

# تخمین آبخستگی خطوط لوله در بستر دریا در حالت بستر فعال با استفاده از مدل ترکیبی ( $M5' - GLUE$ )

احمد شرافتی

استادیار دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران

asharafati@srbiau.ac.ir

**چکیده** - تخمین میزان آبخستگی اطراف خطوط لوله در بستر دریا از مسایل مهم در طراحی خطوط لوله کف دریا است. با توجه به عدم قطعیت‌های آبخستگی، در این تحقیق با استفاده از روش غیرقطعی  $GLUE$ ، مدل آبخستگی غیرقطعی درخت تصمیم‌گیری ( $M5' - GLUE$ ) تهیه گردید و با مدل قطعی درخت تصمیم‌گیری برای حالت‌های هیدرولیکی بستر فعال مقایسه شدند. نتایج نشان داد در مرحله‌های آموزش و آزمایش مدل، متوسط ضریب تعیین روش  $GLUE$  در تخمین عمق آبخستگی برای حالت هیدرولیکی بستر فعال برابر 0/72 می‌باشد که مبین دقت مناسب روش غیرقطعی ترکیبی ( $M5' - GLUE$ ) است. همچنین براساس مقایسه دو شاخص مجذور مربع خطا و ضریب همخوانی مشخص شد که مدل ترکیبی باعث بهبود حدود 18 درصد دقت تخمین نسبت به مدل قطعی درخت تصمیم‌گیری شده است. البته در میان حالت‌های هیدرولیکی مورد بررسی، برای حالت بستر فعال با  $e/D$  کوچک، کمترین بهبود دقت نسبت به مدل قطعی درخت تصمیم‌گیری ایجاد شده است. بطور کلی نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که با توجه به غیرقطعی بودن مکانیزم آبخستگی خطوط کف دریا، برآورد آبخستگی به روش‌های غیرقطعی دقیق‌تر از مدل‌های قطعی است.

**کلیدواژگان:** آبخستگی، درخت تصمیم‌گیری، عدم قطعیت،  $GLUE$ .

## 1- مقدمه

می‌کند. فرسایش اطراف لوله ناشی از برخورد جریان یا موج و یا اثر هم‌زمان آن‌ها است. تحقیقات فیزیکی مختلفی برای پیش‌بینی میزان فرسایش زیر لوله‌ها انجام شده است که در آن‌ها با استفاده از اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی روابطی برای پیش‌بینی عمق فرسایش ارائه شده است (Sumer and Fredsoe, 2002; Mohr et al. 2016).

با قرارگیری یک لوله در محیط دریا و تغییر الگوی جریان اطراف آن، پدیده‌های مختلفی از جمله ایجاد گردابه‌های مختلف اطراف لوله و تغییرات فشار در محیط متخلخل بستر در اطراف لوله ایجاد می‌شود (Sumer et al. 2001). این تغییرات باعث افزایش تنش برشی بستر در مجاورت

یکی از راه‌های انتقال نفت و گاز در اعماق دریاها به سواحل، استفاده از خطوط لوله کف دریا است که امروزه به دلیل صرفه اقتصادی، بیشتر مورد استفاده قرار می‌گیرد (Zhao et al. 2007). خطرات زیست‌محیطی و خسارت‌های اقتصادی ناشی از شکست لوله در دریاها موجب می‌شود که در زمان طراحی خطوط لوله، تمامی عوامل مؤثر بر شکست آن‌ها مورد توجه قرار گیرد. یکی از اصلی‌ترین عوامل در شکست لوله‌ها فرسایش بستر در اطراف آن‌ها است (Etemad Shahidi et al. 2011). با قرار گرفتن لوله بر روی بستر دریا به دلیل اعمال تغییرات در جریان اطراف آن، بستر شروع به فرسایش

لوله و در نهایت باعث افزایش انتقال رسوب در اطراف آن می‌شود. آبهستگی اطراف لوله حاصل برهم خوردن تعادل در انتقال رسوب در اطراف لوله می‌باشد. بعد از شکل‌گیری حفره فرسایش به تدریج تنش برشی در اطراف لوله کاهش می‌یابد تا با برقراری دوباره تعادل در انتقال رسوب، عمق تعادل آبهستگی ایجاد شود (Sumer and Fredsoe, 2002).

