، نوع سیال، خصوصیات رسوب بستر و فاکتور آشفتگی جریان، در برآورد عمق آبشستگی (y_s) را می‌توان به‌صورت رابطه (۱۲) نشان داد:

$$\frac{y_s}{D} = f_1 \left(Fr, \frac{h}{D}, \frac{d_{50}}{D} \right) \quad (12)$$

که در آن d_{50} متوسط اندازه رسوبات بستر، h ارتفاع آب بالادست پایه، D عرض پایه و Fr عدد فرود جریان بالادست پایه است. از این‌رو با توجه به رابطه (۱۰) چهار متغیر d_{50} ، h ، D و V (سرعت در بالادست پایه) به‌عنوان ورودی مدل انتخاب گردید؛ این ورودی و خروجی مدل به‌صورت رابطه (۱۳) بیان می‌شود:

$$y_s = f_1(V, h, d_{50}, D) \quad (13)$$

جدول ۱- سایت‌های انتخاب‌شده به‌وسیلهٔ USGS برای استفاده در مدل آب‌سنگی

نام سایت	مساحت حوضه (Km ^۲)	شیب آبراهه (m/m)
Knik River at S.R. 1 near Eklutna, AK	-	۰/۰۰۱۰۰
Arkansas River at C.R. 613 near Nepesta, CO	۲۴/۳۴۶	۰/۰۰۰۵۰
Eel River at S.R. 59 near Clay City, IN	۲/۲۷۹	۰/۰۰۰۳۵
White River at S.R. 157 at Worthington, IN	۱۱/۳۷۵	۰/۰۰۰۲
Red River at S.R. 3032 near Shreveport, LA, W.B.	۵۷/۲۱۲	۰/۰۰۰۱۰
Big Pipe Creek at S.R. 194 at Bruceville, MD	۲۶۴	۰/۰۰۱۵۷
Homochitto River at U.S. 84 at Eddiceton, MS	۴۶۹	۰/۰۰۰۹۳
Chemung River at S.R. 427 at Chemung, NY	۶/۴۹۱	۰/۰۰۰۷۵
Delaware River at Route 6 at Port Jervis, NY	۷/۹۵۱	۰/۰۰۱۱۴
Schoharie Creek at S.R. 30 at Middleburg, NY	۱/۳۸۳	۰/۰۰۲
Susquehanna River at C.R. 314 at Conklin, NY	۵/۷۸۱	۰/۰۰۰۵۷
Clear Creek at U.S. 33 near Rockbridge, OH	۲۳۸	۰/۰۰۱۹
Grand River at S.R. 84 near Painesville, OH	۱/۷۷۴	۰/۰۰۱۰۹
Great Miami River at S.R. 128 at Hamilton, OH	۹/۴۰۲	۰/۰۰۰۴۹
Hocking River at S.R. 278 at Nelsonville, OH	۱/۴۹۲	۰/۰۰۰۳۸
Honey Creek at S.R. 67 at Melmore, OH	۳۸۶	۰/۰۰۱۴
Killbuck Creek at C.R. 621 at Killbuck, OH	۱/۱۹۷	۰/۰۰۰۲۳
Little Miami River at S.R.350 at Fort Ancient, OH	۱/۷۴۸	۰/۰۰۰۸۴
Mad River at U.S. 36 near Urbana, OH	۴۲۰	۰/۰۰۱۳۶
Ottawa River at Township Road 122 at Lima, OH	۳۳۷	۰/۰۰۱۴۴
Scioto River at S.R. 159 at Chillicothe, OH	۹/۹۶۹	۰/۰۰۰۳۵
Sugar Creek at U.S. 250 at Strasburg, OH	۸۰۵	۰/۰۰۰۸۷
Todd Fork at S.R. 22 at Morrow, OH	۶۷۹	۰/۰۰۱۷۹
Tuscarawas River at C.R. 14 near Port Washington, OH	۶/۲۱۶	۰/۰۰۰۴۷
Walnut Creek at C.R. 17 near Ashville, OH	۵۵۹	۰/۰۰۰۶۸
Bush River at U.S. 460 near Rice, VA	۱۶۶	۰/۰۰۱۱
Dan River at U.S. 501 at South Boston, VA	۷/۰۷۱	۰/۰۰۰۲۵
Little Nottoway River S.R. 603 nr Blackstone, VA	-	۰/۰۰۲
North Fork Holston River at S.R. 633 near North Holston, VA	-	۰/۰۰۱
Nottoway River at S.R. 653 near Sebrell, VA	۳/۶۸۰	۰/۰۰۰۱۶
Pamunkey River at S.R. 614 near Hanover, VA	۲۸۰۰	۰/۰۰۰۱۲
Reed Creek at S.R. 649 near Wytheville, VA	-	۰/۰۰۰۱
Tye River at S.R. 56 near Lovingston, VA	۲۴۰	۰/۰۰۲۹

