

## مدل‌سازی آبشستگی اطراف آبشکن در قوس‌ها با استفاده از منطق فازی و شبکه عصبی مصنوعی

مهدی دریائی<sup>1\*</sup>، سید محمود کاشفی پور<sup>2</sup>، علیرضا فقیه الاسلام<sup>3</sup> و جواد ظهیری<sup>4</sup>

تاریخ دریافت: 90/10/12 تاریخ پذیرش: 92/04/24

<sup>1</sup> دانشجوی دکتری سازه‌های آبی، دانشکده مهندسی علوم آب، دانشگاه شهید چمران اهواز

<sup>2</sup> استاد گروه سازه‌های آبی، دانشکده مهندسی علوم آب، دانشگاه شهید چمران اهواز

<sup>3</sup> دانش آموخته کارشناسی ارشد مهندسی رودخانه، دانشکده مهندسی علوم آب، دانشگاه شهید چمران اهواز

<sup>4</sup> استادیار مهندسی آب، دانشگاه کشاورزی و منابع طبیعی رامین

\* مسئول مکاتبات، پست الکترونیک: Mehdi.Daryae@yaho.com

### چکیده

آبشکن سازه‌ای است از جنس سنگ، شن، پاره سنگ، خاک و یا بتن که با زاویه‌ای نسبت به کرانه رودخانه جهت انحراف جریان آب از سواحل به مرکز آن به منظور جلوگیری از آبشستگی سواحل احداث می‌شود. از جمله مشکلات مهم مربوط به این سازه که ممکن است پایداری آن را به خطر اندازد، آبشستگی اطراف آن می‌باشد. لذا مدل‌سازی میزان آبشستگی اطراف این سازه بر اساس شرایط جریان از اهمیت بالایی برخوردار می‌باشد. در این تحقیق داده‌های آزمایشگاهی آبشستگی اطراف آبشکن در قوس 180 درجه جهت مدل‌سازی این پدیده با استفاده از منطق فازی (FLM) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) بکار گرفته شد. آبشستگی به صورت تابعی از طول آبشکن، زاویه نصب اپی در قوس و عدد فرود جریان بالادست مدل شد. نتایج حاصل نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی با دقتی بالا و نسبتاً یکسان قادر به پیش‌بینی این پدیده می‌باشند. همچنین یک رابطه رگرسیونی برای آبشستگی اطراف آبشکن با استفاده از سری اطلاعات مورد استفاده جهت ساخت و کالیبره کردن مدل‌های ANN و FLM استخراج گردید. سپس مقایسه‌ای بین نتایج مدل‌های ANN، FLM و رابطه رگرسیونی استخراج شده با استفاده از سری اطلاعات دیگری که در ساخت این مدل‌ها مورد استفاده قرار نگرفته بود، صورت پذیرفت.

واژه‌های کلیدی: آبشکن، آبشستگی، شبکه عصبی مصنوعی، قوس رودخانه، منطق فازی

## Modeling Scour around a Spur Dike in Bends Using Fuzzy Logic and Artificial Neural Network

M daryae<sup>1\*</sup>, SM Kashefipour<sup>2</sup>, A Faghiheslam<sup>3</sup> and J Zahiri<sup>4</sup>

Received: 2 January 2012 Accepted : 15 July 2013

<sup>1</sup>- Ph.D. Student, Dept. of Hydraulic Structures, Univ. of Shahid Chamran, Ahvaz, Iran

<sup>2</sup>- Prof., Dept. of Hydraulic Structures, Univ. of Shahid Chamran, Ahvaz, Iran

<sup>3</sup>- M.Sc. Hydraulic Structures Dept., Water Sci. Engin. Faculty, Shahid Chamran Univ. Iran

<sup>4</sup>- Assist. Prof., Agric. and Natural Sci., Univ. of Ramin, Molasani, Iran

\*Corresponding Author Email: Mehdi.Daryae@yahoo.com

### Abstract

Spur dike is a structure made of stone, sand, rock, soil or concrete, which is usually built with an angle relative to the bank to divert the flow from the banks and concentrate it towards the centerline of the river in order to prevent bank scouring. One of the main problems regarding this structure is its stability due to possibility of the scouring around the nose of structure. Therefore modeling the amount of the scouring around the structure according to the flow conditions is important and essential. In this research the laboratory data of scouring around a spur dike for different flow conditions in a 180° bend were applied for modeling this phenomenon using Fuzzy Logic model (FLM) and Artificial Neural Network (ANN). The scour was modeled as a function of the length and the installation angle of spur dike in bend, and the upstream Froude number. The results showed that the ANN and FLM models were able to predict the amount of scouring, accurately. A regression equation was also developed for describing the amount of scouring around the spur dike using the corresponding measured values employed for producing and calibrating the pattern of the ANN and FLM models. The results obtained from ANN, FLM and regression models were then compared together using another series of existing data, which had not been applied for developing those models.