فرسایش در اطراف خطوط لوله در دو حالت آب تمیز<sup>1</sup> و بستر فعال<sup>2</sup> بررسی می‌شود. بستر فعال شرایطی است که قبل از احداث لوله در بستر انتقال رسوب وجود داشته است و رسوبات از نقاط دورتر از لوله حرکت می‌کنند. در این حالت عدد شیلدز بزرگ‌تر از عدد شیلدز بحرانی است ( $\theta > \theta_{cr}$ ). در حالت آب تمیز در نقاط دور از لوله، رسوبات حرکت نمی‌کنند. در این حالت انتقال رسوب فقط به علت نصب لوله و در مجاورت آن اتفاق می‌افتد و ( $\theta < \theta_{cr}$ ) است (Sumer and Fredsoe, 2002 و Soulsby, 1997). در اغلب تحقیقات گذشته عمق فرسایش زیر لوله به پارامتر بدون بعد کولگان کارپنتر ( $KC$ ) مرتبط شده است.

Sumer and Fredsoe (1990) با انجام آزمایش به این نتیجه رسیدند که عدد  $KC$  مهم‌ترین پارامتر در عمق فرسایش است سپس (Cvik and Yuksel, 1999) نیز با انجام آزمایش‌هایی برای حالت قرارگیری لوله بر روی بستر بدون هیچ فاصله اولیه، به این نتیجه رسیدند که با افزایش ارتفاع و پررود موج و افزایش قطر لوله میزان فرسایش افزایش می‌یابد و روابطی برای پیش‌بینی عمق فرسایش ارائه کردند.

در دهه‌های اخیر با پیشرفت رایانه‌ها و علم داده کاوی از مدل‌های رایانه‌ای همچون شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم‌های استنباط فازی برای مدل‌سازی پدیده‌های پیچیده مهندسی همچون فرسایش استفاده شده است (Najafzadeh et al. 2016). دقت این مدل‌های محاسبات نرم عموماً بیشتر از روش‌های تجربی می‌باشد، ولی در مقایسه با روش‌های تجربی مدل‌هایی همچون شبکه‌های عصبی مصنوعی از شفافیت کافی برخوردار نمی‌باشند و اطلاعات زیادی در مورد فیزیک پدیده به کاربر ارائه نمی‌کنند.

در دهه‌های اخیر با پیشرفت رایانه‌ها و علم داده کاوی از مدل‌های رایانه‌ای همچون شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم‌های استنباط فازی برای مدل‌سازی پدیده‌های پیچیده مهندسی همچون فرسایش استفاده شده است (Najafzadeh et al. 2016). دقت این مدل‌های محاسبات نرم عموماً بیشتر از روش‌های تجربی می‌باشد، ولی در مقایسه با روش‌های تجربی مدل‌هایی همچون شبکه‌های عصبی مصنوعی از شفافیت کافی برخوردار نمی‌باشند و اطلاعات زیادی در مورد فیزیک پدیده به کاربر ارائه نمی‌کنند.

Kazeminezhad et al. (2010) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به پیش‌بینی عمق فرسایش زیر لوله‌ها پرداختند و نشان دادند که علاوه بر پارامتر  $KC$  پارامترهای دیگری نیز در میزان عمق فرسایش مؤثر هستند و با استفاده از آن‌ها دقت پیش‌بینی بالاتر می‌رود. از جمله این پارامترها  $\theta$  می‌باشد که بیانگر وضعیت انتقال رسوب است. علاوه بر روش‌های مذکور از مدل‌های درخت تصمیم‌گیری نیز برای تخمین میزان عمق فرسایش استفاده شده است. Etemad (2011) با استفاده از درخت تصمیم‌گیری عمق فرسایش در خطوط کف دریا را پیش‌بینی کردند.

