



دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

مجله پژوهش‌های حفاظت آب و خاک  
جلد شانزدهم، شماره اول، ۱۳۸۸  
www.gau.ac.ir/journals

## تخمین هوشمند حداکثر عمق آب‌شستگی اطراف آب‌شکن‌های L شکل با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی - عصبی

\*امیر احمد دهقانی<sup>۱</sup>، سیدفضل‌الله هاشمی‌نجفی<sup>۲</sup>، سیدعلی ایوب‌زاده<sup>۳</sup>

و محمدابراهیم مشکاتی<sup>۴</sup>

<sup>۱</sup> استادیار گروه مهندسی آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، دانش‌آموخته کارشناسی ارشد گروه سازه‌های

آبی، دانشگاه تربیت مدرس تهران، <sup>۳</sup> دانشیار گروه سازه‌های آبی، دانشگاه تربیت مدرس تهران،

<sup>۴</sup> دانشجوی کارشناسی ارشد گروه مهندسی آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

تاریخ دریافت: ۸۷/۵/۲۶ ؛ تاریخ پذیرش: ۸۷/۱۲/۱۴

### چکیده

از جمله مسایل مهم در طراحی آب‌شکن‌ها، پدیده آب‌شستگی موضعی دماغه آنها می‌باشد که به علت تنگ‌شدگی مقطع جریان و وجود گردابه‌های قوی به وجود می‌آید و یکی از شاخص‌های مهم در تعیین مشخصات حفره‌ی آب‌شستگی، حداکثر عمق آب‌شستگی می‌باشد. امروزه شبکه‌های عصبی کاربردهای بسیاری در مسایل مختلف مهندسی آب که رابطه و الگوی مشخصی بین عوامل مؤثر بر وقوع یک پدیده وجود ندارد، پیدا کرده است. بنابراین در این پژوهش از دو روش شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی عصبی به برآورد میزان عمق آب‌شستگی اطراف آب‌شکن L- شکل پرداخته شده است. همچنین نتایج به دست آمده از این روش‌ها با رابطه تجربی موجود مقایسه شده است. برای شبکه عصبی مصنوعی از یک لایه میانی با ۵ نرون استفاده شد. تابع محرک لایه میانی نیز تانژانت هیپربولیک و تابع محرک لایه خروجی سیگموئید در نظر گرفته شد. سیستم استنتاج فازی-

\* مسئول مکاتبه: a.dehghani@gau.ac.ir

عصبی به کار رفته در این تحقیق نیز سوگینو می باشد که از الگوریتم یادگیری پیوندی برای تعیین پارامترهای سیستم فازی استفاده می کند. ضریب همبستگی برای داده های آزمون در شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی عصبی و رابطه تجربی به ترتیب ۰/۹۷، ۰/۹۹ و ۰/۹۳ به دست آمده است. مقایسه نتایج نشان دهنده قدرت بالای سیستم های هوشمند (به خصوص سیستم استنتاج فازی عصبی) در یادگیری و تخمین عمق آب شستگی اطراف این نوع آب شکن می باشد.

**واژه های کلیدی:** آب شکن L- شکل، شبکه های عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی عصبی، آب شستگی

### مقدمه

آب شکن ها سازه هایی هستند که با هدف انحراف جریان از ساحل فرسایش پذیر رودخانه و یا ایجاد مسیر مناسب برای هدایت جریان و کنترل سیلاب و در واقع برقراری عمق لازم برای اهداف کشتی رانی احداث می گردند. آب شکن ها برحسب مورد، شرایط رودخانه ای و اهداف مورد نظر در شکل ها و انواع مختلف طراحی و احداث می گردند. سازه های آب شکن هر چند با اهداف رسوب گذاری و جلوگیری از فرسایش کناره ها و حواشی رودخانه و تثبیت موقعیت رودخانه احداث می گردند، در عین حال خود تحت تأثیر پدیده فرسایش ناشی از تمرکز جریان به خصوص در قسمت دماغه می باشند. در قسمت دماغه، افزایش موضعی سرعت جریان ناشی از تنگ شدگی مقطع و وقوع جریان چرخشی پایین رونده منجر به تشکیل حفره آب شستگی می شود که پیشرفت آن استحکام سازه را به مخاطره می اندازد.

از اوایل سال ۱۹۳۰ تاکنون محققان مختلف، بررسی های آزمایشگاهی و عددی را برای تعیین حداکثر عمق آب شستگی و امکان پیش بینی آن با استفاده از روابط تجربی انجام داده اند. پیچیدگی الگوی جریان حول آب شکن ها و گوناگونی عوامل مؤثر بر آب شستگی، موجب تعدد روابط کاربردی و کاهش دامنه کاربرد هریک از آنها به دلیل محدودیت شرایط آزمایشگاهی می شود (احمد، ۱۹۵۱؛ ایزارد و برادلی، ۱۹۵۷؛ گاردی و همکاران، ۱۹۶۱؛ لیو و همکاران، ۱۹۶۱؛ گیل، ۱۹۷۲؛ زاغلول، ۱۹۸۳؛ مل ویل، ۱۹۹۲؛ کوهنل و همکاران، ۱۹۹۹؛ اتما و موسته، ۲۰۰۴؛ صانعی، ۲۰۰۶). مروری بر تحقیقات گذشته نشان می دهد که بیشتر تحقیقات بر روی آب شکن های تیغه ای استوار بوده و تنها هاشمی نجفی و همکاران (۲۰۰۸) تحقیقاتی بر روی آب شکن L- شکل انجام و رابطه ای برای تخمین حداکثر عمق