**Keywords:** Artificial neural network, Fuzzy logic, River bend, Scouring, Spur dike

الگوی جریان می‌شوند. وجود آبشکن در یک مجرا باعث ایجاد تمرکز بالای سرعت‌ها، تنش‌های برشی بستر، چرخش‌ها، جریان‌های رو به پایین و آشفتگی در بالادست تکیه‌گاه دماغه می‌شود. کاربرد وسیع آبشکن‌ها که گاهی نیز با تخریب آنها به دلیل عدم شناخت کافی

### مقدمه

آبشکن از جمله سازه‌های اقتصادی و مناسبی است که برای اهداف مختلف ساماندهی رودخانه‌ها از دیرباز تا کنون مورد استفاده قرار گرفته است. آبشکن‌ها موجب انقباض مجرای رودخانه شده که منجر به تغییر

آبشکن‌ها در دو حالت مستغرق و غیرمستغرق انجام داده و به این نتیجه رسیدند که در حالت مستغرق لایه اختلاط در عرض تا آبشکن بعدی رشد می‌کند ولی در حالت غیرمستغرق لایه اختلاط در عرض ثابت می‌ماند.

امروزه استفاده از روش‌های هوش مصنوعی کاربرد وسیعی در علوم مختلف دارد. در علم مهندسی آب نیز از این روش در سال‌های اخیر زیاد استفاده شده است که از آن جمله می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

ردی (2003) از ابزارهای GIS و ANNs برای پیش‌بینی رواناب در هندوستان استفاده کرد. کاشفی‌پور و همکاران (2005) غلظت کالیفرم را در آبهای ساحلی دریایی واقع در غرب اسکاتلند به کمک ANN مدل نمودند. سارانگی و بیهااتا چاریا (2005) در حوزه بانها<sup>1</sup> در هندوستان با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیونی دبی رسوب را برای هر دو مدل برآورد کرده و نتیجه گرفتند مدل شبکه عصبی مصنوعی از دقت بسیار بالایی برخوردار است. توکلی-زاده و کاشفی‌پور (2008) آبشستگی موضعی در پایین دست شیب‌شکن‌ها را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مدل نموده و به این نتیجه رسیدند که این مدل میزان آبشستگی را با دقتی بالاتر از روابط تجربی موجود پیش‌بینی می‌کند. کرمی و همکاران (2011) تغییرات آبشستگی اطراف آبشکن را بر حسب زمان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مدل نمودند.

هدف از تحقیق حاضر این است که با کاربرد FLM و ANN مدل‌هایی ارائه شود تا بتوان با استفاده از خصوصیات هیدرولیک جریان و خصوصیات هندسی آبشکن، الگوی آبشستگی را حول این سازه با دقت قابل قبولی تعیین نمود.

#### مواد و روش‌ها

در این تحقیق فرض شده است که نسبت عمق آبشستگی به فاصله محل آن از ساحل در قوس تابعی از زاویه قرارگیری آبشکن نسبت به ساحل در قوس، عدد

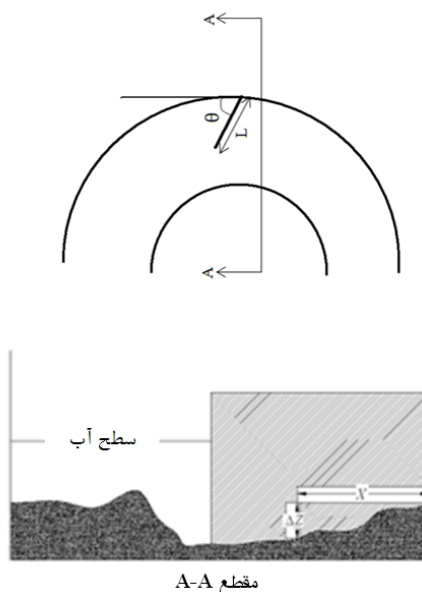
نسبت به مسایل طراحی همراه بوده است سبب گردیده تا توجه بسیاری از محققین علم هیدرولیک به این موضوع جلب گردد. لذا تحقیقات آزمایشگاهی و عددی بسیاری در زمینه میزان عمق آبشستگی، الگوی جریان و الگوی آبشستگی پیرامون آبشکن‌ها و یا سازه‌های دیگری که دارای رفتار هیدرودینامیکی مشابه می‌باشند (مانند پایه-های پل) صورت گرفته است. راجاراتنام و نواچوکو (1983) مطالعاتی در مورد الگوی جریان در فضای بین آبشکن‌ها و آبشستگی پیرامون آنها انجام دادند. کوهنل و همکاران (1999) در مورد ابعاد آبشستگی اطراف آبشکن‌هایی که با زاویه 90 درجه در مقابل جریان قرار گرفته باشند مطالعاتی انجام داده و به این نتیجه رسیدند که طول آبشکن، عمق جریان و نسبت سرعت برشی به سرعت جریان تاثیر قابل توجهی در میزان آبشستگی دارند. کوهنل و همکاران (2002) در مورد تاثیر زاویه آبشکن نسبت به ساحل و تاثیر آن روی آبشستگی پیرامون آبشکن مطالعاتی انجام دادند. آنها آبشکن را با سه زاویه 45، 90 و 135 درجه نسبت به ساحل قرار داده و به این نتیجه رسیدند که کمترین میزان آبشستگی پیرامون آبشکن در زاویه 90 درجه و بیشترین میزان آن در زاویه 135 درجه به وقوع می‌پیوندد. کوهنل و همکاران (2008) اقدام به انجام مطالعات آزمایشگاهی بر روی الگوی جریان و آبشستگی پیرامون آبشکن و مقایسه نتایج حاصل با مدل عددی نمودند. دان (2009) در مورد الگوی جریان پیرامون آبشکن مطالعات آزمایشگاهی انجام داده و به این نتیجه رسید که جریان-های گردابی به مراتب قوی‌تر از سایر نقاط در محدوده بین دو آبشکن می‌باشد. یوسف و وریند (2011) در خصوص مکانیسم انتقال رسوب در رودخانه با حضور آبشکن بر روی مدل آزمایشگاهی مطالعاتی انجام دادند و به این نتیجه رسیدند در هر شرایطی از جریان یک نرخ خالص از رسوب وارد فضای بین آبشکن‌ها می‌شود. دنگ و کای (2010) در مورد پیش‌بینی و مدل کردن آبشستگی پای پل‌ها مطالعاتی را انجام داده و راهکارهایی جهت جلوگیری از این پدیده ارائه نمودند. یوسف و وریند (2011) مطالعات آزمایشگاهی در خصوص الگوی جریان و لایه اختلاط در نزدیکی