سادگی روابط استخراج شده و رابطه منطقی بین پارامترهای مختلف مؤثر در پدیده آبهستگی از نکات مثبت روابط (Etemad Shahidi et al. 2011) است. البته در این روابط عدم قطعیت‌های مدل در تعیین عمق آبهستگی لحاظ نشده است. در نظر نگرفتن عدم قطعیت مدل‌های درخت تصمیم‌گیری می‌تواند منجر به غیرواقعی شدن نتایج شود. از این رو برآورد صحیح آبهستگی با در نظر گرفتن عدم قطعیت‌های مدل یکی از مباحث مهم در طراحی خطوط انتقال دریا می‌باشد. عوامل مؤثر در ایجاد عدم قطعیت در مدل‌ها عبارتند از (1) عدم قطعیت مرتبط با تصادفی بودن فرآیندهای طبیعی مانند تغییر در جنس بستر؛ (2) عدم قطعیت مدل که می‌تواند بازتابی از عدم توانایی مدل در شبیه‌سازی، روش طراحی و یا روابط تجربی معرف رفتار فیزیکی واقعی سیستم باشد؛ (3) عدم قطعیت در پارامترهای مدل، ناشی از عدم توانایی در کمی نمودن صحیح پارامترهای ورودی مدل؛ (4) عدم قطعیت داده‌ها شامل خطاهای اندازه‌گیری، ناسازگاری و غیر همگنی داده‌ها و دسته‌بندی داده‌ها (Tung et al. 2005, 2006).

محاسبه عدم قطعیت و اعمال آن در برآورد آبهستگی در نهایت به افزایش اعتماد پذیری طراحی خطوط انتقال می‌انجامد. از آنجا که عمده عدم قطعیت‌های محاسبه عمق آبهستگی ناشی از ساختار مدل و پارامترهای آن است (Brandimarte et al. 2012, Niknia et al. 2014)، لذا در این تحقیق عدم قطعیت پارامترها و روابط تخمین عمق آبهستگی مدنظر قرار گرفته است. همچنین سعی شده است با استفاده از روش GLUE (Mirzaei et al. 2015)

<sup>1</sup> Clear Water<sup>2</sup> Live Bed

(2)  $\theta > 0.064$  and  $e/D > 0.145$   
 در روابط فوق،  $\frac{S}{D}$  نسبت عمق فرسایش به قطر لوله،  $e$  فاصله قرارگیری لوله از بستر قبل از شروع فرسایش،  $KC$  پارامتر بدون بعد کولگان کارپنتر و  $\theta$  عدد شیلدز می‌باشند.

### 1-2- داده‌های آزمایشگاهی

برای استخراج پارامترهای مدل درخت تصمیم‌گیری در مرحله آموزش و کنترل نتایج مدل، در مرحله آزمایش از 48 داده آزمایشگاهی برای حالت بستر فعال استفاده شده است. داده‌های مذکور از نتایج تحقیقات Lucassen (1984)، Sumer and Fredsor (1990)، Pu et al. (2001) و Mousavi et al (2009) استخراج شده است. مشخصات داده‌های مورد استفاده در جدول 1 ارائه شده است.

### 2-2- درخت تصمیم‌گیری

مفهوم درخت تصمیم‌گیری براساس دسته بندی داده‌ها و استخراج رابطه رگرسیونی برای هر دسته است. در این روش داده‌ها ورودی به چندین زیربازه تقسیم می‌گردند و بر هر بازه یک تابع رگرسیونی چند متغیره خطی برازش داده می‌شود. از این رو با استفاده از مدل درخت تصمیم‌گیری می‌توان مسایل غیرخطی را با استفاده از توابع خطی شبیه‌سازی کرد (Etemad Shahidi et al. 2011). در شکل 1 نمونه‌ای از یک مدل درخت تصمیم نمایش داده شده است. در این شکل درخت تصمیم‌گیری با هشت زیر بازه نشان داده شده است.

پارامترهای مدل درخت تصمیم‌گیری (Etemad Shahidi et al. 2011) به صورت غیر قطعی برآورد گردد.