آب‌شستگی ارایه نمودند. بنی حبیب و شنتیا (۲۰۰۱) با بهره‌گیری از شبکه عصبی مصنوعی از نوع پرسپترون چند لایه با قانون پس انتشار خطا به تخمین حداکثر عمق فرسایش در اطراف آب‌شکن تیغه‌ای بسته پرداختند و برتری این مدل هوشمند را نسبت به روش‌های متداول نشان دادند. منتظر و همکاران (۲۰۰۳) از شبکه عصبی مصنوعی با توابع پایه شعاعی<sup>۱</sup> برای تخمین حداکثر عمق آب‌شستگی استفاده کردند و برتری استفاده از این شبکه را افزایش سرعت یادگیری بیان کردند. آذر درخش (۲۰۰۶) با استفاده از شبکه عصبی چند لایه پرسپترون<sup>۲</sup> به تخمین حداکثر عمق آب‌شستگی آب‌شکن تیغه‌ای پرداخته و نشان دادند که شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با روابط تجربی موجود از دقت بیشتری برخوردار است. در سال‌های اخیر، شاهد رشد روزافزون کاربرد هوش مصنوعی در حل مسایلی هستیم که به راحتی قابل حل نیستند. مبنای روش‌های هوشمند، استفاده از دانش نهفته در داده‌ها، تلاش برای استخراج روابط ذاتی بین آنها و تعمیم آن در موقعیت‌های دیگر است. از جمله مهم‌ترین سیستم‌های هوش مصنوعی می‌توان به شبکه‌های عصبی مصنوعی، منطق فازی و الگوریتم ژنتیک اشاره نمود.

با توجه به قابلیت روش‌های هوشمند در یافتن ارتباط ذاتی بین داده‌ها، در این تحقیق سعی شده است با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و همچنین سیستم استنتاج فازی عصبی به برآورد میزان حداکثر عمق آب‌شستگی اطراف آب‌شکن L- شکل پرداخته شود. از نوآوری‌های تحقیق حاضر می‌توان به بررسی آب‌شستگی اطراف آب‌شکن‌های L- شکل و استفاده از روش جدید سیستم استنتاج فازی- عصبی اشاره نمود که در تحقیقات محققان قبلی وجود ندارد.

## مواد و روش‌ها

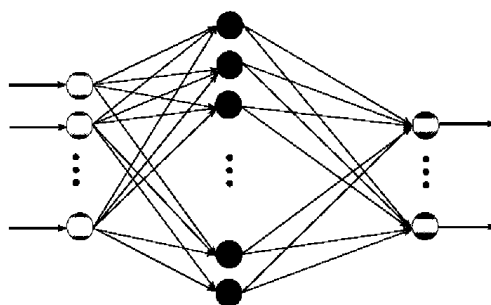
با توجه به این‌که در این تحقیق از شبکه عصبی مصنوعی و سیستم‌های فازی استفاده شده است، بنابراین در ادامه به مبنای این دو روش پرداخته می‌شود.

**مبنای ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی با ساختار پرسپترون:** شبکه عصبی مصنوعی مدلی است که توانایی شبیه‌سازی و درک ارتباط غیرخطی بین داده‌ها را دارد. شبکه‌های عصبی مصنوعی انواع

1- Radial Basis Function (RBF)

2- Multilayer Perceptron (MLP)

مختلفی دارند. یکی از مشهورترین این شبکه‌ها برای ایجاد نگاشت‌های غیرخطی، شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون (MLP) چند لایه هستند. یک مدل با ساختار پرسپترون از لایه ورودی<sup>۱</sup>، پنهان<sup>۲</sup> و خروجی<sup>۳</sup> تشکیل شده است (شکل ۱). در هر لایه یک یا چند نرون وجود دارد، به طوری که عملکرد این نرون‌ها شبیه به عملکرد نرون‌های مغز انسان می‌باشد. در یک ساختار شبکه عصبی، مجموعه‌ای از نرون‌ها دخالت دارند که هر نرون با همه نرون‌های لایه بعدی مرتبط است. تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر تعداد متغیرهای مستقل سیستم مورد نظر (در این تحقیق، پارامترهای هیدرولیکی و هندسی آب‌شکن) می‌باشد. هر یک از نرون‌های لایه ورودی در وزنی ضرب می‌شوند، مقدار این وزن همانند تقاطعات سیناپتیک در نرون‌های زیستی، تعیین‌کننده تأثیر هر متغیر بر میزان عملکرد لایه ورودی است.



شکل ۱- نمای شبکه عصبی مصنوعی با ساختار پرسپترون چند لایه.

هر نرون از دو بخش تشکیل شده است، در بخش نخست، مجموع وزنی مقادیر ورودی محاسبه می‌شود و در بخش دوم خروجی بخش نخست در یک تابع ریاضی قرار گرفته و خروجی نرون را محاسبه می‌نماید. بین هر دو لایه مقداری معادل واحد تحت عنوان اریب<sup>۴</sup> نیز در نظر گرفته می‌شود که آن نیز در وزن مربوط به خود در ارتباط با لایه بعد ضرب شده و با مجموع حاصل ضرب جمع

- 
- 1- Input Layer
  - 2- Hidden Layer
  - 3- Output Layer
  - 4- Bias

می‌گردد. این تابع ریاضی، تابع محرک<sup>۱</sup> نامیده می‌شود و دارای انواع مختلفی نظیر توابع تانژانت هیپربولیک، سیگموئید، خطی، باینری و گوسی می‌باشد. همه این توابع پیوسته و مشتق‌پذیرند و خروجی آنها در یک محدوده عددی خاصی (عموماً بین صفر و ۱ یا بین ۱ و -۱) قرار می‌گیرند. مرسوم‌ترین و پرکاربردترین توابع در این زمینه، توابع سیگموئیدی هستند که رابطه آن به شکل زیر می‌باشد (کاشفی‌پور، ۲۰۰۲):

$$f(z) = \frac{1}{1 + \exp(-z)} \quad (1)$$

که  $Z$  مقدار متغیر ورودی به نرون و  $f(Z)$  مقدار خروجی از نرون مربوطه است. آموزش شبکه: منظور از آموزش<sup>۲</sup> شبکه عصبی مصنوعی محاسبه وزن‌های اتصالات مختلف است. به‌طورکلی آموزش شبکه‌های عصبی به دو طریق صورت می‌گیرد، آموزش تحت نظارت<sup>۳</sup> (سرپرستی) که در آن خروجی مشخصی به هر ورودی اختصاص داده می‌شود (همانند آرایش مورد استفاده در این پژوهش) و آموزش بدون نظارت<sup>۴</sup> (بدون سرپرستی) که خروجی از قبل تعیین شده‌ای ندارد. برای آموزش شبکه‌های عصبی از الگوریتم‌های یادگیری متفاوتی مانند الگوریتم پس انتشار خطا<sup>۵</sup>، الگوریتم پس انتشار گرادیان مزدوج و الگوریتم مارکوات لورنبرگ استفاده می‌شود. انتخاب هر الگوریتم بر سرعت یادگیری و دقت شبکه مؤثر است.