<sup>1</sup>Banha

که در این رابطه  $\Delta Z$  عمق آبشستگی،  $X$  فاصله محل آبشستگی از ساحل،  $\theta$  زاویه قرارگیری آبشکن در قوس،  $Fr$  عدد فرود بالادست و  $L$  طول آبشکن می‌باشد. این پارامترها در شکل 1 به صورت شماتیک نشان داده شده‌اند.

فرود جریان در بالادست و نسبت فاصله محل آبشستگی از ساحل به طول آبشکن به صورت زیر می‌باشد:

$$\frac{\Delta Z}{X} = f(\theta, Fr, \frac{X}{L}) \quad [1]$$



شکل 1- شماتیکی از پارامترهای مورد نظر.

جدول 1- مشخصات فلوم مورد استفاده.

شعاع انحنا (m)	طول قوس (m)		عرض فلوم (m)	نسبت شعاع انحنا به عرض فلوم	زاویه قوس (درجه)
	داخلی	خارجی			
2/80	7/85	9/74	0/60	4/67	180

جدول 2- محدوده اعداد رینولدز و فرود در آزمایش‌های انجام شده.

رینولدز	فرود	
	حداکثر	حداقل
32400	0/32	0/23

با توجه به برداشت‌های انجام شده از آزمایش‌ها در مجموع 230 سری اطلاعات در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفت.

در این تحقیق از اطلاعات مطالعات آزمایشگاهی انجام شده بر روی آبشستگی اطراف آبشکن در یک قوس 180 درجه استفاده گردیده است (عطوفی 1387). مشخصات فلوم مورد استفاده در انجام آزمایشات در جدول 1 ارائه شده است. آبشکن‌ها با سه طول 8، 10 و 12 سانتی‌متر در سه زاویه 30، 90 و 170 درجه در قوس قرار گرفتند. آزمایش‌ها با سه دبی متفاوت 20، 24 و 28 لیتر بر ثانیه انجام شده و عمق جریان برای کلیه آزمایش‌ها برابر 13 سانتی‌متر بود. اندازه متوسط نرات رسوب مورد استفاده در آزمایش‌ها برابر 2 میلی‌متر در نظر گرفته شده است. همچنین محدوده اعداد رینولدز و فرود مطابق جدول 2 می‌باشد. تمامی آزمایشات در حالت آب زلال صورت پذیرفته است. با توجه به جدول 2 جریان در آزمایش‌ها حالت زیربحرانی و متلاطم داشته است.

## شبکه عصبی مصنوعی

ایده استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی خیلی تازه نیست. ولی استفاده کاربردی از آن تقریباً از سال 1946 شروع شد و فردی بنام هو<sup>1</sup> در رساله خود برای پیش‌بینی وضع هوا از آن استفاده نمود. استفاده علمی و گسترده از این روش در علوم مختلف مهندسی از سال 1986 با معرفی روش پس-انتشار خطا توسط محققین سرعت زیادی به خود گرفت. شبکه‌های عصبی معمولاً به صورت لایه لایه و منظم ایجاد می‌گردند. اولین لایه که اطلاعات و داده‌های ورودی به آن وارد می‌گردند لایه ورودی است. لایه‌های میانی لایه‌های مخفی و آخرین لایه که جواب‌های خروجی از مدل را فراهم می‌نماید لایه خروجی می‌باشد. ساده‌ترین و معمول‌ترین نوع شبکه عصبی مورد استفاده در بسیاری از علوم مهندسی شبکه عصبی چندلایه پیشخور همراه با ناظر است که از روش پس-انتشار خطا برای آموزش کمک می‌گیرد. در این شبکه تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر با تعداد عناصر بردار ورودی و تعداد نرون‌های لایه خروجی برابر با تعداد عناصر بردار خروجی می‌باشد. آنالیز دقیق و واقعی برای پیدا کردن تعداد نرون‌های لایه میانی در کل بسیار پیچیده است و معمولاً تعداد نرون‌های لایه مخفی بطور تجربی بدست می‌آید. هر نرون توسط خروجی‌اش به نرون‌های لایه بعد متصل است، ولی با نرون‌های لایه خودش ارتباط ندارد. خروجی هر نرون توسط رابطه زیر تعریف می‌شود (موناکاتا 2008):