به منظور مقایسه مدل‌های غیر قطعی مبتنی بر روش GLUE و مدل‌های رگرسیونی در سایر پدیده‌های فیزیکی می‌توان به نتایج تحقیق Rogiers et al. (2012) اشاره کرد، که در تحقیق مذکور برای محاسبه ضریب هدایت هیدرولیکی از دو مدل رگرسیون چندگانه و مدل GLUE-ANN استفاده شد. نتایج آن تحقیق مبین دقت بیشتر مدل GLUE-ANN در برآورد ضریب هدایت هیدرولیکی بوده است.

### 2- مواد و روش‌ها

به منظور پیش‌بینی صحیح عمق آبشستگی، می‌بایست عدم قطعیت پارامترها و به تبع آن عدم قطعیت ساختار مدل پیش‌بینی در نظر گرفته شود. لذا با استفاده از روش غیر قطعی GLUE پارامترهای مدل درخت تصمیم‌گیری آبشستگی (Etemad Shahidi et al. 2011) برآورد شد و ضمن تهیه مدل  $M5' - GLUE$ ، نتایج با مدل قطعی درخت تصمیم‌گیری مقایسه شد.

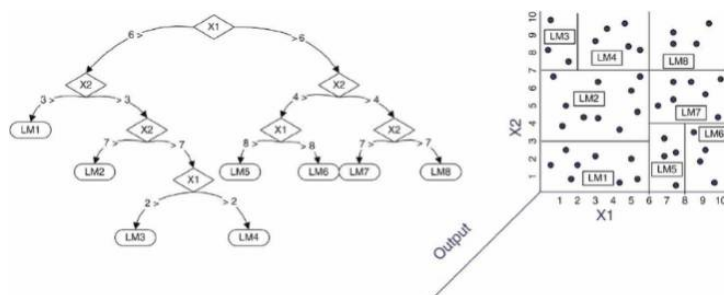
(Etemad Shahidi et al. 2011) با استفاده از درخت تصمیم‌گیری عمق فرسایش در خطوط کف دریا را پیش‌بینی کردند و روابط (1) و (2) را ارائه دادند.

$$\frac{S}{D} = 0.149KC^{0.477}\theta^{0.121}\exp(-0.472e/D) \text{ for } \theta > 0.064 \text{ and } e/D \leq 0.145 \quad (1)$$

$$\frac{S}{D} = 0.048KC^{0.782}\theta^{0.121}\exp(-0.942e/D) \text{ for } \theta > 0.064 \text{ and } e/D \leq 0.145$$

جدول 1 داده‌های آزمایشگاهی مورد استفاده در مرحله آموزش و آزمایش مدل آبشستگی

آماره	پارامتر											
	KC		$\theta$				e/D					
	بستر فعال با کوچک e/D	بستر فعال با بزرگ e/D	بستر فعال با کوچک e/D	بستر فعال با بزرگ e/D	بستر فعال با کوچک e/D	بستر فعال با بزرگ e/D	بستر فعال با کوچک e/D	بستر فعال با بزرگ e/D	بستر فعال با کوچک e/D	بستر فعال با بزرگ e/D	بستر فعال با کوچک e/D	بستر فعال با بزرگ e/D
متوسط	11/514	8/086	22/733	18/741	0/107	0/12	0/085	0/113	0	0	0/933	0/679
حداقل	1/417	2/667	13/604	11/004	0/064	0/075	0/068	0/071	0	0	0/290	0/49
حداکثر	20/8	13/347	26/814	23/200	0/251	0/236	0/082	0/082	0	0	2/040	0/995
تعداد داده	20	16	7	5	20	16	7	5	20	16	7	5



شکل 1 نمونه‌ای از ساختار درخت تصمیم‌گیری با هشت زیربازه

صورت ذیل در نظر گرفته شده است.

$$\left\{ \begin{array}{l} RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n e_j^2} \\ e_j = o_j - p_j \end{array} \right. \quad (3)$$

که در رابطه (3)،  $e_j$  خطای مدل در زمین شبیه‌سازی،  $o_j$  مقدار مشاهداتی،  $p_j$  مقدار شبیه‌سازی و  $n$  تعداد کل شبیه‌سازی‌ها است. بر اساس شاخص اندازه کارایی هر شبیه‌سازی و یک مقدار مشخص آستانه رفتاری<sup>3</sup>، کلیه پارامترهای تولید شده به دو دسته پارامترهای مورد پذیرش<sup>4</sup> و غیر قابل پذیرش<sup>5</sup> تقسیم می‌شوند.

