

## «یادداشت تحقیقاتی»

# کاربرد روش‌های داده‌کاوی در تخمین عمق آبشستگی گروه پایه‌ها

سمیه سلطانی گردفرامری<sup>1\*</sup>، روح الله تقی زاده مهرجردی<sup>1</sup>

1- استادیار دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه اردکان

\*s.soltani@ardakan.ac.ir

چکیده - گروه پایه‌ها به طور گسترده به عنوان پی به منظور حفاظت سازه‌های آبی در مهندسی سواحل و رودخانه‌ها استفاده می‌شوند. بدون شک آبشستگی در پایه‌ها از مهمترین دلایل ناپایداری سازه‌های آبی است که منجر به شکست و تخریب آن‌ها می‌شود. تخمین درست از عمق آبشستگی اطراف پایه‌ها به دلیل پیچیدگی رفتار جریان اطراف پایه در یک بستر فرسایش‌پذیر کار بسیار دشواری است. در تحقیق حاضر معادلات تجربی مختلف برای تعیین عمق آبشستگی گروه پایه‌ها تحت جریان امواج و ارزیابی دقت این روش‌ها در مقایسه با داده‌های اندازه‌گیری شده بررسی و روش‌هایی در این زمینه، با بهره جستن از روش‌های داده‌کاوی همچون رگرسیون چند متغیره، برنامه‌ریزی ژنتیک، شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون درختی و شبکه عصبی-فازی ارائه گردیده است. نتایج نشان داد که روابط تجربی موجود کارایی لازم در این زمینه را نداشته و بهترین روش تجربی دارای ضریب تبیین 0/57 و جذر میانگین مربعات خطا 1/29 است. در حالی که از بین روش‌های هوش مصنوعی، روش شبکه عصبی-فازی با ضریب تبیین 0/94، جذر میانگین مربعات خطا 0/04 و راندمان مدل 0/97 بخوبی عمق آب-شستگی را پیش‌بینی می‌کند. روش ارائه شده در این تحقیق رهیافت جدیدی در تخمین عمق آبشستگی گروه پایه‌ها در رودخانه محسوب شده و به خوبی قابلیت اتصال و ترکیب با مدل‌های ریاضی را دارد.

کلیدواژگان: عمق آبشستگی، گروه پایه، امواج، روش‌های داده‌کاوی.

## 1- مقدمه

روابطی را برای برآورد عمق آبشستگی ارائه کردند. بیشتر این روابط مشابه یکدیگر بودند و بسیاری از پارامترهای مؤثر بر آبشستگی را منظور نکرده بودند. لذا نتایج حاصل از این روابط زیاد قابل اعتماد نبودند. پیش‌بینی نادرست عمق آبشستگی می‌تواند باعث تحمیل هزینه‌های گزاف در پل‌سازی و هم چنین به خطر افتادن جان انسان‌ها شود. به همین دلیل پیش‌بینی درست و دقیق عمق آبشستگی در هنگام طراحی پل‌ها لازم و ضروری است و همواره از مهم‌ترین دغدغه‌ها در علوم مهندسی بوده است (Dey and Raikar, 2007). اگر چه آبشستگی اطراف

پایه‌های پل از اساسی‌ترین و حساس‌ترین قسمت‌های این سازه است. با ایجاد حفره آبشستگی در اطراف پایه‌هایی که به نحوی در داخل جریان آب قرار می‌گیرند پایداری و استحکام‌شان کاهش می‌یابد. یک مطالعه جامع توسط کمیسیون تحقیقات رسوب در سال 1984 نشان داد که سالانه به طور متوسط، 150 پل در ایالات متحده آمریکا بر اثر انتقال رسوب و آبشستگی موضعی پایه پل یا تکیه‌گاه تخریب می‌شوند (Alabi, 2006). تا قبل از دهه هشتاد بسیاری از محققان با استفاده از داده‌های تجربی

های استوانه‌ای و عمق آبشستگی خطوط لوله‌ای مستغرق را پیش‌بینی کردند. (Azmathullau and Ghani, 2010) از روش شبکه عصبی مصنوعی و برنامه‌ریزی ژنتیک، به منظور تخمین عمق آبشستگی خطوط لوله‌ای مستغرق استفاده کردند. (Najafzadeh and Barani, 2011) و Wang et al. (2013) عمق آبشستگی پایه پل در شرایط آب زلال را با استفاده از روش برنامه‌ریزی ژنتیک تخمین زدند. (Kim et al., 2014) از روش ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم ژنتیک استفاده کرده و نتایج را با روش‌های تجربی مقایسه نمودند. (Muzzammil et al., 2014) به منظور پیش‌بینی عمق آبشستگی پایه پل در بسترهای چسبنده از روش  $GEP^1$  بر روی داده‌های آزمایشگاهی بهره جستند.

در تحقیقاتی که تاکنون انجام شده، تنها یک یا دو روش داده‌کاوی برای تخمین عمق آبشستگی به‌کار برده شده است. علاوه بر آن، مطالعات اندکی در مورد آبشستگی گروه پایه‌ها تحت تأثیر امواج انجام شده است، چراکه بیشتر تحقیقات صورت گرفته بر تک پایه‌ها در حالت جریان ماندگار متمرکز شده است. هدف اصلی در این تحقیق بررسی روش‌ها و معادلات تجربی مختلف برای تعیین عمق آبشستگی گروه پایه‌ها تحت تأثیر امواج و ارزیابی دقت این روش‌ها در مقایسه با داده‌های اندازه‌گیری شده و بررسی مجموعه روش‌های هوش مصنوعی در این زمینه است. در قدم بعدی، استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک، شبکه عصبی مصنوعی، شبکه عصبی-فازی، رگرسیون چند متغیره و درخت تصمیم به عنوان روش‌های داده‌کاوی برای تعیین عمق آبشستگی ارائه شده و در پایان نتایج روابط تجربی و مدل‌ها با یکدیگر مقایسه گردیده است.