$$a = f\left(\sum_{i=1}^n p_i w_{j,i} + b_j\right) \quad [2]$$

که در این رابطه:

$w_{j,i}$  مقدار وزن اتصال بین نرون  $j$ ام لایه مذکور با نرون  $i$ ام لایه قبل است که بیانگر اهمیت ارتباط بین دو نرون در دو لایه متوالی می‌باشد،  $b_j$  وزن مربوط به بایاس<sup>2</sup> برای نرون  $j$ ام،  $p_i$  مقدار خروجی از

نرون  $i$ ام لایه قبل،  $a$  مقدار خروجی از نرون  $j$ ام و  $f$  تابع آستانه نرون  $j$ ام.

توابع زیادی هستند که در انتقال اعداد از لایه قبل به لایه بعد ممکن است مورد استفاده قرار گیرند. از جمله می‌توان توابع زیگموید، گوس، تانژانت هیپربولیک و سکانت هیپربولیک را نام برد. ولی تابع زیگموید بیشترین استفاده را در مسائل مهندسی دارد. این تابع به صورت زیر می‌باشد:

$$f(z) = \frac{1}{1 + \exp(-z)} \quad [3]$$

که در این رابطه  $z$  متغیر مورد نظر می‌باشد. در روش شبکه‌های عصبی مصنوعی غالباً مدل در دو مرحله تهیه می‌گردد. مرحله اول آموزش شبکه است که به کمک تعدادی از داده‌های اندازه‌گیری شده (حدود 70 درصد کل داده‌ها) انجام می‌پذیرد. در مرحله دوم مدل با حدود 20 تا 30 درصد مقادیر اندازه‌گیری شده صحت‌سنجی می‌گردد. در مدل‌سازی به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی بسته به متغیرهای ورودی و ارتباط آنها با پارامتر مورد نظر که مدل می‌گردد، حدود 10 درصد اطلاعات برای تست و ارزیابی مدل و برآورد نقاط بحرانی مانند نقطه عطف و یا نقاط حداکثر و حداقل یک منحنی استفاده می‌گردند. البته این داده‌ها نبایستی در مراحل آموزش و صحت‌سنجی استفاده شده باشند. جهت آموزش شبکه نیاز به تعدادی الگوی آموزش دهنده مناسب می‌باشد. بر این مبنا از 230 سری اطلاعات اندازه‌گیری شده تعداد 160 سری برای آموزش مدل، 44 سری برای صحت‌سنجی مدل و 26 سری اطلاعات برای تست نهایی مدل استفاده گردید. با توجه به رابطه 1 و متغیرهای مستقل و وابسته، شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده باید دارای سه نرون در لایه ورودی و یک نرون در لایه خروجی باشد. در شکل 2 نمای کلی شبکه عصبی مورد استفاده نشان داده شده است.

<sup>1</sup> HU

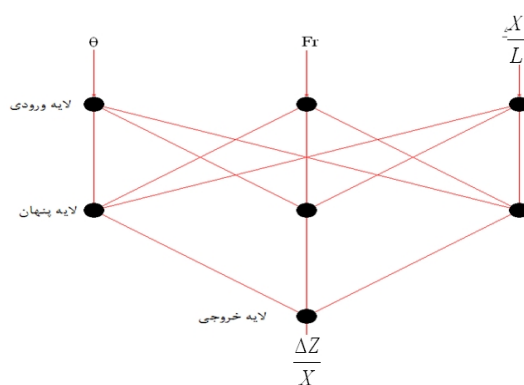
<sup>2</sup> Bias

عضویت این مقادیر را به یکسری متغیرها و مقادیر زبانی نگاشت می‌کند. سپس این متغیرهای زبان که قوانین بر اساس آنها تولید شده‌اند برای استنتاج در کنترل فازی استفاده می‌شوند. در نهایت از خروجی برای تاثیر در سیستم کنترل استفاده می‌شود. راز موفقیت سیستم‌های فازی در پیاده‌سازی، سادگی در نگهداری، سادگی در فهم، پایداری و ارزانی است. دو کمبود اصلی سیستم‌های فازی، یکی عدم وجود قابلیت یادگیری در این سیستم‌ها و دیگر اینکه تعیین و تنظیم تابع عضویت همیشه آسان نیست. البته مورد دوم بسنگی به میزان شناخت ما از سیستم تحت بررسی دارد. سیستم‌های فازی برای استنتاج تخمینی یا مبهم، خصوصا مناسب برای سیستم‌هایی هستند که ایجاد یک مدل ریاضی برای آنها مشکل است (مرادی و انصاری 1390).