الگوریتم پس انتشار خطا از دو مسیر اصلی تشکیل می‌شود. مسیر اول، به مسیر رفت<sup>۶</sup> موسوم می‌باشد که در این مسیر بردار ورودی به شبکه MLP اعمال شده و تأثیرات آن از طریق لایه‌های میانی به لایه خروجی انتشار می‌یابد. بردار خروجی تشکیل یافته در لایه خروجی پاسخ واقعی شبکه MLP را تشکیل می‌دهد. در این مسیر پارامترهای شبکه ثابت و بدون تغییر در نظر گرفته می‌شوند. مسیر دوم، به مسیر برگشت<sup>۷</sup> موسوم می‌باشد که در این مسیر، برعکس مسیر رفت پارامترهای شبکه تغییر و تنظیم می‌گردند که این تنظیم مطابق با قانون اصلاح خطا انجام می‌گیرد و سیگنال خطا در لایه

- 
- 1- Activation Function
  - 2- Training
  - 3- Supervised Learning
  - 4- Unsupervised Learning
  - 5- Back Propagation Algorithm
  - 6- Forward Path
  - 7- Backward Path

خروجی شبکه تشکیل می‌گردد. بردار خطا برابر اختلاف بین پاسخ مطلوب و پاسخ واقعی شبکه می‌باشد. مقدار خطا پس از محاسبه در مسیر برگشت از لایه خروجی و از طریق لایه‌های شبکه، در کل شبکه توزیع می‌گردد. چون توزیع اخیر در خلاف مسیر ارتباطی وزنی نرون‌ها صورت می‌گیرد، کلمه پس انتشار خطا جهت توضیح اصلاح رفتاری شبکه انتخاب شده است (منهاج، ۲۰۰۳).  
خروجی شبکه را می‌توان با استفاده از روابط زیر محاسبه کرد. ابتدا ورودی‌های وزن‌دار براساس رابطه زیر جمع می‌شوند:

$$Nod_j = \sum_{i=1}^{NIN} (W_{ij} x_i) + \theta_j \quad (2)$$

که در آن  $Nod_j$ : مجموع ورودی‌های وزن‌دار  $j$ مین گره پنهان؛  $NIN$ : تعداد گره‌های ورودی؛  $W_{ij}$ : وزن اتصال بین  $i$ مین گره ورودی و  $j$ مین گره پنهان؛  $x_i$ : ورودی نرمال شده در گره ورودی و  $\theta_j$ : مقدار بایاس در  $j$ مین گره پنهان می‌باشد.

در مرحله دوم، ورودی وزن‌دار با استفاده از تابع محرک تغییر شکل داده می‌شود:

$$Out_j = \frac{1}{1 + e^{-nod_j}} \quad (3)$$

که  $Out_j$  خروجی از  $j$ مین گره مخفی می‌باشد. در مرحله سوم خروجی‌های گره مخفی جمع می‌شوند:

$$Nod_k = \sum_{j=1}^{NHN} (W_{jk} out_j) + \theta_k \quad (4)$$

که در آن:  $Nod_k$  مجموع برای  $k$ مین گره خروجی؛  $NHN$ : تعداد کل گره‌های پنهان؛  $W_{jk}$ : وزن ارتباطی بین  $j$ مین گره پنهان و  $k$ مین گره خروجی و  $\theta_k$ : بایاس در  $k$ مین گره خروجی می‌باشد. در پایان مجموع وزن‌دار تغییر شکل داده می‌شود:

$$Out_k = \frac{1}{1 + e^{-nod_k}} \quad (5)$$

که  $Out_k$  خروجی در گره خروجی می‌باشد.

ساختار سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS): اولین بار نظریه مجموعه‌های فازی در سال ۱۹۶۵ توسط پروفیسور لطفی عسکرزاده دانشمند ایرانی تبار و استاد دانشگاه برکلی، عرضه شد (شعبانی‌نیا و سعیدنیا، ۲۰۰۷). این نظریه از زمان ارایه آن تاکنون گسترش زیادی یافته و کاربردهای

گوناگونی در زمینه‌های مختلف پیدا کرده است. جانگ (۱۹۹۳) با مد نظر قرار دادن توانایی‌های تئوری فازی و شبکه عصبی مدل استنتاج فازی-عصبی تطبیقی را ارائه کرد. مطابق شکل (۲)، یک ساختار مدل فازی-عصبی از ۵ لایه به شرح زیر تشکیل می‌گردد.

خروجی گره‌های هر لایه با  $Q_{l,i}$  نشان داده می‌شود که  $i$ ،  $i$ مین گره از لایه  $l$  می‌باشد. ۱- لایه اول یا لایه ورودی‌ها که در این لایه درجه عضویت گره‌های ورودی به بازه‌های مختلف فازی با استفاده از توابع عضویت مشخص می‌گردد.

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) \quad i = 1/2 \quad (6)$$

$$O_{1,i} = \mu_{A_{i-2}}(y) \quad i = 3/4 \quad (7)$$

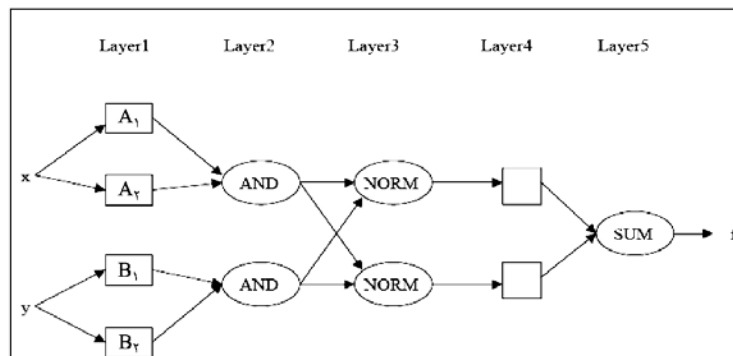
توابع عضویت انواع متفاوتی دارد که از جمله آن می‌توان به توابع ذوزنقه‌ای، مثلثی، سیگموئید، گوسی و تابع زنگوله‌ای شکل، که حالت کلی تری از آنها را شامل می‌شود، اشاره کرد.

$$\mu_{A_i} = \frac{1}{1 + \left(\frac{x - c_i}{a_i}\right)^{2b_i}} \quad (8)$$

مجموعه  $S_i = \{a_i, b_i, c_i\}$  پارامترهای تطبیقی نامیده می‌شوند.