## 2- مواد و روش‌ها

### 2-1- مجموعه داده‌های مورد استفاده در تحقیق

یک مجموعه داده با کیفیت بالا برای مدلسازی نیاز است. در این تحقیق از داده‌های وزارت ساختمان ژاپن (Bayram and Larson, 2000) برای آموزش و آزمون مدل‌های بکار رفته، استفاده شد. داده‌های موجود از 9

پایه‌ها و گروه پایه‌ها تحت تأثیر جریان ماندگار به طور گسترده در آزمایشگاه بررسی شده (Sumer and Fredsoe, 2001; Myrhaug and Rue, 2005) ولی همچنان کمبود داده‌های اندازه‌گیری شده احساس می‌شود. یک محدودیت عمده در مورد استفاده از داده‌های آزمایشگاهی فقدان تشابه دینامیکی و سینماتیکی و نادیده گرفتن اثر امواج و پارامترهای مرتبط با آن مثل ارتفاع و دوره تناوب امواج است (Bayram and Larson, 2000). بهترین کارهای میدانی که در این زمینه انجام شده تحقیقات Palmer (1969) و (Bayram and Larson, 2000) است که اثر امواج نامنظم را بر آبشستگی بررسی کردند.

Palmer (1969) نرخ و مقدار آبشستگی تک پایه تحت تأثیر امواج نوسانی را اندازه‌گیری کرد و (Bayram and Larson, 2000) عمق آبشستگی برای گروهی از پایه‌ها تحت تأثیر امواج نوسانی را در سواحل اقیانوس آرام در کشور ژاپن مطالعه کردند. آنها نشان دادند که عمق آبشستگی رابطه بسیار نزدیکی با عدد کولگن-کارپنتر (KC) دارد و یک رابطه تجربی برای تخمین بیشترین عمق آبشستگی بر اساس این عدد بدست آوردند. در حقیقت، بزرگترین مشکل، کمبود مدل‌های واقعی برای پیش‌بینی عمق آبشستگی اطراف سازه‌های قرار گرفته در کف دریا و رودخانه‌هاست. خروجی این مدل‌ها گاهی باعث تحمیل 100 درصدی هزینه‌های اضافی برای کنترل آبشستگی در پی پایه پل‌ها می‌شود (Bateni and Jeng, 2007). بنابراین همواره محققان در این زمینه تلاش کرده‌اند تا از روش‌ها و مدل‌های جدید در این زمینه بهره‌جویند. اخیراً، مدل شبکه عصبی مصنوعی به عنوان ابزار مدل‌سازی مفید که قادر است بین متغیرهای ورودی و خروجی سیستم‌های غیرخطی از طریق آموزش مدل رابطه ریاضی ایجاد کند، معرفی شده است. به همین دلیل از این روش در مدل‌سازی هیدرولیکی و مهندسی سواحل استفاده می‌شود (Kambekar and Deo, 2003; Azmathullau et al., 2005). برای مثال (Azmathullau et al., 2008) al. آبشستگی ناشی از سرریز سد را با شبکه عصبی مصنوعی برآورد کردند. (Guven et al., 2009) و (Azmathullau et al., 2011) با بهره‌گیری از روش برنامه‌ریزی ژنتیک خطی به ترتیب عمق آبشستگی پایه-

1. Gene Expression Programming (GEP)

تحقیق در تخمین عمق آبشستگی، یک مقایسه بین مدل‌های جدید و چهار روش تجربی موجود انجام شد. (Sumer et al. (1992) رابطه تجربی (1) را برای تخمین عمق آبشستگی اطراف پایه استوانه‌ای در معرض امواج ارائه کردند:

$$\frac{S}{D} = 1.3(1 - \exp(-0.03(KC - 6))) \quad \text{برای } KC \geq 6 \quad (1)$$

یک خط رگرسیون به عمق آبشستگی بی بعد در مقابل KC برازش دادند و رابطه (2) را بدست آوردند:

$$\frac{S}{D} = 0.023KC \quad (2)$$

**جدول 1** محدوده داده‌های ورودی-خروجی مورد استفاده در تحقیق

محدوده تغییرات	پارامتر
0/61-1/92	ارتفاع موج (متر)، H
6-9/8	زمان تناوب موج (ثانیه)، T
1/93-4/5	عمق جریان (متر)، h
0/57-1/87	سرعت بیشینه (متر بر ثانیه)، $u_{max}$
0/05-0/14	سرعت برشی بیشینه (متر بر ثانیه)،
0/08-0/64	$u^*_{max}$
7/6-22/5	پارامتر بی بعد شیلدز، $\theta$
$5 \cdot 10^{-3}$ -3/09	عدد کولگان-کارپنتر، KC
$1 \times 10$	عدد رینولدز پایه، Rep
0/7-3/5	عمق آبشستگی بی بعد، S/D