در این تحقیق جهت کلاس‌بندی داده‌ها از روش خوشه‌بندی c- میانگین استفاده گردید. خوشه‌بندی c- میانگین اولین بار توسط دان در سال 1973 و سپس بزدک در سال 1981 توسعه یافت. این روش که در واقع شکل گسترش یافته‌ای از خوشه‌بندی c- میانگین سخت (HCM) می‌باشد روشی بسیار کارآمد جهت خوشه‌بندی فازی داده‌ها است. به طور کلی تفاوت نتایج حاصل از خوشه‌بندی فازی با خوشه‌بندی کلاسیک این است که در خوشه‌بندی فازی یک نقطه می‌تواند درجه عضویت جزئی در بیشتر از یک دسته داشته باشد، یعنی درجه عضویت یک داده به یک دسته می‌تواند یک عدد متعلق به بازه  $[0,1]$  باشد. در این روش می‌توان یک خانواده از ماتریس‌های افزاز فازی،  $M_{fc}$  برای دسته‌بندی  $n$  داده به  $c$  دسته به صورت زیر تعریف نمود (ظهیری و همکاران 1388):

$$M_{fc} \left\{ U \mid \mu_{ik} \in [0,1], \sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1; 0 < \sum_{k=1}^n \mu_{ik} < n \right\} \quad [4]$$

به طوری که  $i=1,2,\dots,c$  و  $k=1,2,\dots,n$  هر  $U \in M_{fc}$  یک c-افراز فازی می‌باشد که از ویژگی همپوشانی دسته‌ها تبعیت می‌کند و برای توصیف درجه



شکل 2- ساختار کلی شبکه عصبی مورد استفاده.

برای رسیدن به کمترین میزان خطا، پس از تغییر در تعداد گره‌های لایه پنهان و تکرار حین آموزش شبکه، این نتیجه حاصل شد که شبکه مورد استفاده با تعداد 3 گره در لایه پنهان و تعداد تکرار تا 50000 کمترین خطا را دارد. تابع انتقال برای اجرای مدل، تابع زیگموید انتخاب گردید.

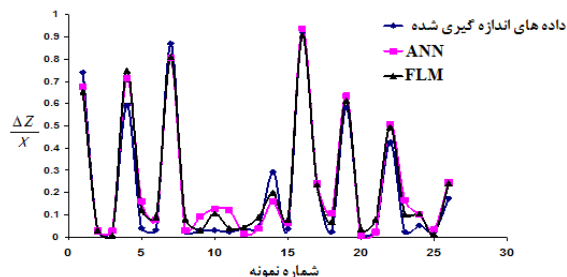
### منطق فازی

سیستم استنباط فازی به عنوان یکی از شاخه‌های تئوری فازی در سال 1975 ارائه گردید و بعدها در سال 1986 توسط تاکاگی، سوگینو و کانگ توسعه داده شد (کوره پزان 1384). هر مدل فازی شامل سه بخش پارامترهای ورودی، قواعد فازی که موتور استنتاج بوده و پارامترهای خروجی می‌باشد. مدل‌های فازی از روش‌های مختلفی برای توصیف پارامترهای ورودی و خروجی و چگونگی ترکیب قواعد برای استنتاج نتیجه استفاده می‌کنند. در مدل‌های فازی ورودی‌ها به صورت متغیرهای بیان فازی مطرح شده و با قواعد فازی (اگر-آنگاه) به خروجی‌هایی که به صورت متغیرهای بیان فازی تعریف شده متصل می‌شوند. به نحوی که با استفاده از قوانین مزبور می‌توان ارتباط بین متغیرهای ورودی و خروجی را بدست آورد. ویژگی بزرگ منطق فازی این است که با مجموعه‌های فازی سروکار دارد، مجموعه‌هایی که اعضای آن، برای مشخص کردن عضویت خود فقط دو مقدار True و False ندارند، بلکه دارای بی نهایت مقدار بین این دو هستند که بوسیله درجه عضویت و تابع عضویت مشخص می‌شود. تابع

انجام و خلاصه نتایج در جدول 3 ارائه شده است. این نتایج حاکی از دقت بالای دو مدل در برآورد میزان آبشستگی می‌باشند. پارامتر درصد خطا در مدل منطق فازی برابر 26/29 و در مدل ANN 23/31 می‌باشد که نشان می‌دهد مدل ANN نسبتاً با دقت بالاتری میزان آبشستگی را مدل می‌کند. در شکل 3 مقادیر آبشستگی اندازه‌گیری شده و محاسبه شده توسط دو مدل نشان داده شده است. همان‌طوری‌که ملاحظه می‌گردد همبستگی نسبتاً خوبی بین مقادیر اندازه‌گیری شده و محاسبه شده توسط دو مدل وجود دارد.