۲-۳- بهینه‌سازی ازدحام ذرات

PSO یک روش مناسب برای کشف فضای تکراری جستجو است. وقتی پارامترهای تابع عضویت جستجو می‌شود، PSO می‌تواند برای جستجو مناطق اطراف آن و برای پیدا کردن بالاترین جواب‌ها مورد استفاده قرار گیرد. علاوه بر این، تابع بر آزش تضمین می‌کند که پارامترهای انتخاب شده دارای بهترین جواب هستند. در این تحقیق فرض شده است که پارامترهای میانگین و واریانس هر تابع عضویت در تکرار k ام وجود داشته باشد. با فرض داشتن C_1, C_2, \dots, C_k و $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_k$ هدف یافتن میانگین و واریانس در تکرار $k+1$ ام است. تابع برآزش PSO در تکرار $k+1$ ام به وسیله معادله (۱۴) محاسبه می‌شود. این فرآیند در یک فرآیند بهینه‌سازی چندهدفه انجام می‌شود.

$$E = Y_{s,Target} - Y_{s,Model} \quad (14)$$

که در آن $Y_{s,Target}$ مقادیر واقعی عمق آبشستگی و $Y_{s,Model}$ مقادیر عمق آبشستگی پیش‌بینی به وسیله مدل است. برای اولین بار مقادیر شعاع همسایگی R_a ، وزن W ، نرخ یادگیری C_1 و C_2 ، اندازه جمعیت $PopSize$ و تعداد تکرارها $MaxIters$ تنظیم می‌شود. در مرحله بعد، تکرار صفر تنظیم و نتایج حاصل از آموزش بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای یافتن پارامترهای تابع عضویت به کار برده می‌شود. در مراحل بعد، پارامترهای مختلف ذرات به وسیله مدل بهینه می‌شوند. با استفاده از نتایج حاصله به‌روزرسانی بهترین مقادیر انجام می‌شود. هر ذره با استفاده از معادلات (۸) و (۹) به موقعیت بعدی حرکت می‌کند.

۲-۴- مدل PSO-ANFIS

در این تحقیق به منظور واسنجی و صحت سنجی مدل PSO-ANFIS مراحل زیر انجام شد:

- ۱- دریافت مقادیر اولیه از PSO مانند شعاع همسایگی R_a ، وزن W ، نرخ یادگیری C_1 و C_2 ، اندازه جمعیت $PopSize$ و تعداد تکرارها ($MaxIters$).
- ۲- محاسبه مقدار پارامترها در هر خوشه توسط معادله (۳) در تکرار صفر.
- ۳- استفاده از PSO به منظور بهبود پارامترها و به دست آوردن پارامترهای جدید به صورت زیر:
 - ۱-۳- با توجه به مقدار به دست آمده به وسیله معادله (۱۲)، اجتماع ذرات اولیه در یک فضای جستجو با پارامترهای میانگین و واریانس ایجاد که برای تعداد تکرار صفر تنظیم شد.
 - ۲-۳- به‌روزرسانی P_{id} برای هر ذره و P_{gd} برای ازدحام جهانی. سرعت به‌روزرسانی هر ذره توسط معادله (۱۰) محاسبه شد.
 - ۳-۳- به‌روزرسانی موقعیت جدید هر ذره با استفاده از رابطه (۱۱).
 - ۴-۳- محاسبه مقدار E چنانچه مقدار E مینیمم شود به منزله برگشت به مرحله ۳-۱ یعنی مقداردهی اولیه ذرات است.
 - ۵-۳- تنظیم شمارنده = شمارنده + ۱؛ اگر شمارنده کوچک‌تر از $MaxIters$ است، رفتن به گام ۳-۲ در غیر این صورت، پایان دادن به PSO و رفتن به مرحله ۴ است.
 - ۴- اگر با مدنظر قرار دادن میزان خطا (معیار توقف) صحت مدل تأیید شد، مرحله ۶ و در غیر این صورت مرحله ۵ اجرا شد.
 - ۵- مجموعه $K = K + 1$ و بازگشت به مرحله ۳. انتخاب داده‌ها با بالاترین مقدار پتانسیل به عنوان میانگین و واریانس، سپس میانگین و واریانس جدید توسط PSO محاسبه شد.
 - ۶- انتخاب آخرین مقادیر میانگین و واریانس به عنوان بهینه‌ترین تخمین از پارامترهای خروجی.
 - ۷- استفاده از مقادیر بهینه برای به دست آمده آوردن مقدار آبشستگی با توجه به پارامترهای معادله (۱۲).