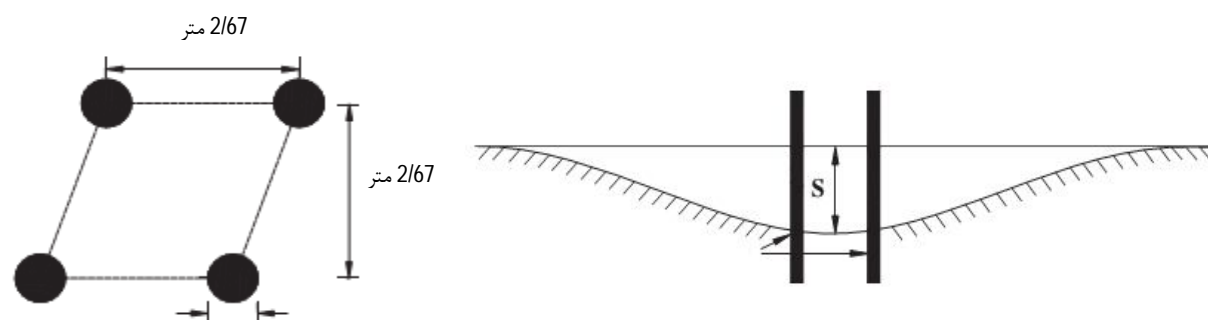
گروه پایه به فاصله 30 متر از هم در سواحل اقیانوس آرام از کشور ژاپن می‌باشد که هر گروه پایه از 4 پایه با قطر 60 سانتیمتر و با فاصله 2/67 متر از هم (شکل 1) تشکیل شده است. داده برداری به مدت 56 هفته از آگوست 1984 تا سپتامبر 1989 با دقت بالا بر روی دو سته از گروه پایه‌ها انجام شده است. مجموعه داده‌ها شامل عمق جریان (متر)، ارتفاع موج (متر)، دوره تناوب موج (ثانیه)، بیشینه سرعت جریان (متر بر ثانیه)، بیشینه سرعت برشی جریان (متر بر ثانیه)، عمق آبشستگی بی بعد، عدد رینولدز پایه، پارامتر شیلدز و عدد کولگان-کارپنتر می‌باشد. در جدول 1 پارامترهای استفاده شده و محدوده تغییرات آنها ارائه شده است. از 58 مجموعه داده موجود، 74 درصد آن (43 مورد) برای آموزش مدل و 26 درصد (15 مورد) برای ارزیابی مدل‌ها استفاده شده است. شایان ذکر است که تقسیم بندی داده‌ها به دو گروه آموزش و ارزیابی به صورت کاملاً تصادفی انجام شده است.

### 2-2- مدل‌های استفاده شده در تحقیق

مدل‌های داده‌کاوی استفاده شده در تحقیق شامل رگرسیون خطی چند متغیره، شبکه عصبی مصنوعی، شبکه عصبی-فازی، برنامه‌ریزی ژنتیک و رگرسیون درختی می‌باشد.

### 3-2- روابط تجربی موجود

به منظور ارزیابی درستی روش‌های مورد استفاده در این



**شکل 1** یک گروه پایه و حفره آبشستگی ایجاد شده

$$EF = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - X_i)^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \quad (6)$$

$$CRM = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)}{n\bar{X}} \quad (7)$$

$$SSE = \sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2 \quad (8)$$

$$R^2 = \frac{\sum (X_i - \bar{X})^2 (Y_i - \bar{Y})^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2 \sum (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (9)$$

$$\rho_c = \frac{2 \rho \sigma_Y \sigma_X}{\sigma_Y^2 + \sigma_X^2 + (\bar{X} - \bar{Y})^2} \quad (10)$$

در معادله فوق  $\rho$ ، ضریب همبستگی بین مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده؛  $\sigma_Y$ ، واریانس پیش‌بینی؛  $\sigma_X^2$ ، واریانس مشاهدات؛  $\bar{Y}$ ، میانگین پیش‌بینی؛  $\bar{X}$ ، میانگین مشاهدات و  $\rho_c$ ، ضریب همبستگی تطابق لاین می‌باشد.

### 3- نتایج و بحث

#### 3-1- روش‌های تجربی

همان‌طور که جدول 2 نشان می‌دهد هیچ کدام از روش‌های تجربی نتوانسته است به درستی عمق آبشستگی را تخمین بزند. از بین این روش‌ها معادله Bayram and Larson (2000) با ضریب تبیین 0/57 و جذر میانگین مربعات خطا 1/29، کارایی مدل 48/86-، ضریب جرم باقیمانده 0/373، مجموع مربعات خطا 25/03 و ضریب همبستگی تطابق لاین 0/015 نسبت به سایر روش‌ها نتایج بهتری حاصل نموده است.

Myrhaug and Rue Bayram and Larson (2000) (2005) برای تخمین عمق آبشستگی اطراف تک پایه و گروه پایه‌های تحت تأثیر امواج تصادفی روابط تجربی (3و4) را پیشنهاد کردند:

$$\frac{S}{D} = 1.3(1 - \exp(-0.043(KC - 4.2))) \quad KC \geq 4/2 \quad (3)$$

$$\frac{S}{D} = 1.3(1 - \exp(-0.054(KC - 3.3))) \quad KC \geq 3/3 \quad (4)$$

در این روابط KC عدد کولگن-کارپنتر و S/D عمق آبشستگی بی بعد شده با قطر پایه (D) می‌باشد.