۲- لایه دوم که در آن مقادیر ورودی به هر گره در هم ضرب شده و حاصل که وزن قانون‌ها می‌باشد به دست می‌آید.

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y) \quad i = 1/2 \quad (9)$$



شکل ۲- ساختار سیستم استنتاج فازی-عصبی.

۳- لایه سوم که گره‌های این لایه براساس رابطه (۱۰) وزن قانون‌ها را نرمال‌سازی می‌کند.

$$O_{\gamma, i} = \bar{W}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad i = 1/2 \quad (10)$$

۴- لایه چهارم که لایه قوانین نامیده می‌شود و در این لایه قانون‌ها براساس پارامترهای متعاقب به دست می‌آیند.

$$O_{\delta, i} = \bar{w}_i f_i = w_i (p_i + q_i + r_i) \quad i = 1/2 \quad (11)$$

به مجموعه  $S_{\gamma} = \{p_i, q_i, r_i\}$  که ضرایب این ترکیب خطی هستند پارامترهای متعاقب گویند.

۵- لایه پنجم که آخرین لایه شبکه می‌باشد تنها شامل یک تک گره بوده که با جمع کردن همه مقادیر ورودی به آن خروجی کل را محاسبه می‌کند.

$$O_{\theta, i} = \sum_i \bar{W}_i f_i \quad i = 1/2 \quad (12)$$

سیستم فازی-عصبی روش متداول آموزش سیستم استنتاج فازی نوع سوگینو<sup>۱</sup> می‌باشد که از الگوریتم یادگیری پیوندی (Hybrid) برای تعیین پارامترهای سیستم فازی به منظور آموزش مدل استفاده می‌کند.

برای ارزیابی کارایی یک مدل آماره‌های متفاوتی وجود دارد. که می‌توان به ضریب تعیین ( $R^2$ )، جذر میانگین مربعات (RMSE)، پارامتر خطا (Err) و پارامتر ضریب نسبت  $\lambda_x$  اشاره کرد. مقادیر پارامترهای فوق از روابط زیر به دست می‌آیند:

$$r = \frac{\sum X_i X_m}{\sqrt{\sum X_m^2 \sum X_i^2}} \quad (13)$$

$$RMSE = \left[ \frac{\sum (X_m - X_i)^2}{n} \right]^{1/2} \quad (14)$$

$$Err = \frac{1}{n} \sum \left| \frac{X_i - X_m}{X_m} \right| \quad (15)$$

$$\lambda_x = \frac{X_i}{X_m} \quad (16)$$

1- Sugeno



که در روابط فوق  $X_i$  مقدار محاسبه شده توسط مدل،  $X_m$  مقدار اندازه‌گیری شده در آزمایشگاه و  $n$  تعداد آزمایش‌ها می‌باشد. مقادیر بهینه آماره‌های ذکر شده در بالا به این صورت است که جذر میانگین مربعات (RMSE)، پارامتر خطا (EIT) بایستی تا حد امکان به صفر و ضریب تعیین ( $r$ ) و پارامتر ضریب نسبت  $\lambda_x$  به ۱ نزدیک باشند.

با توجه به این که انتخاب پارامترهای بدون بعد به عنوان ورودی‌های شبکه می‌تواند طیف وسیعی از ترکیب پارامترهای بعددار را در پی داشته باشد، بنابراین ابتدا به استخراج پارامترهای بی‌بعد در آب‌شستگی اطراف آب‌شکن‌های  $L$  شکل پرداخته می‌شود.

**آنالیز ابعادی:** پارامترهای متعددی در عملکرد آب‌شکن‌ها در حفاظت سواحل و آب‌شستگی اطراف دماغه آنها مؤثر می‌باشند. تعدادی از این عوامل تأثیر کمتری داشته و تعدادی نیز به اندازه کافی مورد مطالعه قرار گرفته‌اند. محققان به‌طور عموم از طریق آنالیز ابعادی به انتخاب پارامترهای مورد مطالعه پرداخته‌اند.

به‌منظور یافتن رابطه بین عوامل تأثیرگذار بر آب‌شستگی در دماغه آب‌شکن‌های  $L$ -شکل، آنالیز ابعادی روی پارامترهای مؤثر انجام شده است. متغیرهای مستقل و مؤثر در این زمینه عبارتند از:

۱- عوامل مربوط به هندسه کانال: عرض کانال در مقطع قبل از آب‌شکن ( $B_1$ )، عرض کانال در مقطع تنگ شده ( $B_2$ ) (شکل ۳).

۲- عوامل مربوط به هندسه آب‌شکن: طول آب‌شکن ( $L$ )، طول زبانه آب‌شکن ( $L_t$ )، زاویه زبانه آب‌شکن با محور آب‌شکن ( $\theta$ ).

۳- عوامل مربوط به شرایط هیدرولیکی جریان: سرعت متوسط جریان در مقطع قبل از آب‌شکن ( $U$ )، عمق جریان ( $h$ )، عمق آب‌شستگی در دماغه آب‌شکن ( $h_s$ )، شتاب ثقل ( $g$ ).

۴- عوامل مربوط به اندازه رسوبات بستر: قطر متوسط ( $d_o$ )، چگالی مصالح ( $G_s$ )، سرعت آستانه حرکت رسوبات بستر ( $U_c$ ).

۵- عوامل مربوط به خواص سیال: جرم مخصوص سیال ( $\rho$ )، لزجت دینامیکی ( $\mu$ ).