۳- یافته‌ها و بحث

۳-۱- مقایسه عملکردی

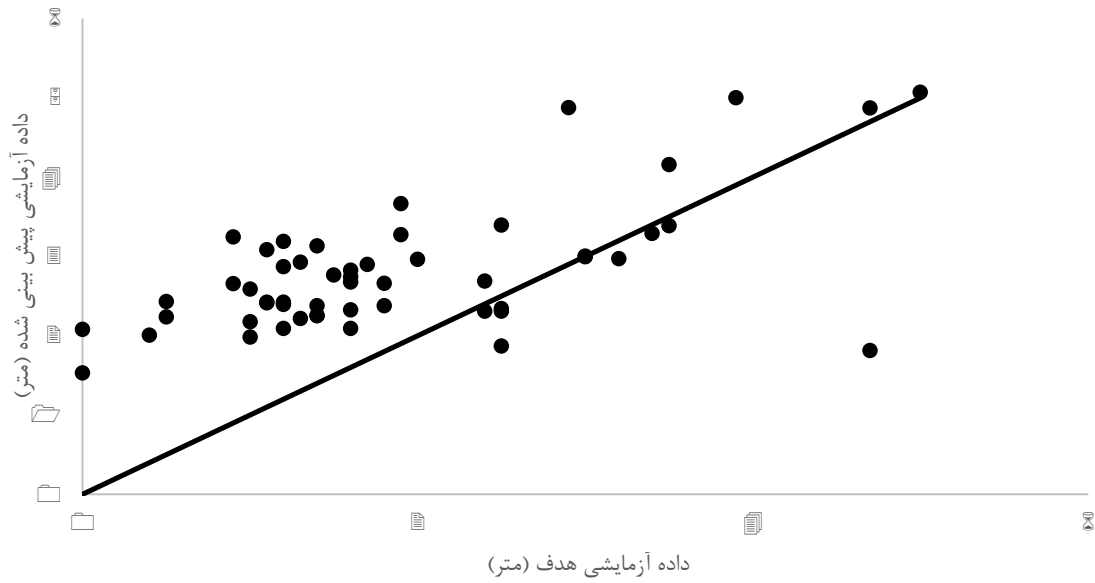
پارامترهای مدل C_1 عامل آموزش و C_2 عامل یادگیری اجتماعی برای PSO-ANFIS به ترتیب معادل $1/6$ و $1/1$ انتخاب شد. برای انتخاب این مقادیر تحلیل حساسیت در حین انجام چندین اجرا صورت گرفت. تعداد ذرات و حداکثر تعداد تکرار به ترتیب 200 و 1000 در نظر گرفته شد. وزن اینرسی 0.9 و حداکثر سرعت برابر 2 متر بر ثانیه تنظیم شد. محدوده دینامیکی برای همه عناصر یک ذره در بازه $(80$ و $-10)$ انتخاب شد. مقدار اولیه Ra، شعاع محلی، معادل 0.5 و دامنه جستجو، Ra، بین 1 و 100 تعیین شد.