#### 2-4- معیارهای ارزیابی مدل

به منظور ارزیابی کارایی مدل‌های استفاده شده (هم مدل‌های تجربی و هم مدل‌های هوش مصنوعی)، داده‌ها به دو بخش آموزش و اعتبارسنجی تقسیم شدند و از شاخص‌های آماری جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)، کارایی مدل (EF)، ضریب جرم باقیمانده (CRM)، مجموع مربعات خطا (SSE)، ضریب همبستگی تطابق لاین ( $\rho_c$ ) و ضریب تبیین ( $R^2$ ) مطابق روابط (5) تا (10) استفاده گردید. در بررسی کارایی مدل، مقادیر پیش‌بینی شده و متوسط مقادیر اندازه‌گیری شده مقایسه می‌شوند. مقدار منفی این پارامتر نشان دهنده این است که متوسط مقادیر اندازه‌گیری شده تخمین بهتری نسبت به مقادیر پیش‌بینی شده دارد و بهترین حالت وقتی اتفاق می‌افتد که این پارامتر برابر با 1 باشد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (Y_i - X_i)^2} \quad (5)$$

جدول 2 مشخصات آماری معادلات تجربی جهت تخمین عمق آبشستگی

EF	SSE	CRM	RMSE	$\rho_c$	$R^2$	معادله برآورد عمق آبشستگی
-48/28	27/5	0/310	1/35	0/02	0/56	رابطه (1)- سومر و فردزو (2001)
-48/86	25/03	0/373	1/29	0/015	0/57	رابطه (2)- بایرام و لارسن (2000)
-46/79	26/67	0/393	1/33	0/014	0/13	رابطه (3)- میرهاگ و رو 1 (2005)
-41/08	23/48	0/478	1/25	0/01	0/25	رابطه (4)- میرهاگ و رو 2 (2005)

برنامه‌هایی که باید مورد ارزیابی قرار گیرد 210 بدست آمد. همچنین جمعیت اولیه مدل 350، نرخ جهش 95% و نرخ تلاقی 20% انتخاب شد. رابطه بدست آمده در معادله (12) ارائه شده است. در این رابطه، ارتفاع موج (H)، طول دوره موج (T) و عمق آب (h) به عنوان متغیرهای مستقل در نظر گرفته شده‌اند. نتایج آنالیز حساسیت نشان داد که اهمیت پارامترهای کمکی به ترتیب ارتفاع موج و طول دوره تناوب موج می‌باشد. در نهایت، رابطه بدست آمده، بر روی داده‌های آزمون (20%) اعمال گردید و نتایج ریشه مربعات خطا و ضریب تبیین به ترتیب 0/15 و 0/41 بدست آمد. از محاسن این مدل نسبت به سایر روش‌ها، ارائه یک رابطه ریاضی برای پیش‌بینی عمق آبشستگی است (معادله 12).

#### 3-4- روش شبکه عصبی مصنوعی

در این روش نیز مانند بقیه مدل‌ها، ارتفاع موج (H)، طول دوره موج (T) و عمق آب (h) به عنوان متغیرهای مستقل و عمق آبشستگی بدون بعد به عنوان متغیر وابسته در نظر گرفته شد. تعداد نرون‌ها و لایه‌های مخفی بستگی به پیچیدگی مسئله مورد نظر دارد. در اینجا یک لایه مخفی برای ایجاد شبکه پرسپترون مورد استفاده قرار گرفت. تعداد نرون‌های لایه مخفی و همچنین تعداد تکرار در فرآیند آموزش به صورت سعی و خطا به دست آمدند. در این مطالعه تعداد نرون لایه مخفی دو تا 10 و تعداد تکرار 100 تا 1000 متغیر در نظر گرفته شد. برای تعیین بهترین ترکیب از شاخص میانگین مربعات خطا استفاده گردید. نتایج نشان داد که تعداد 5 نرون در لایه مخفی و تعداد تکرار 800 دارای بهترین ترکیب در پیش‌بینی پارامتر عمق آبشستگی می‌باشد.

#### 3-5- روش شبکه عصبی-فازی (نروفازی)

پارامترهای ورودی و خروجی در این روش همانند سایر مدل‌ها به منظور مقایسه کارایی آنها انتخاب گردید.

همان‌طور که نتایج نشان می‌دهد همه روش‌های تجربی مقدار عمق آبشستگی را از مقدار واقعی کمتر پیش‌بینی کرده‌اند و به همین دلیل راندمان مدل (EF) دارای مقادیر منفی برای همه روش‌های تجربی است. دلیل ناکارایی مدل‌های تجربی فرضیاتی است که در توسعه این مدل‌ها در نظر گرفته شده است. فرضیاتی مانند همگن بودن داده‌ها، غیر تصادفی بودن خطا با میانگین صفر، نرمال بودن خطاها و همگنی پراکنش خطا، کاربرد مدل‌های رگرسیونی را محدود می‌کند. علاوه بر آن این مدل‌ها تنها یک داده ورودی مستقل را در تخمین عمق آبشستگی در نظر می‌گیرند که با توجه به پیچیدگی پدیده آبشستگی و وابستگی آن به پارامترها و شرایط جریان فرض درستی نیست.