جدول 3- نتایج حاصل از تحلیل آماری مدل در پیش‌بینی آبشستگی در مرحله تست.

$RMSE$	$\%E$	$\alpha$	$R^2$	
0/06	23/31	1	0/95	ANN
0/07	26/29	1/01	0/93	FLM



شکل 3- مقایسه  $\frac{\Delta Z}{X}$  اندازه‌گیری شده و محاسبه شده در مرحله تست دو مدل.

جدول 4- نتایج حاصل از تحلیل آماری رابطه رگرسیونی.

$RMSE$	$\%E$	$\alpha$	$R^2$	
0/12	46/41	0/89	0/72	رابطه رگرسیونی

همچنین اهمیت پارامترهای مورد نظر در برآورد میزان آبشستگی بررسی گردید. نتایج اهمیت هر پارامتر بر حسب درصد مشارکت در ایجاد مدل ANN در شکل 4 آمده است. همان‌طورکه در این شکل دیده می‌شود

عضویت‌های یک دسته بیشمار مقدار ممکن می‌توان در نظر گرفت. بدین ترتیب  $M_{fc}$  دارای بیشمار زیرمجموعه می‌باشد. در این مدل نیز مانند مدل شبکه عصبی مصنوعی از 230 سری اطلاعات اندازه‌گیری شده تعداد 160 سری برای آموزش مدل، 44 سری برای صحت‌سنجی مدل و 26 سری اطلاعات برای تست نهایی مدل استفاده گردید.

### نتایج و بحث

به منظور مقایسه و تجزیه و تحلیل عمق آبشستگی اندازه‌گیری شده در آزمایشگاه و برآورد شده توسط مدل‌ها از روش‌های آماری که در زیر ارائه شده‌اند استفاده گردید:

1-  $R^2$  و  $\alpha$  که به ترتیب عبارتند از مجذور

ضریب همبستگی و شیب خط رگرسیون ( $\alpha = \frac{X_m}{X_p}$ ).

دقت پیش‌بینی هر رابطه به پارامترهای فوق بستگی دارد. بدین صورت که هرچه  $R^2$  و  $\alpha$  به یک نزدیکتر باشند آن رابطه بهتر می‌تواند الگوی آبشستگی را تخمین بزند.

2- درصد خطا ( $\%E$ ) که بصورت زیر تعریف

می‌شود:

$$\%E = \frac{\sum_{i=1}^N |X_{mi} - X_{pi}|}{\sum_{i=1}^N X_{mi}} \times 100 \quad [5]$$

3- متوسط مجذور مربعات خطا ( $RMSE$ ) که به صورت زیر تعریف شده است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X_{mi} - X_{pi})^2}{N}} \quad [6]$$

که در این رابطه‌ها،  $N$  تعداد داده‌ها،  $X_m$  مقادیر اندازه‌گیری شده و  $X_p$  مقادیر برآورد شده توسط مدل‌های مورد استفاده در این تحقیق می‌باشد.

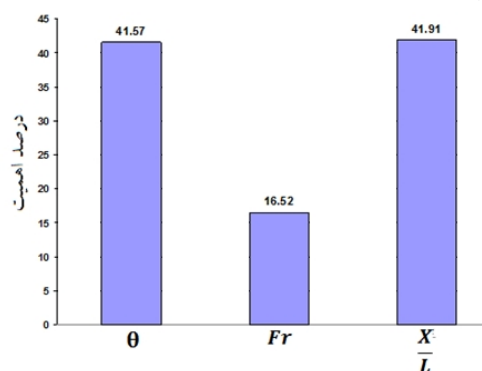
در هر روش که مقادیر محاسبه شده برای  $\%E$  و  $RMSE$  به صفر نزدیکتر باشد، دقت مدل برآورد کننده میزان آبشستگی بالاتر است.

تحلیل آماری بر روی نتایج خروجی دو مدل

گرفت که در این بین، تابع نمایی بالاترین دقت را دارا بود. جهت تعیین دقت این رابطه از روش‌های آماری فوق‌الذکر استفاده گردیده است. نتایج تحلیل آماری مدل در جدول 4 خلاصه شده‌اند. به طوری که ملاحظه می‌گردد این رابطه قادر بوده مقادیر واقعی را با درصد خطای حدود 46 درصد پیش‌بینی نماید که البته در مسایل بسیار پیچیده مربوط به آبشستگی خطایی نسبتاً قابل قبول است، ولی دقت این رابطه نسبت به دو مدل ANN و FLM کمتر می‌باشد. همچنین همان‌طور که از این رابطه قابل برداشت می‌باشد اهمیت پارامترهای  $\theta$  و  $\frac{X}{L}$  با توجه به میزان ضرایب آنها تقریباً برابر و از اهمیت پارامتر Fr بیشتر می‌باشد که این مطلب به نوعی خود موید نتایج حاصل از مدل ANN در شکل 3 ارائه شده است می‌باشد.