۳-۲- مدل فازی عصبی- ازدحام ذرات

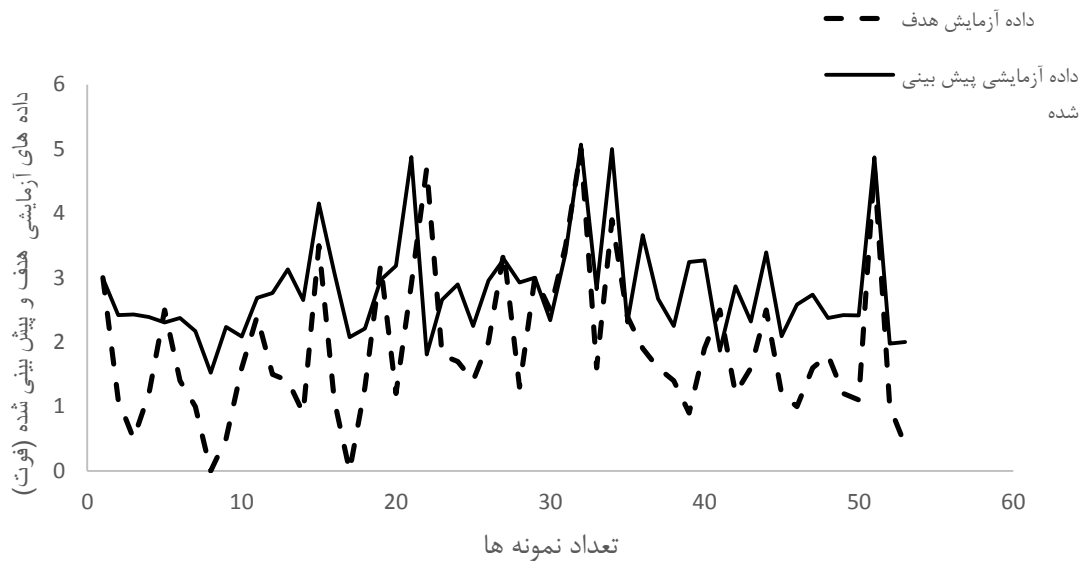
در این روش ابتدا مدل (PSO-ANFIS) برای سه حالت مختلف با تکرارهای 100 ، 500 و 1000 اجرا شد. مقادیر توابع عضویت هر پارامتر در هر تکرار در جدول (۲) ارائه شده است. در شکل (۲) نیز مقایسه داده‌های آزمودن مدل با داده‌های هدف برای 1000 امین تکرار نشان داده شده است. شکل (۲) نشان می‌دهد که اکثر داده‌های مدل بیشتر از مقدار واقعی می‌باشند. همچنین در شکل (۳) حالت دیگری از مقایسه نتایج نشان داده شده است. در این حالت نیز مقادیر عمق آبشستگی پیش‌بینی شده بیشتر از مقادیر اندازه‌گیری شده است. شکل (۳) همچنین نشان می‌دهد که مدل به طور مناسب مقادیر عمق آبشستگی را بیشتر از مقدار واقعی برآورد می‌کند. در تکرارهای مختلف با افزایش تکرار، نتایج شبیه‌سازی بهبود یافت. در جدول (۳) خطای ناشی از شبیه‌سازی مدل در تکرارهای مختلف آورده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود با افزایش تعداد تکرار میزان خطا کاهش می‌یابد.