#### 3-2- روش رگرسیون چند متغیره

برای برازش معادله رگرسیون چند متغیره به داده‌ها، پارامتر عمق آبشستگی به عنوان متغیر وابسته و ارتفاع موج (H)، طول دوره موج (T) و عمق آب (h) به عنوان متغیرهای مستقل در نظر گرفته شدند. رابطه رگرسیونی مربوطه در معادله (11) ارائه شده است. روابط رگرسیونی، سپس بر روی داده‌های آزمون اعمال گردید و نتایج ریشه مربعات خطا و ضریب تبیین به ترتیب 0/16 و 0/79 بدست آمد. مقادیر ضرایب رگرسیونی دارای عدد پی کوچکتر از 0/05 می‌باشد. همچنین جدول تجزیه واریانس برای رگرسیون محاسبه گردید که نتایج از معنی‌دار بودن معادله برازش داده شده حکایت دارد.

$$S/D = -0.48 + 1.13H + 0.09T + 0.13h \quad (11)$$

#### 3-3- روش برنامه‌ریزی ژنتیک

نتایج مدل برنامه‌ریزی ژنتیک نشان داد معیار توقف اجرای برنامه در مرحله 120 می‌باشد. میزان تولید جمعیت در هر یک از مراحل اجرای برنامه 400، تعداد اجرای برنامه برای رسیدن به ضریب همبستگی مطلوب 100 و حداکثر

$$S/D = 1.5H + \frac{0.68 \cos(5.32 \sin(-383T) \sin(\sin(0.04 + \sin(\sin(2.88H \sin(-383T) \sin(0.97H^2))))))}{H} \quad (12)$$

#### 4- ارزیابی مدل‌ها

در جدول 3 خلاصه نتایج ارزیابی مدل‌های داده‌کاوی برای پیش‌بینی عمق آبشستگی برای داده‌های آزمون در همه مدل‌ها به صورت یکسان ذکر شده است. از بین روش‌های هوش مصنوعی، روش شبکه عصبی-فازی با ضریب تبیین 0/94، جذر میانگین مربعات خطا 0/04، ضریب جرم باقیمانده 0/02، مجموع مربعات خطا 0/03، ضریب همبستگی تطابق لاین 0/96 و راندمان مدل 0/97 به خوبی عمق آبشستگی را پیش‌بینی می‌کند. بعد از آن، مدل شبکه عصبی مصنوعی با ضریب تبیین 0/87 و مدل رگرسیون درختی با ضریب تبیین 0/83 در رتبه دوم و سوم قرار دارند. در بین این مدل‌ها، مدل برنامه ریزی ژنتیک نتوانست عمق آبشستگی را با دقت خوبی برآورد کند و همانند مدل رگرسیون دارای کارایی مدل منفی گردید. هم چنین شکل 2 داده‌های اندازه‌گیری شده در مقابل پیش‌بینی شده از روش‌های داده‌کاوی را به تصویر کشیده است.

هم چنین نقشه‌های میزان منحنی‌دار برای داده‌های اندازه‌گیری شده و مدل‌های استفاده شده برای داده‌های آزمون در شکل 3 رسم شده است. از چهار پارامتر بی بعد و مستقل در تخمین عمق آبشستگی اطراف پایه تحت تأثیر امواج می‌توان استفاده کرد؛ هرچند برای رسم نقشه-های برجسته یا میزان فقط دو متغیر مستقل مورد نیاز است. البته می‌توان از متغیرهای مستقل بعددار نیز برای رسم چنین نقشه‌هایی استفاده کرد، ولی برای کاهش تعداد پارامترها بهتر است از متغیرهای بی بعد استفاده گردد (Toprak and Cigizoglu, 2008).

در طراحی مدل شبکه‌های عصبی فازی این تحقیق، از شبکه عصبی چندلایه پیش خور، الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا و سیستم استنتاج فازی ساگنو و تابع خروجی خطی و برای غیرفازی نمودن از تابع میانگین وزنی استفاده شد. برای طراحی سیستم بهینه شبکه‌های عصبی فازی، از طریق تغییر مداوم تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌های لایه پنهان، ساختار اولیه مدل مناسب شبکه عصبی بررسی شد و از طریق تغییر مداوم توابع عضویت مختلف و تعداد توابع عضویت، سیستم مناسب پایگاه استنتاج فازی طراحی شد. این شبکه دارای 2 تابع عضویت برای هر متغیر ورودی است و سایر پارامترهای آن عبارتند از: تعداد مراحل آموزش = 40، محدوده خطا = 0، نرخ‌های یادگیری برای لایه اول و دوم = 0/05 و پارامترهای شبکه با استفاده از سعی و خطا تعیین شد.