با انتخاب  $h_s$  به‌عنوان متغیر وابسته، رابطه (۱۷) به‌دست می‌آید.

$$h_s = f(\mu, \rho, \theta, G_s, B_1, B_2, h, U, U_c, d_o, g, L, L_t) \quad (17)$$

با انتخاب  $U$ ،  $h$ ،  $\rho$  به‌عنوان پارامترهای تکراری و با استفاده از روش  $\pi$ -باکینگهام، پارامترهای بی‌بعد به‌صورت رابطه (۱۸) به‌دست می‌آید:

$$\frac{h_s}{h} = f_v\left(\theta, \frac{B_1}{h}, \frac{B_2}{h}, \frac{L}{h}, \frac{L_t}{h}, \frac{U}{U_c}, Re, Fr, F_r = \frac{U}{\sqrt{g(G_s - 1)d_s}}\right) \quad (18)$$

با توجه به اینکه قطر متوسط مصالح بستر در تمام آزمایش‌ها یکسان بود و اثر پارامتر سرعت در فرود جریان لحاظ شده است، بنابراین  $F_r$  (فرود ذره) از متغیرهای بی‌بعد مؤثر کنار گذاشته شد. همچنین با فرض آشفته بودن جریان از پارامتر  $Re$  نیز صرف نظر گردید و رابطه (۱۵) به دست آمد:

$$\frac{h_s}{h} = f_v\left(\theta, \frac{B_1}{h}, \frac{B_2}{h}, \frac{L}{h}, \frac{L_t}{h}, \frac{U}{U_c}, Fr\right) \quad (19)$$

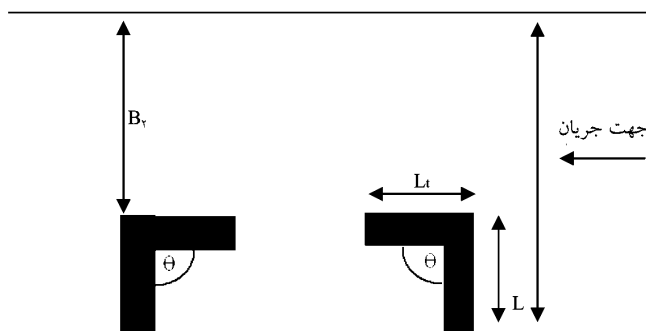
با تقسیم  $\frac{B_1}{h}$  بر  $\frac{B_2}{h}$ ، همچنین  $\frac{L}{h}$  بر  $\frac{L_t}{h}$ ، همچنین  $\frac{L}{h}$  بر  $\frac{B_1}{h}$  و در نهایت  $\frac{L}{h}$  بر  $\frac{B_2}{h}$  پارامترهای بی‌بعد رابطه (۲۰) به دست می‌آید:

$$\frac{h_s}{h} = f_v\left(\theta, \frac{B_1}{B_2}, \frac{L_t}{L}, \frac{L}{B_1}, \frac{L}{B_2}, \frac{U}{U_c}, Fr\right) \quad (20)$$

با توجه به این که  $L = B_1 - B_2$  می‌باشد، پارامترهای چهارم و پنجم نیز حذف شده و در نهایت رابطه (۲۱) به دست می‌آید:

$$\frac{h_s}{h} = f_v\left(\theta, \frac{B_1}{B_2}, \frac{L_t}{L}, \frac{U}{U_c}, Fr\right) \quad (21)$$

**داده‌های آزمایشگاهی:** در این مقاله تعداد از ۹۰ دسته داده آزمایشگاهی که در آزمایشگاه هیدرولیک دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان به منظور برآورد حداکثر عمق آب‌شستگی اطراف آب‌شکن‌های  $L$ -شکل انجام شده است، استفاده شد.



شکل ۳- پارامترهای هندسی در آب‌شکن‌های  $L$ -شکل.

ابتدا این تعداد داده به دو دسته به اندازه‌های ۷۵ و ۱۵ تقسیم شده و از این ۷۵ داده به‌عنوان الگوهای داده‌های آموزش شبکه و ۱۵ دسته دیگر به‌عنوان الگوهای داده‌های آزمون مورد استفاده قرار گرفته است. هر دسته شامل ۶ مؤلفه است که ۵ مؤلفه آن متغیرهای ورودی و مؤلفه آخر متغیر خروجی می‌باشد. نکته مهم در انتخاب داده‌های آموزش و آزمون این است که انتخاب داده‌ها باید به‌صورتی باشد که داده‌های آموزش از گستردگی و پراکندگی خوبی برخوردار بوده تا شبکه جواب‌های بهتری را نسبت به داده‌های آزمون به‌دست بدهد. در جدول ۱ محدوده تغییرات متغیرهای ورودی آورده شده است.

جدول ۱- محدوده تغییرات پارامترهای اندازه‌گیری شده در آزمایش‌ها.

پارامتر	محدوده تغییرات
عدد فرود (Fr)	۰/۳۹-۰/۲۱۵
نسبت سرعت متوسط جریان به سرعت آستانه حرکت ذرات ( $\frac{U}{U_c}$ )	۰/۹۵-۰/۸
زاویه زبانه آبشکن با آبشکن ( $\theta$ )	۷۰-۱۱۰ درجه
نسبت طول زبانه آبشکن به طول آبشکن ( $\frac{L_t}{L}$ )	۱/۲۵-۰/۷۵
نسبت عرض فلوم قبل از آبشکن به عرض فلوم در مقطع آبشکن ( $\frac{B_1}{B_2}$ )	۱/۱۵-۱/۱۱

## نتایج و بحث

**طراحی شبکه:** شبکه عصبی به‌کار رفته در این تحقیق شبکه عصبی مصنوعی MLP با ساختار الگوریتم پس انتشار خطا می‌باشد. دلیل استفاده از این شبکه آن است که این شبکه از پرکاربردترین شبکه‌ها در مسایل مهندسی به‌شمار می‌رود. البته در این تحقیق شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (RBF) نیز مورد بررسی قرار گرفت، لیکن نتایج نشان داد که دقت شبکه عصبی مصنوعی MLP بالاتر است. به‌منظور آموزش شبکه عصبی مصنوعی از جعبه ابزار شبکه عصبی<sup>۱</sup> که در نرم‌افزار Matlab تعبیه شده است، استفاده گردید. برای تعیین تعداد نرون‌های لایه میانی ابتدا با فرض چهار نرون در لایه میانی شروع به آموزش شبکه نموده و خطای آموزش و آزمون برآورد شده، سپس با افزودن بر تعداد

1- Neural Network

نرون‌های لایه میانی، خطاها محاسبه و در نهایت با توجه به خطاهای آموزش و آزمون ۵ نرون برای لایه میانی در نظر گرفته شد. تابع محرک لایه میانی تانژانت هیپربولیک و تابع محرک لایه خروجی سیگموئید در نظر گرفته شد. نتایج این تکرارها در جدول ۲ آورده شده است.