جدول ۲- خلاصه نتایج توابع عضویت استفاده شده در هر مدل

تعداد تکرار	نام متغیر	بازه تابع عضویت	σ (متر)	C (متر)
۱۰۰	عرض نرمال پایه (متر)	۴/۲۷-۰/۶۱	۱/۰۱۴۸۵۹	۴/۱۳۵۱۳۶
	سرعت جریان در بالادست (متر بر ثانیه)	۴/۴۸۳۵-۰/۱۸۹۱	۱/۲۵۰۶۳۶	۳/۷۷۲۸۳۴
	عمق جریان (متر)	۱۱/۱۹۳۵۳-۰/۴۵۷۵	۴/۲۵۳۳۰۱	۷/۳۲۰۵۲۱
	متوسط دانه (میلی متر)	۷۲-۰/۱۵	۶/۰۲۵۲۱۱	۲/۴۳۴۹۰۱
۵۰۰	عرض نرمال پایه (متر)	۴/۲۷-۰/۶۱	۰/۸۸۹۸۰۲	۲/۸۳۶۷۱
	سرعت جریان در بالادست (متر بر ثانیه)	۴/۴۸۳۵-۰/۱۸۹۱	۱/۰۲۳۹۴۳	۴/۴۹۳۶۹۶
	عمق جریان (متر)	۱۱/۱۹۳۵۳-۰/۴۵۷۵	۳/۱۸۶۱۴۶	۷/۸۴۲۹۱۵
	متوسط دانه (میلی متر)	۷۲-۰/۱۵	۱۸/۴۹۴۶۴۵	۵۴/۶۴۸۳۸۳
۱۰۰۰	عرض نرمال پایه (متر)	۴/۲۷-۰/۶۱	۰/۸۶۷۴۳۱	۴/۵۷۷۷۹۹
	سرعت جریان در بالادست (متر بر ثانیه)	۴/۴۸۳۵-۰/۱۸۹۱	۱/۳۲۵۲۳۳	۵/۹۲۶۵۵۱
	عمق جریان (متر)	۱۱/۱۹۳۵۳-۰/۴۵۷۵	۳/۴۴۳۴۵۹	۱۱/۴۵۵۲۳۶
	متوسط دانه (میلی متر)	۷۲-۰/۱۵	۹/۶۶۷۸۲۱	۲۶/۲۴۳۲۴۸



شکل ۲- مقایسه نتایج عمق آبستگي واقعي و پيش بيني شده

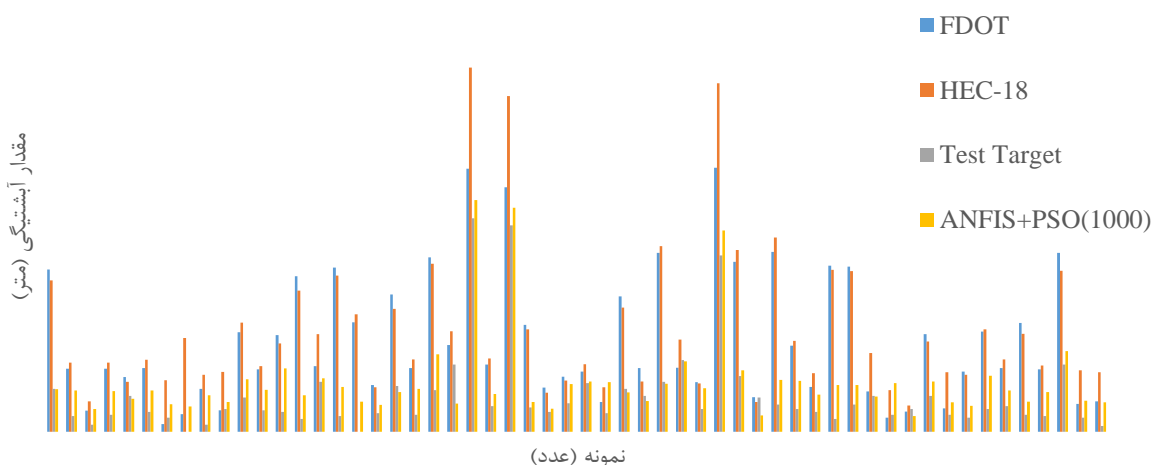


شکل ۳- مقایسه عمق آبستگي واقعي و پيش بيني شده

جدول ۳- خطای ناشی از شبیه‌سازی مدل در تکرارهای مختلف

روش	تعداد تکرار	RMSE	MSE
PSO-ANFIS	۱۰۰	۱/۴۰۴۴	۱/۹۷۲۳
	۵۰۰	۱/۳۴۳۸	۱/۸۰۵۷
	۱۰۰۰	۱/۲۹۲۳	۱/۶۶۹۹

در شکل (۴) نتایج حاصل از مدل پیش‌بینی‌شده با مقادیر واقعی و مقادیر حاصل از معادلات FDOT و HEC-18 مقایسه شده است.