در شکل 5 مقایسه کیفی بین مقادیر پیش‌بینی شده آبشستگی توسط مدل‌های ANN، FLM و رابطه رگرسیونی صورت پذیرفته است. در این شکل محدوده تغییرات  $\frac{\Delta Z}{X}$  در  $\pm 20\%$  نشان داده شده تا بتوان در مورد نحوه پیش‌بینی مدل‌ها بهتر قضاوت نمود. همان‌طور که در این شکل مشاهده می‌گردد مدل‌های ANN و FLM با دقتی تقریباً برابر و بیشتر از رابطه رگرسیونی میزان آبشستگی را اطراف آبشکن پیش‌بینی می‌نمایند. همچنین با توجه به شکل 5 می‌توان به این نتیجه رسید که در پیش‌بینی آبشستگی‌های با عمق کم هر سه مدل این پارامتر را بیشتر از واقعیت تخمین می‌زنند که این امر می‌تواند به دلیل خطای اندازه‌گیری در آبشستگی‌های با عمق کم و همچنین تغییرات کم در میزان عمق آبشستگی‌های نزدیک به دیواره صورت پذیرفته باشد.

بیشترین مشارکت و اهمیت را پارامترهای  $\theta$  و  $\frac{X}{L}$  با مقدار درصد مشارکت حدود 42 درصد و کمترین مشارکت را پارامتر Fr با میزان حدود 16 درصد دارا می‌باشند. البته باید توجه داشت کوچک بودن درصد مشارکت پارامتر Fr به این معنی نیست که شرایط جریان در بالادست در ایجاد آبشستگی از اهمیت کمی برخوردار می‌باشد، بلکه با توجه به کوچک بودن محدوده عدد فرود در انجام آزمایشات (0/23-0/32)، مدل ANN حساسیت کمتری را نسبت به این پارامتر نشان داده است.



شکل 4- مقایسه اهمیت پارامترهای فیزیکی مورد.

بررسی در برآورد میزان آبشستگی توسط مدل ANN با استفاده از سری اطلاعات موجود، توسط نرم افزار دیتا فیت<sup>1</sup> یک رابطه رگرسیونی جهت تعیین الگوی آبشستگی اطراف آبشکن به صورت تابعی از پارامترهای مورد نظر ارائه گردید:

$$\frac{\Delta Z}{X} = e^{(a\theta + bFr + c\frac{X}{L} + d)} \quad [7]$$

که در این رابطه ضرایب  $a = 2/42$ ،  $b = -0/54$ ،  $c = 2/21$  و  $d = -2/22$  می‌باشند. لازم به ذکر است این رابطه با استفاده از سری اطلاعاتی که جهت آموزش مدل‌های ANN و FLM استفاده گردیده، ارائه شده و توسط سری اطلاعاتی که این دو مدل تست شده‌اند نیز مورد ارزیابی قرار گرفته است. در ایجاد این رابطه توسط مدل، توابع ریاضی مختلفی از جمله توابع خطی، غیرخطی، لگاریتمی و نمایی مورد بررسی قرار

<sup>1</sup> Datafit



جدول 5- درصد پیش‌بینی  $\frac{\Delta Z}{X}$  توسط مدل‌های مورد مطالعه در محدوده خطای  $\pm 20\%$

$\frac{\Delta Z}{X} > 1.2$	$0.8 \leq \frac{\Delta Z}{X} \leq 1.2$	$\frac{\Delta Z}{X} < 0.8$	مدل
54	34	12	ANN
58	30	12	FLM
70	23	7	رابطه رگرسیونی

### نتیجه‌گیری کلی

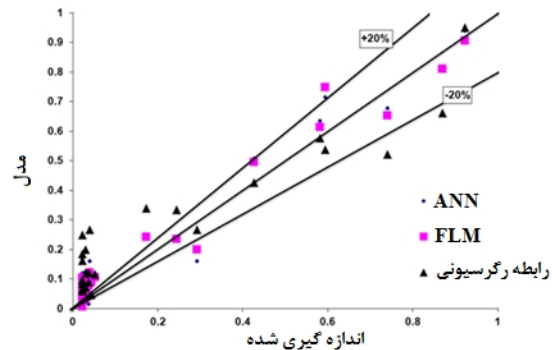
در تحقیق حاضر الگوی آبشستگی حول سازه آبشکن به صورت تابعی از شرایط جریان در بالادست، زاویه قرارگیری آبشکن در قوس و هندسه آبشکن مورد بررسی قرار گرفت. این الگو با استفاده از مدل‌های ANN و FLM و همچنین رگرسیون مدل گردید. از جمله مهمترین نتایج حاصل از این تحقیق می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

1- مدل ANN و FLM هر دو با دقت بالایی قادر به پیش‌بینی الگوی آبشستگی به صورت تابعی از پارامترهای مورد بررسی در این تحقیق می‌باشند. حال آنکه مدل ANN با کمی دقت بیشتری الگو را پیش‌بینی می‌کند.

2- از میان پارامترهای مورد بررسی، در مدل ANN پارامترهای  $\theta$  و  $\frac{X}{L}$  از درصد مشارکت بیشتری نسبت به پارامتر Fr در پیش‌بینی الگوی آبشستگی برخوردار می‌باشند که این موضوع به دلیل محدود بودن بازه عدد فرود در انجام آزمایش‌ها می‌باشد.