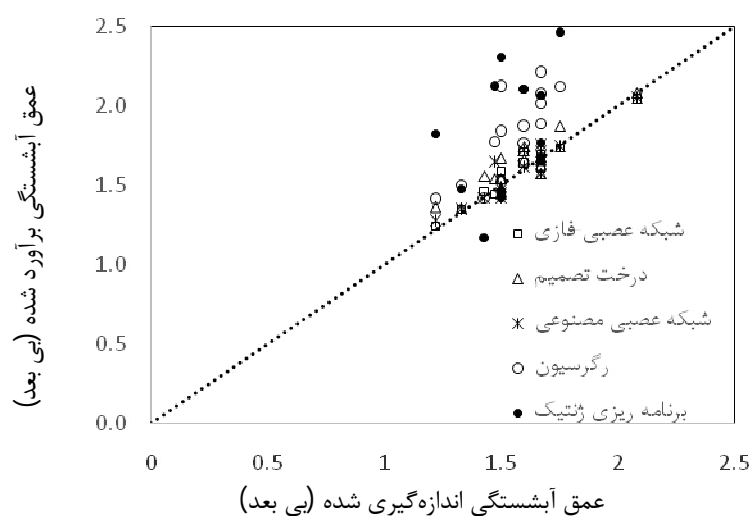
#### 3-6- روش رگرسیون درختی

عمق آبشستگی در اولین تقسیم‌بندی بر اساس  $H$  به دو گره تقسیم شده است. در نخستین تقسیم‌بندی، نمونه‌هایی که  $H$  آن‌ها کمتر از 1/13 بود، در یک گره و آن‌هایی که  $H$  بزرگتر مساوی 1/13 بود در گره دیگر قرار گرفتند. این موضوع نشان می‌دهد که  $H$  یا همان ارتفاع موج تأثیرگذارترین متغیر برای برآورد پارامتر عمق آبشستگی بوده است. در هر گره میانگین و انحراف معیار پارامتر عمق آبشستگی و تعداد نمونه‌ها مشخص است. هر چه به سمت گره‌های پایین‌تر حرکت می‌کنیم، مقدار انحراف معیار و  $RMSE$  کاهش پیدا می‌کند. بعد از تعیین مدل رگرسیون درختی، آن را بروی داده‌های جدید اعمال کرده و نتایج معیارهای خطا محاسبه گردید (جدول 3).

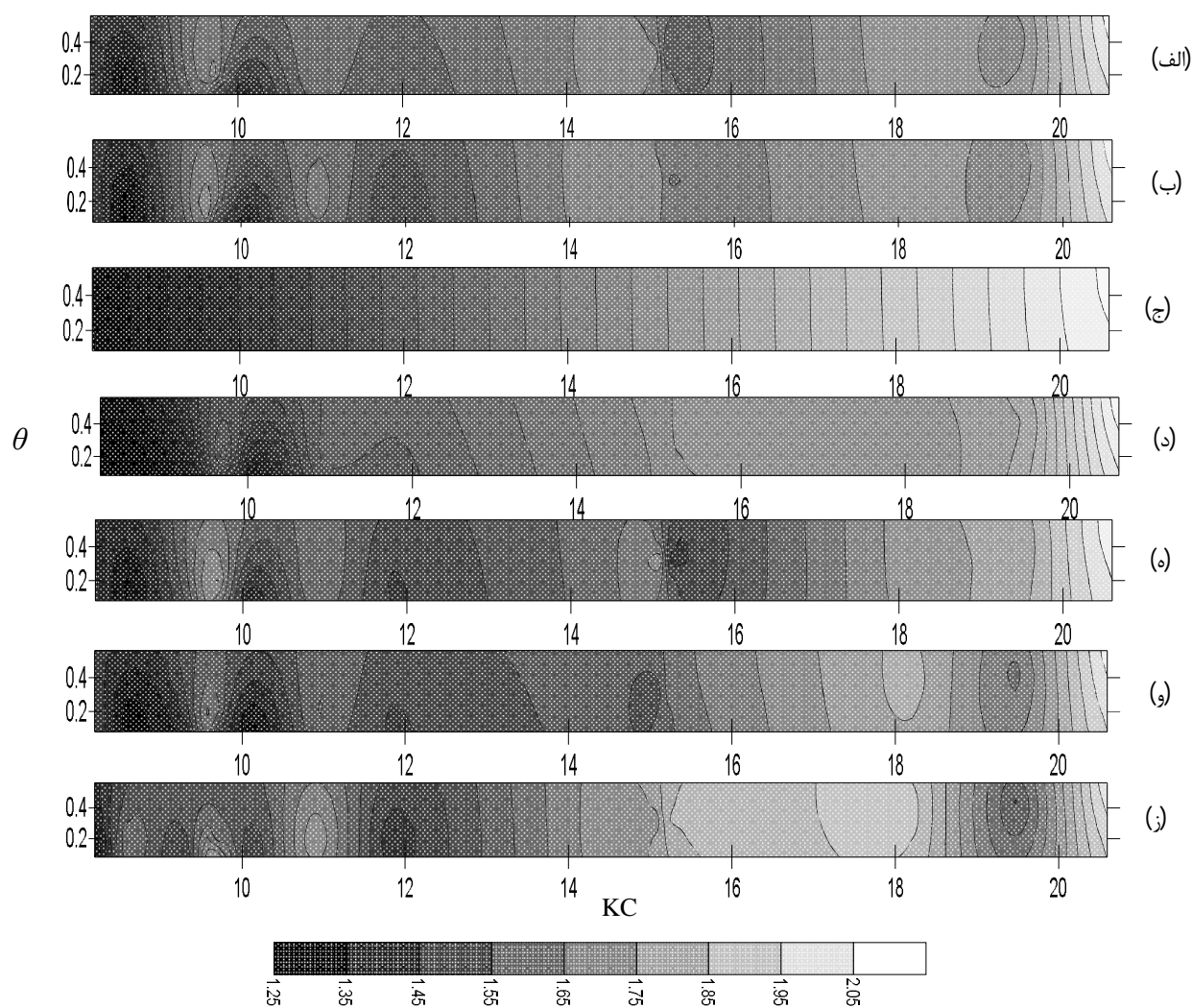
جدول 3 ارزیابی مدل‌های استفاده شده جهت پیش‌بینی عمق آبشستگی