شکل ۴- نتایج حاصل از مدل پیش‌بینی‌شده با مقادیر واقعی و مقادیر حاصل از معادلات HEC-18 و FDOT

همان‌طور که شکل (۴) نشان می‌دهد نتایج ANFIS-PSO به مقادیر واقعی عمق آبستگي نزدیک‌تر از معادلات FDOT و HEC-18 است. کم‌ترین مربعات خطا (RMSE) و میانگین مطلق خطا (MAE) برای مدل ANFIS-PSO، FDOT و HEC-18 به ترتیب برابر ۱.۴۳، ۵.۶۱ و ۵.۰۰ است.

۴- نتیجه‌گیری

در این پژوهش مدل تلفیقی PSO-ANFIS برای پیش‌بینی عمق آبستگي در پایه‌های پل استفاده قرار گرفت. به این منظور چهار متغیر اصلی مؤثر بر عمق آبستگي شامل اندازه متوسط ذرات بستر، ارتفاع جریان بالادست، عرض پایه و سرعت جریان در بالادست پایه به‌عنوان ورودی به مدل وارد شدند. مجموعه‌ای از ۱۸۸ داده صحرایی عمق آبستگي ارائه‌شده به‌وسیله سازمان زمین‌شناسی آمریکا (USGS) برای واسنجی و صحت‌سنجی (آزمون) مدل استفاده شدند. مهم‌ترین نتایج این تحقیق به‌صورت زیر قابل‌بیان است:

- ۱- مدل ارائه‌شده نسبت به دیگر روش‌های بررسی‌شده در این تحقیق دارای دقت بالاتری در پیش‌بینی عمق آبستگي در اطراف پایه پل‌ها است

۲- مدل PSO-ANFIS می‌تواند با بهره گرفتن از الگوریتم PSO در دام بهینه محلی گرفتار نشود و موجب افزایش قابلیت دقت و جستجوی جهانی برای آموزش ANFIS شود.

۳- مومنتوم یک منظوره به دلیل یادگیری سریع و همگرایی خود در مجموعه با داده‌های زیاد، روشی مناسب برای یادگیری برخط است، درحالی‌که روش مومنتوم دومنظوره برای یادگیری تدریجی مناسب‌تر است.

این پژوهش با ارائه روشی دقیق‌تر نسبت به دیگر روش‌های تجربی بر قابلیت استفاده از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی تأکید می‌کند. تحقیقات بیشتری درباره دیگر روش‌های بهینه‌سازی موجود با رویکرد مبتنی بر ANFIS نیاز است که بتوان جهت مقایسه از آن‌ها بهره گرفت. استفاده از داده‌های دیگر محققین و یا داده‌های صحرائی برای اصلاح و ارتقای این روش می‌تواند مدنظر دیگر محققین قرار گیرد.

References

- Ahmad M. (1953). Experiments on Design and Behavior of Spur Dikes, International hydraulics convention, St. Anthony Falls Hydraulics Laboratory, Minneapolis, 15(2), 149 – 159.
- Ansari S. A. and Qadar A. (1994). Ultimate Depth of Dcour Aroun Bridge Piers. ASCE, Buffalo, NY 3(2), 51 – 55.
- Arneson L. A., Zevenbergen L. W., Lagasse P. F. and Clopper P. E. (2012). Evaluating Scour at Bridges, 4th Ed. Hydraulic Engineering Circular No. 18 (HEC-18), Federal Highway Administration, Washington, DC.
- Arbib M. (2003). The Handbook of Brain Theory and Neural Networks, The MIT Press, Cambridge, MA.
- Bateni S.M., Borghei S. M. and Jeng D. S. (2007). Neural Network Aadneuro-Fuzzy Assessments for Scour Depth Around Bridge Piers, Engineering Applications of Artificial Intelligence, 20(3), 401 – 414.
- Blench T. (1969). Mobile-bed fluviology, University of Alberta Press, Edmonton, Canada.
- Breusers H. N. C. (1965). Scour around Drilling Platforms. International Association for Hydraulic Research, 5 (2), 19- 27.
- Breusers H. N. C. and Raudkivi A. J. (1991). Scouring: Hydraulicstructures design manual, International Association of Hydraulic Research, Balkema, Rotterdam.
- Chitale S. V. (1962). Scour at Bridge Crossings. Transactions of the American Society of Civil Engineers, 127(1), 191 – 196.
- Eberhart R. C. and Kennedy J. (1995). A New Optimizer Using Particle Swarm Theory, in: Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science (Nagoya, Japan), IEEE Service Center, Piscataway, NJ, 2(1), 39–43.
- 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.
- Freeman J. A. S. and Saad D. (1997). On-Line Learning in Radial Basis Function Networks, Neural Computing, 9 (7), 196-203.
- Froehlich D. C. (1988). Analysis of Onsite Measurements of Scour at Piers. ASCE National Hydraulic Engineering Conference, ASCE, Colorado Springs, CO, 1(1), 534 – 539.
- Hu B. G., Qu H. B., Wang Y. and Yang S. H. (2009). A Generalized-Constraint Neural Network Model: Associating Partially Known Relationships for Nonlinear Regressions, Information Sciences, 179 (12), 1929–1943.
- Jang J. R. (1993). ANFIS Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 23 (3), 665–685.
- Jang J. S. and Sun C.T. (1997). Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ.