3- رابطه رگرسیونی ارائه شده با استفاده از نرم‌افزار دیتا فیت این الگو را با دقت کمتری نسبت به دو مدل دیگر پیش‌بینی می‌کند.

4- هر سه مدل آبشستگی‌های با عمق کم را بیشتر از میزان واقعی و آبشستگی‌های با عمق زیاد را نزدیک به میزان واقعی پیش‌بینی می‌نمایند.



شکل 5- پیش‌بینی آبشستگی  $\frac{\Delta Z}{X}$  توسط مدل‌های مورد مطالعه در محدوده خطای  $\pm 20\%$ .

در جدول 5 یک مقایسه کمی بین مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل‌های ANN، FLM و رابطه رگرسیونی صورت پذیرفته است. در این جدول نیز محدوده تغییرات  $\frac{\Delta Z}{X}$  در  $\pm 20\%$  نشان داده شده است. این جدول که اعداد داخل آن بر حسب درصد هستند بیانگر دقت پیش‌بینی مدل موردنظر می‌باشد. با توجه به این جدول مدل‌های ANN و FLM مقادیر را با دقتی تقریباً برابر و به مراتب بیشتر از رابطه رگرسیونی در محدوده  $0.8 \leq \frac{\Delta Z}{X} \leq 1.2$  تخمین می‌زنند.

## منابع مورد استفاده

- کوره پزان ا، 1384. اصول تئوری مجموعه‌های فازی و کاربردهای آن در مدل‌سازی مسایل مهندسی آب. انتشارات جهاد دانشگاهی، واحد صنعتی امیرکبیر.
- ظهیری ج، کاشفی پور سم، برازنده ا و جاعل آ، 1388. استفاده از منطق فازی جهت برآورد انتشار طولی در آبراهه های طبیعی. هشتمین کنگره بین المللی مهندسی عمران، 21-23 اردیبهشت. شیراز.
- عطوفی ع، 1387. بررسی آزمایشگاهی تاثیر طول آبشکن بر عمق آبشستگی اطراف آن در قوس 180 درجه رودخانه‌ها. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات اهواز.
- مرادی ح و انصاری ح، 1390. ارائه مدل منطق فازی به منظور برآورد تبخیر و تعرق مرجع ساعتی با استفاده از حداقل داده‌های هواشناسی، نشریه علمی- پژوهشی آب و خاک، دانشگاه فردوسی مشهد، جلد 25، شماره 2، صفحه‌های 275-286.
- Deng L and Cai CS, 2010. Bridge scour: prediction, modeling, monitoring, and countermeasures. *Journal of Hydraulic Engineering ASCE* 15(2):125-134.
- Duan JG 2009. Mean flow and turbulence around a laboratory spur dike. *Journal of Hydraulic Engineering ASCE* 135(10):803-811.
- Karami H, Ardeshir A, Saneie M and Salamatian SA, 2011 Prediction of time variation of scour depth around spur dikes using neural networks. *Journal of Hydroinformatics* 14(1):180-191.
- Kashefipour SM, Lin B and Falconer FA, 2005. Neural networks for predicting seawater bacterial levels. *Journal of Water Management* 158:111-118.
- Kuhnle RA, Alonso CV and Shields FD, 1999. Geometry of scour holes associated with 90° spur dikes. *Journal of Hydraulic Engineering ASCE* 125(9): 972-978.
- Kuhnle RA, Alonso CV and Shields FD, 2002. Local scour associated with angled spur dikes. *Journal of Hydraulic Engineering, ASCE* 128(12): 1087-1093.
- Kuhnle RA, Jia Y and Alonso CV 2008. Measured and simulated flow near a submerged spur dike. *Journal of Hydraulic Engineering, ASCE* 134(7): 916-924.
- Munakata T, 2008. *Fundamentals of the New Artificial Intelligence, Neural, Evolutionary, Fuzzy and More*. 2th edition. Springer-Velag London Limited, 260P.
- Rajaratnam Nand Nwachukwu BA, 1983. Flow near groin-like structure. *Journal of Hydraulic Engineering, ASCE* 109(3): 463-480.
- Reddy SB, 2003. Estimation of watershed runoff using artificial neural networks. Ph.D Thesis in Agriculture Engineering. (unpubl). Post Graduate School, IARI, New Delhi.
- Sarangi A, Bhattacharya AK, 2005. Comparison of Artificial Neural Network and Regression Models for Sediment Loss Prediction from Banha Watershed in India. Water Technology Center, IARI. Pusa Campus, New Dlehi 110012, India.
- Tavakolizadeh AA and Kashefipour SM, 2008. Modeling local scour on loose bed downstream of grade-control structures using artificial neural network. *Journal of Applied Sciences* 8(11): 2067-2074.
- Yossef MFM and Vriend HJD, 2011. Flow details near river groynes: Experimental investigation. *Journal of Hydraulic Engineering ASCE* 137(5): 504-516.