جدول ۲- مقادیر ضریب همبستگی برای تکرارهای مختلف.

$R^2$	تابع محرک لایه خروجی	تابع محرک لایه میانی	تعداد نرون لایه میانی
۰/۹۳	سیگموئید	سیگموئید	۳
۰/۹۵	سیگموئید	سیگموئید	۵
۰/۹۲	سیگموئید	سیگموئید	۱۰
۰/۹۸	سیگموئید	تانژانت هیپربولیک	۵
۰/۹۳	سیگموئید	تانژانت هیپربولیک	۱۰
۰/۹۶	تانژانت هیپربولیک	تانژانت هیپربولیک	۵
۰/۹۱	تانژانت هیپربولیک	تانژانت هیپربولیک	۱۰
۰/۹۴	خطی	تانژانت هیپربولیک	۵

سیستم استنتاج فازی- عصبی به کار رفته در این تحقیق نوع سوگینو می‌باشد که از الگوریتم یادگیری پیوندی<sup>۱</sup> برای تعیین پارامترهای سیستم فازی به منظور آموزش مدل استفاده می‌کند. تعداد قوانین فازی<sup>۲</sup> به کار رفته و پارامترهای خطی<sup>۳</sup> در این تحقیق ۲۴۳، تعداد گره‌ها<sup>۴</sup>، ۵۲۴، تعداد تکرار ۴۰ و از ۴ نوع تابع عضویت<sup>۵</sup> مختلف استفاده شد. تعداد تابع عضویت نیز برای هر مؤلفه نیز ۳ و ۵ اختیار گردید. انواع توابع عضویت همراه با نتایج ضریب  $R^2$  در جدول ۳ آمده است. نتایج جدول ۳ نشان می‌دهد که ۳ تابع عضویت دوزنقه‌ای برای هر مؤلفه از بقیه جواب‌های بهتری را ارائه نموده است. به منظور اجرای مدل فازی- عصبی نیز از محیط ANFIS در نرم‌افزار Matlab استفاده گردید.

- 
- 1- Hybrid
  - 2- Fuzzy Rules
  - 3- Linear Parameters
  - 4- Nodes
  - 5- MF Type

بعد از طراحی ساختار شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی- عصبی اکنون نوبت به آموزش مدل‌ها و شبیه‌سازی داده‌های آزمون می‌رسد. در جدول ۴ مقادیر بایاس و وزن‌های نهایی بین نرون‌های لایه‌های مختلف آمده است.

جدول ۳- نتایج حاصل از به‌کارگیری نوع و تعداد توابع عضویت مختلف در ANFIS.

$R^2$	نوع تابع عضویت	تعداد تابع عضویت برای هر مولفه
۰/۹۴	گوسی	۳
۰/۹۳	مثلثی	۳
۰/۹۵	زنگوله‌ای	۳
۰/۹۹	دوزنقه‌ای	۳
۰/۹۳	گوسی	۵
۰/۹۳	مثلثی	۵
۰/۹۴	زنگوله‌ای	۵
۰/۹۵	دوزنقه‌ای	۵

جدول ۴- مقادیر وزن‌های اتصالی و مقادیر ارباب لایه میانی و لایه خروجی در شبکه عصبی مصنوعی.

لایه خروجی	لایه میانی				
	نرون اول	نرون دوم	نرون سوم	نرون چهارم	نرون پنجم
نرون اول در لایه ورودی	-۳/۰۷۷۷۸	-۱۹/۷۱۵۷	-۸/۷۰۱۸	-۱/۵۱۰۳	۰/۹۳۴۸
نرون دوم در لایه ورودی	۱۸/۳۸۹۹	-۱۱/۵۷۴۸	-۶/۶۱۹۴	۳/۱۷۴۴	-۲/۱۸۸۶
نرون سوم در لایه ورودی	۱۶/۹۴۴۷	۱/۵۴۵۳	-۱۱/۷۵۷	۰/۰۰۶۸	-۰/۰۰۰۲
نرون چهارم در لایه ورودی	۱۳/۵۶۳۷	۲/۲۸۸۵	-۱۲۱/۱۰۲	۰/۰۶۹۲	-۰/۰۴۵۲
نرون پنجم در لایه ورودی	۹۳/۰۱۳۳	۱۵/۷۶۳۴	۲۹۱/۷۰۷۱	۰/۶۶۱۸	-۰/۳۴۱۲
مقادیر ارباب	۱۲۵/۷۰۱	-۳/۲۲۲۲	-۱۹۵/۳۲۵	-۳/۸۰۴۷	۳/۱۸۷

مقایسه نتایج با سایر محققان: از آنجایی که تنها تحقیق موجود در زمینه آب‌شستگی موضعی اطراف آب‌شکن‌های L شکل، تحقیقات هاشمی‌نجفی و همکاران (۲۰۰۸) است، بنابراین از نتایج این تحقیق برای مقایسه نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی- عصبی، استفاده شد.

هاشمی نجفی و همکاران (۲۰۰۸) با انجام مطالعات آزمایشگاهی بر روی آب‌شکن‌های L شکل، رابطه (۲۲) را برای تخمین حداکثر عمق آب‌شستگی ارائه نمودند:

$$\frac{h_s}{h} = \frac{0.14(Fr)^{1/39} \left(\frac{U}{U_c}\right)^{2/58}}{\left(\frac{\pi\theta}{180}\right)^{1/54} \left(\frac{L_t}{L}\right)^{1/43} \left(\frac{B_1}{B_t}\right)^{1/78}} \quad (22)$$

پارامترهای به‌کار رفته در این رابطه در قسمت آنالیز ابعادی معرفی شده‌اند. نتایج حاصل از به‌کارگیری رابطه (۲۲)، روش شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی-عصبی در جدول ۵ آمده است. نگاهی به نتایج جدول ۵ نشان می‌دهد که دقت روش سیستم استنتاج فازی-عصبی و شبکه عصبی مصنوعی از رابطه (۲۲) بالاتر است. همچنین دقت نتایج حاصل از روش سیستم استنتاج فازی-عصبی از روش شبکه عصبی مصنوعی نیز بالاتر است.