- Laursen E. M. (1963). Analysis of Relief Bridge scour, *Journal of Hydraulic Division*, 89 (3), 93 –118.
- Melville B. W. (1997). Pier and Abutment Scour: Integrated Approach, *Journal of Hydraulic Engineering*, 123(2), 125 – 136.
- Murillo J. A. (1987). The Scourage of Scour, *Civil Engineering*, 57(3), 66-69.
- Neill C. R. (1973). Guide to bridge hydraulics. Roads and Transportation Association of Canada, University of Toronto Press, Toronto.
- Sim K., Liu G., Gopalkrishnan V. and Li J. (2011). A case study on financial ratios via cross-graph quasi-bicliques, *Information Sciences* 181 (1), 201–216.
- Sheppard D. M., Melville B. and Demir H. (2014) Evaluation of Existing Equations for Local Scour at Bridge Piers. *Journal of Hydraulic Engineering* 140(1), 14-23,
- Toth E. and Brandimarte L. (2011). Prediction of local scour depth at bridge piers under clear-water and live-bed conditions: Comparison of literature formulae and artificial neural networks, *Journal of Hydroinformatics*, 13(4), 812 – 824.
- Wilson K. V. J. R. (1995). Scour at Selected Bridge Sites in Mississippi. Resources Investigations Report. 94– 4241, Geological Survey Water, Reston, VA.
- Yuan S. F. and Chu F. L. (2007). Fault Diagnostics Based On Particle Swarm Optimization And Support Vector Machines, *Mechanical Systems and Signal Processing* 21(4), 1787–1798.
- Zadeh L. A. (1965). Fuzzy Sets, *Information and Control*, 8(1), 338–353.

A Hybrid ANFIS- PSO Model for Scour Depth Prediction

Mohammad HemanJannaty^{1*}, Afshin Eghbalzadeh² and Seyed Abbas Hosseini³

¹PhD student, Department of Civil Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

²Assistant professor, Civil Engineering Department, Razi University, Kermanshah, Iran

³Assistant professor, Department of Civil Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

*Corresponding Author: hemenjannaty@yahoo.com

Received: July 7, 2015

Accepted: December 17, 2016

Abstract:

In recent years, newly-developed data mining and machine learning techniques have been applied in various fields to build intelligent information systems. However, few of these approaches offer online support or are flexible to be adapted to large and complex datasets. Therefore, the present research work adopts Particle Swarm Optimization (PSO) techniques to obtain appropriate parameter settings for membership function and integrates the Adaptive- Network-based Fuzzy Inference System (ANFIS) model to make the model fit for predicting scour depth. A dataset of 188 scour depths for single piers presented by the USGS was used. Results of the model prediction show that the derived model is best fitted to the field data. The proposed one-order momentum method is able to learn quickly through one-pass training and provides high-accuracy short-term predictions. Moreover, this method is suitable for online learning but the two-order momentum method is appropriate for incremental learning. The PSO-ANFIS approach could provide better results in predicting scour depths compared with other models.

Keywords: Scour Depth, PSO-ANFIS, Field Data, Single Piers.