EF	SSE	CRM	RMSE	$\rho_c$	$R^2$	معادله برآورد عمق آبشستگی
-0/43	1/9	0/19	0/16	0/47	0/79	رگرسیون
0/94	0/08	0/03	0/07	0/93	0/87	شبکه عصبی مصنوعی
0/9	0/13	0/05	0/08	0/88	0/83	رگرسیون درختی
0/97	0/03	0/02	0/04	0/96	0/94	نروفازی
-1/46	3/26	0/25	0/15	0/54	0/41	برنامه ریزی ژنتیک

با توجه به اینکه عمق آبشستگی به صورت بی بعد است، همه شاخص‌ها بدون بعد می‌باشند.



شکل 2 داده‌های اندازه‌گیری شده در مقابل پیش‌بینی شده از روش‌های داده‌کاوی



شکل 3 نقشه‌های میزان از نتایج مدل و داده‌های آزمون به ترتیب برای الف- داده‌های اندازه‌گیری شده، ب- مدل نروفازی، ج- مدل تجربی بایرام و لارسن، د- رگرسیون، ه- شبکه عصبی، و- رگرسیون درختی و ز- برنامه ریزی ژنتیک

متغیرهای ورودی است.

## 5- نتیجه‌گیری

در تحقیق حاضر سعی شده است تا با استفاده از مجموعه داده‌های گردآوری شده در منابع، عمق آبشستگی پایه پل که تحت تأثیر امواج قرار می‌گیرد، از طریق چندین رابطه تجربی و روش‌های داده‌کاوی همچون برنامه ریزی ژنتیک، شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون درختی و شبکه عصبی-فازی محاسبه شده و دقت آنها با استفاده از داده‌های اندازه‌گیری شده بررسی گردد. بر اساس نتایج بدست آمده، هیچ‌کدام از مدل‌های تجربی دقت قابل قبول برای تخمین عمق آبشستگی ندارند.

در بین روش‌های تجربی، رابطه Bayram and Larson (2000) به عنوان بهترین رابطه می‌باشد. با توجه به پارامترهای ارزیابی مدل‌های داده‌محور و هم‌چنین نقشه‌های خطای رسم شده برای این مدل‌ها، روش شبکه عصبی-فازی بهترین مدل برای پیش‌بینی عمق آبشستگی تعیین گردید. با توجه به پیچیده بودن و هزینه بر بودن مطالعات آبشستگی و عدم اتفاق نظر در زمینه زمان تعادل آن و ارائه روشی ساده و دقیق به منظور تخمین عمق آبشستگی، به نظر می‌رسد کاربرد مدل‌های داده‌محور در این زمینه مفید باشد. از طرفی یکی از مراحل پیچیده و وقت‌گیر در مدل‌سازی بهینه کردن پارامترهای مدل مورد نظر می‌باشد. روش شبکه عصبی-فازی دارای پارامترهای متعددی است که در ابتدا باید بهینه شوند. در حقیقت با یافتن این پارامترها، اجرای مدل و کالیبره کردن با داده‌های جدید زمان و وقت زیادی لازم ندارد. بنابراین با استفاده از نتایج این تحقیق می‌توان از مدل مورد نظر بر روی داده‌های جدید استفاده نمود.

## 6- فهرست علائم

$D$	قطر پایه
$H$	ارتفاع موج
$h$	عمق جریان
$KC$	عدد کولگان-کارپنتر
$Rep$	عدد رینولدز پایه

در شکل 3 از دو متغیر بی بعد و مستقل  $KC$  و  $\theta$  در مقابل  $S/D$  برای رسم شکل‌ها استفاده شده است. مزیت این روش این است که مقیاس نقشه‌ها در مورد داده‌های اندازه‌گیری شده و داده‌های حاصل از مدل می‌تواند یکسان یا متفاوت باشد. هرچند در رسم این شکل‌ها برای مقایسه بهتر، مقیاس همه نقشه‌ها یکسان در نظر گرفته شده است. البته مقیاس بستگی به بیشینه، کمینه و مقادیر داده‌های ورودی و خروجی دارد. با توجه به شکل 3 نقشه-های رسم شده از داده‌های اندازه‌گیری شده و نتایج مدل‌ها، شباهت‌ها و تفاوت‌ها را به وضوح نشان می‌دهد. مطابق با نتایج، نقشه‌هایی که تخمین درست‌تری از عمق آبشستگی (شباهت بیشتری با نقشه داده‌های اندازه‌گیری شده) را نشان می‌دهند به ترتیب، مدل شبکه عصبی-فازی، شبکه عصبی مصنوعی، درخت تصمیم، رگرسیون و برنامه ریزی ژنتیک است و مدل بایرام و لارسن به عنوان بهترین مدل تجربی از بین چهار روش تجربی موجود در نقشه‌ها مشخص گردید؛ تراکم خطوط این نقشه‌ها کمتر و نقشه‌ها روشنتر هستند که نشان می‌دهد مدل تجربی عمق آبشستگی را کمتر از مقادیر واقعی پیش‌بینی می‌کند.