در شکل ۴ نیز نتایج حاصل از به‌کارگیری سه روش شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی-عصبی و رابطه تجربی هاشمی نجفی و همکاران (۲۰۰۸) برای برآورد حداکثر عمق آب‌شستگی اطراف آب‌شکن‌های L شکل ارائه شده است. نگاهی به شکل نشان می‌دهد که نتایج حاصل از سیستم استنتاج فازی-عصبی با همبستگی مناسبی در اطراف خطی با شیب ۴۵ درجه قرار دارد.

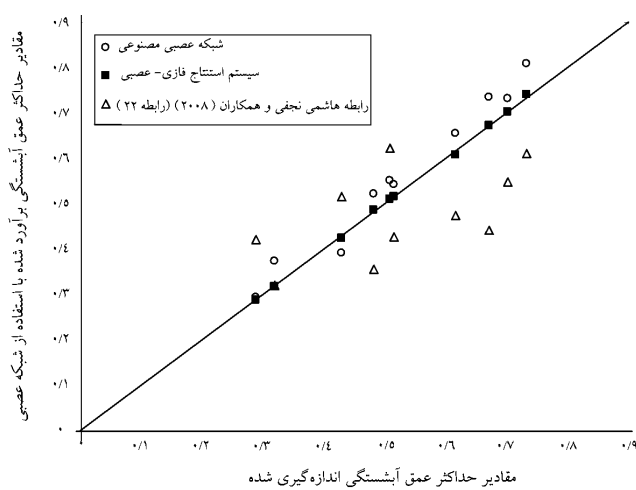
همچنین در شکل‌های ۵ و ۶ نتایج حاصل از به‌کارگیری سیستم استنتاج فازی-عصبی در قالب رویه سه‌بعدی برای تغییرات  $h_s/h$  برحسب عدد فرود،  $L_t/L$ ،  $\theta$  نشان داده شده است. نتایج نشان می‌دهد که با افزایش عدد فرود،  $\theta$ ،  $L_t/L$ ، مقدار حداکثر عمق نسبی آب‌شستگی کاهش می‌یابد.

### نتیجه‌گیری

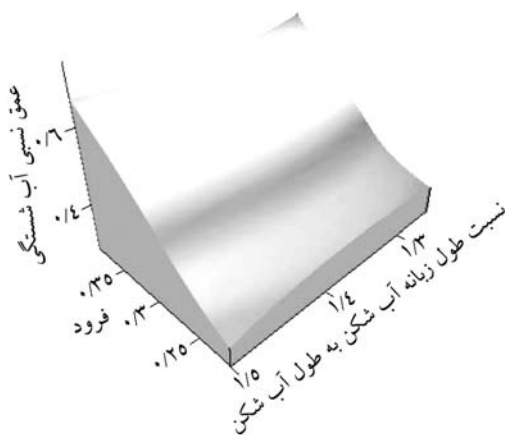
در این مقاله با طراحی شبکه عصبی مصنوعی مبتنی بر تابع چند لایه پرسپترون و سیستم استنتاج فازی-عصبی با الگوریتم یادگیری پیوندی روش‌های نوینی برای برآورد حداکثر عمق آب‌شستگی اطراف آب‌شکن‌های L- شکل ارائه شد. مقایسه نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی-عصبی نشان می‌دهد که مدل‌های ذکر شده به خوبی ارتباط بین داده‌ها را فرا گرفته و قادر به پیش‌بینی حداکثر عمق آب‌شستگی می‌باشند. مقایسه نتایج حاصل از مدل‌های هوشمند و رابطه تجربی موجود نشان می‌دهد که دقت روش سیستم استنتاج فازی عصبی از بقیه روش‌ها بالاتر است و می‌تواند برای برآورد حداکثر عمق آب‌شستگی مورد استفاده قرار گیرد.

جدول ۵- مقایسه نتایج حاصل از رابطه تجربی با مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و فازی-عصبی.

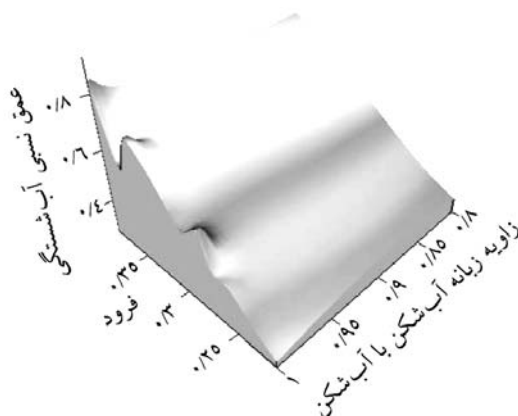
	رابطه هاشمی نجفی و همکاران (۲۰۰۸)	سیستم استنتاج فازی-عصبی	شبکه عصبی مصنوعی
R <sup>2</sup>	۰/۹۳	آموزش	۰/۹۸۸
		آزمون	۰/۹۷۲
RMSE	۰/۰۴۶	آموزش	۰/۰۲
		آزمون	۰/۰۴۵
Err	۰/۰۷۲	آموزش	۰/۰۰۰۸
		آزمون	۰/۰۰۳۸۲۷
Max λ	۱/۳۴	آموزش	۱/۱۴
		آزمون	۱/۱۷
Min λ	۰/۸۴	آموزش	۰/۸۸
		آزمون	۰/۹۱



شکل ۴- نتایج حاصل از به‌کارگیری سه روش شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی-عصبی و رابطه تجربی هاشمی نجفی و همکاران (۲۰۰۸) در تخمین حداکثر عمق آبخستگی.



شکل ۵- رویه سه بعدی تغییرات عمق نسبی آب شستگی  $(h_s/h)$  بر حسب عدد فروود و نسبت طول زبان آب شکن به طول آب شکن  $(L_s/L)$ .



شکل ۶- رویه سه بعدی تغییرات عمق نسبی آب شستگی  $(h_s/h)$  بر حسب عدد فروود و زاویه زبان آب شکن با آب شکن  $(\theta)$ .