مزیت دیگر این نقشه‌ها این است که می‌توان به صورتی آنالیز حساسیت مدل‌ها به داده‌های ورودی را تعیین کرد. برای مثال در نقشه‌های رسم شده برای داده‌های اندازه‌گیری شده برای  $KC$  کوچکتر از 12 و  $\theta$  تا 0/4 خطوط هم‌تراز بهم فشرد، تیره و متراکم است؛ به این معنی که خروجی مدل ( $S/D$ ) در این دامنه داده‌ها به این پارامترها وابستگی بیشتری دارد. برای مدل نروفازی به عنوان بهترین تخمینگر عمق آبشستگی، برای دامنه 14 تا 18 از  $KC$  مقادیر  $S/D$  را بخوبی برآورد نکرده است، چراکه خطوط منحنی در این محدوده روشنتر و با تراکم کمتر هستند. ولی خارج از این محدوده، نقشه مدل نروفازی بیشترین شباهت را با نقشه داده‌های اندازه‌گیری شده دارد. علاوه بر این، تیرگی نقشه‌ها و فضای بین آنها نشان دهنده مقدار عمق آبشستگی است و تراکم خطوط نشان دهنده سطح وابستگی متغیرهای مستقل و شکل منحنی‌ها تعیین کننده تغییرات خروجی مدل با توجه به



of circular pile scour", *Ocean Engineering*, 36(12-13), pp. 985-991.

Kambekar, A.R. and Deo, M.C. (2003). 'Estimation of pile group scour using neural networks'. *Applied Ocean Research* 25, pp. 225-234.

Kim, I., Fard, M., and Chattopadhyay, A. (2014). "Investigation of a bridge pier scour prediction model for safe design and inspection". *J. Bridge Eng.*, 10.1061/(ASCE)BE.1943-5592.0000677, 04014088.

Muzzammil, M., Alama, J. and Danish, M. (2015). "Scour prediction at bridge piers in cohesive bed using gene expression programming". *Aquatic Procedia*, 4, pp. 789-796.

Myrhaug, D. and Rue, H. (2005). "Scour around group of slender vertical piles in random waves". *Applied Ocean Research* 27(1), pp. 56-63.

Najafzadeh, M. and Barani, G. A. (2011). "Comparison of group method of data handling based genetic programming and back propagation systems to predict scour depth around bridge piers". *Scientia Iranica, Transaction A: Civil Engineering*, 18(6), pp. 1207-1213.

Palmer, H.D. (1969). Wave-induced scour on the sea floor. Presented in *Civil Engineering in the Oceans II*, Florida, pp. 703-716.

Sumer, B.M., Fredsoe, J. and Christiansen, N. (1992). "Scour around vertical piles in waves". *Journal of Waterway, Port, Coastal and Ocean Engineering*, 118(1), pp. 15-31.

Sumer, B.M. and Fredsoe, J. (2001). "Wave scour around a large vertical circular cylinder". *Journal of Waterway, Port, Coastal and Ocean Engineering*, 127(3), 125-134.

Toprak, Z.F., and Cigizoglu, H.K. (2008). "Predicting longitudinal dispersion coefficient in natural streams by artificial intelligence methods". *Hydrology Process*, 22, pp. 4106-4129.

Wang, C., Shih, H., Hong, J. and Raikar, R. (2013). "Prediction of bridge pier scour using genetic programming", *Journal of Marine Science and Technology*, 21(4), pp. 483-492.

$S$	عمق آبستگي
$T$	زمان تناوب موج
$u_{max}$	سرعت بیشینه
$u^*_{max}$	سرعت برشی بیشینه
$\theta$	پارامتر بی بعد شیلدز

## 7- مراجع

Alabi, P.D. (2006). "Time development of local scour at bridge pier fitted with a collar". Master of Science Thesis, University of Saskatchewan, Canada.

Azamathulla, H. M., Deo, M. C., and Deolalikar, P. B. (2005). "Neural networks for estimation of scour downstream of a ski-jump bucket". *Journal of Hydraulic Engineering*, 131(10), pp. 898-908

Azamathulla, H. M., Deo, M. C., and Deolalikar, P. B. (2008). "Alternative neural networks to estimate the scour below spillways". *Advances in Engineering Software*, 38(8), pp. 689-698.

Azamathulla, H. M. and Ghani, A. A. (2010). "Genetic programming to predict river pipeline scour", *Journal of Pipeline System and Engineering Practice*, 1(3), pp. 127-132.

Azamathulla, H. M., Guven, A., and Demir, Y. K. (2011). "Linear genetic programming to scour below submerged pipeline", *Ocean Engineering*, 38(8-9), pp. 995-1000.

Batani, S.M. and Jeng, D-S. (2007). "Estimation of pile group scour using adaptive neuro-fuzzy approach". *Ocean Engineering*, 34, pp. 1344-1354.

Bayram, A. and Larson, M. (2000). "Analysis of scour around a group of vertical piles in the field". *Journal of the Waterway, Port, Coastal, and Ocean Engineering* 126(4), pp. 215-220.

Chang, F.J., Chang, Y.T., (2005). "Adaptive neuro-fuzzy inference system for prediction of water level in reservoir". *Advances in Water Resources* 29(1), pp. 1-10.

Dey, S. and R.V. Raikar. (2007). "Characteristics of horseshoe vortex in developing scour holes at piers". *J. Hyd. Eng.* 133(4), pp. 399-413.

Guven, A., Azamathulla, H. M., and Zakaria, N. A. (2009). "Linear genetic programming for prediction