#### منابع

1. Ahmad, M. 1951. Spacing and projection of spurs for bank protection. Civil Engineering and Public Work Review, London, U.K. March, Pp: 172-174.
2. Azarderakhsh, M. 2006. Estimate of maximum scouring depth around groyne using ANN. P 120-121, 7th International Congress on Civil Engineering, Tarbiat Modares University, (In Persian).



3. Bani Habib, M., and Shantia, A. 2001. Estimate of scouring around groyne using ANN. P 621-630, International Conference on Hydraulic Structures, Shahid Bahonar University of Kerman, (In Persian).
4. Ettema, R., and Muste, M. 2004. Scale effects in flume experiments on flow around a spur dike in flatbed channel. *Journal of Hydraulic Engineering*, 130: 7. 635-646.
5. Garde, R.J., Subramanya, K., and Nambudripad, K.D. 1961. Study of scour around spur dikes. *ASCE Journal of the Hydraulics Division*, 87:6. 23-37.
6. Gill, M.A. 1972. Erosion of sand beds around spur dikes. *Journal of the Hydraulics Division*, 98:9. 1587-1602.
7. Hashemi Najafi, S.F.; Ayyoubzade, S.A.; and Dehghani, A.A. 2008. Comparison between scouring around L-head groyne and straight groyne and choice suitable groyne. P 756-757, 4th National Congress on Civil Engineering, Tehran University, (In Persian).
8. Izzard and Bradley. 1957. Field verification of model tests on flow through highway bridges and culverts. P 225-247, Proceedings, 7th Hydraulic Conference, Iowa.
9. Jang, J.S.R. 1993. ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference Systems. *IEEE Transactions on Systems, Man & Cybernetic*, 23: 665-685.
10. Kashefipour, M. 2002. Use of ANN in river engineering. P 126-133, 6th International Seminar on River Engineering, Shahid Chamran University, (In Persian).
11. Kuhnle, R.A., Alonso, C.V., and Shields, F.D. 1999. Geometry of scour holes associated with 90-degree spur dikes. *Journal of Hydraulics Engineering*. V. 125: 9. 972-978.
12. Liu, M.K., Chang, F.M., and Skinner, M.M. 1961. Effect of bridge construction on scour and backwater. Report No. CER60-HKL22, Department of Civil Engineering, Colorado State University, Fort Collins, Colorado, 120p.
13. Melville, B.W. 1992. Local Scour at Bridge Abutments. *Journal of Hydraulic Engineering*, 118: 4. 615-631.
14. Menhaj, M. 2002. Artificial neural networks. Amirkabir university press, 360p. (In Persian).
15. Montazar, G.H., Ghodsian, M., Dehghani, A.A., and Azarderakhsh, M. 2003. Exposure intelligent method for estimate of maximum scouring around groynes using ANN. P 787-796, 6th International Seminar on River Engineering, Shahid Chamran University, (In Persian).
16. Sanei, M. 2006. Experimental investigation of contraction on local scouring around groynes. P 220-228, 7th international conference on river engineering, Shahid Chamran University, Ahvaz, Iran. (In Persian)
17. Shaebaninia, F., and Saeednia, S. 2007. An introduction to fuzzy logic with Matlab. Khaniran press, Tehran, 140p.
18. Zaghoul, N.A. 1983. Local scour around spur-dikes. *Journal of Hydrology*, 60: 123-140.

علائم و نشانه‌ها

$B_1$ : عرض فلوم قبل از محل آب‌شکن

$B_2$ : عرض فلوم در منطقه تنگ‌شدگی (آب‌شکن)

$d_0$ : اندازه قطر متوسط ذرات بستر

$Fr$ : عدد فرود

$F_0$ : عدد فرود ذرات بستر

$g$ : شتاب ثقل جاذبه زمین

$H$ : عمق جریان در محل قبل از آب‌شکن

$h_s$ : حداکثر عمق آب‌شستگی

$L$ : طول آب‌شکن

$L_t$ : طول زبانه آب‌شکن

$Re$ : عدد رینولدز

$U$ : سرعت متوسط جریان

$U_c$ : سرعت بحرانی آستانه حرکت ذرات

$\theta$ : زاویه زبانه آب‌شکن با محور آب‌شکن



Gorgan University of Agricultural  
Sciences and Natural Resources

*J. of Water and Soil Conservation, Vol. 16(1), 2009*  
[www.gau.ac.ir/journals](http://www.gau.ac.ir/journals)

## **Intelligent estimation of maximum local scour depth around L-head groynes by Artificial Neural Networks and Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)**

**\*A.A. Dehghani<sup>1</sup>, S.F. Hashemi Najafi<sup>2</sup>, S.A. Ayoubzadeh<sup>3</sup>  
and M.E. Meshkati<sup>4</sup>**

<sup>1</sup>Assistant Prof., Dept. of Water Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Iran, <sup>2</sup>M.Sc. Student, Dept. of Water Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran, <sup>3</sup>Associate Prof., Dept. of Water Structure, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran, <sup>4</sup>Former M.Sc. Student, Dept. of Water Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Iran

### **Abstract**

A local scouring phenomenon is one of the important problems in hydraulic design of groynes. Due to constriction and downward flow, the scouring can occur around the groynes. Nowadays, the artificial neural networks have a lot of applications in various water engineering problems where there is not any specific relation between effective parameters. In this study, the Artificial Neural Networks (ANNs) and Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) were used for estimating the maximum depth of scour around L-head groynes. The results were compared with experimental relations. One hidden layer with five neurons was used for ANNs. The activation function for hidden layer was tangent hyperbolic while for output layer was sigmoid function. The first order Sugeno fuzzy model with hybrid learning algorithm was used in ANFIS. The correlation coefficient of test data for ANNs, ANFIS and experimental relation were 0.97, 0.99 and 0.93 respectively. The comparison of results with experimental relation showed the ability of artificial intelligent system (especially ANFIS) for learning and estimating maximum depth of scour around L-head groynes.

**Keywords:** L-head groynes, Artificial Neural networks, Neuro-Fuzzy system and Scouring

---

\* Corresponding Author; Email: [a.dehghani@gau.ac.ir](mailto:a.dehghani@gau.ac.ir)