آستانه رفتاری، شاخصی است (یک مقدار عددی) جهت کنترل مقادیر پارامترهای تولید شده، بر اساس این شاخص نمونه‌های تولیدی که دارای شاخص کارایی (برای مثال RMSE) نامناسب هستند، حذف می‌شوند. در این تحقیق مقدار آستانه رفتاری برابر 0/4 در نظر گرفته شده است. مبنای انتخاب این عدد، کنترل ضریب R-Factor می‌باشد (R-factor بیانگر نسبت متوسط تغییرات باند معنی دار تولید شده (95PPU) به انحراف معیار داده‌های مشاهداتی است و بهترین مقدار برای این شاخص عدد 1 است). لذا به ازای آستانه‌های مختلف مقدار R-Factor محاسبه شد. همان‌طور که در شکل 2 مشخص شده است R-Factor برابر 1 تقریباً به ازای آستانه رفتاری برابر 0/4 حاصل می‌شود. طبیعتاً مانند هر مدل داده محور دیگر، مقادیر استخراج شده در این تحقیق ارتباط مستقیمی با داده‌های مورد استفاده دارد. شاخص اندازه شانس پارامترهای مورد پذیرش،  $l(\theta_i)$  و

یکی از مسائل مهم و چالش برانگیز، برآورد پارامترهای روابط رگرسیونی است. در روش درخت تصمیم‌گیری قطعی (متعارف) با استفاده از روش مربع خطاها پارامترها برآورد می‌شود. با توجه به اینکه تعداد داده‌ها و روش برآورد پارامترها از عوامل ایجاد عدم قطعیت در برآورد مقدار پارامترهای رگرسیونی است، لذا استفاده از روش‌های غیرقطعی نظیر GLUE می‌تواند باعث افزایش دقت نتایج در مدل درخت تصمیم‌گیری شود.

### 3-2- روش GLUE

روش GLUE توسط Beven and Binley (1992) به عنوان یک روش تحلیل عدم قطعیت مبتنی بر تئوری بیز معرفی شد. بر اساس این روش سعی می‌شود پارامترهای یک مدل به ترتیبی تعیین شوند که بهترین نتایج حاصل شود. این روش برخلاف بعضی از روش‌های تحلیل عدم قطعیت نظیر SUFI (Abbaspour et al. 2004) نیاز به تابع هدف برای حداقل یا حداکثرسازی ندارد. اما کارایی پارامترها بر اساس یک شاخص به نام اندازه شانس<sup>1</sup> ارزیابی می‌شوند. روش GLUE یک روش آماری برای کمی‌سازی عدم قطعیت مدل‌ها است، لذا به تعداد زیادی نمونه‌گیری نیاز دارد. نمونه‌گیری مذکور با استفاده از توزیع احتمالاتی پارامترها انجام می‌شود. پس از تولید پارامترها (نمونه‌گیری پارامترها)، شبیه‌سازی مدل انجام شده و خروجی مدل تولید شده و با مقادیر مشاهداتی مقایسه می‌شوند. مقایسه مذکور با استفاده از شاخص اندازه کارایی<sup>2</sup> انجام می‌شود. در این تحقیق، RMSE به عنوان شاخص اندازه کارایی به

<sup>3</sup> Behavioral Threshold

<sup>4</sup> Behavioral

<sup>5</sup> Non-Behavioral

<sup>1</sup> Likelihood Measure

<sup>2</sup> Performance Measure

حذف هر یک از داده‌های آزمایشگاهی و ساختن مجدد مدل با استفاده از داده‌های باقی‌مانده و رگرسیون غیرخطی تعیین شده و در جدول 2 ارائه شده است. پس از استخراج توزیع احتمالاتی پارامترهای مدل آبشستگی، پارامترهای مدل آبشستگی به تعداد مد نظر تولید می‌شوند. سپس با استفاده از الگوریتم GLUE که پیش بیان شد، توزیع پسین<sup>5</sup> پارامترها تعیین می‌شود.

**جدول 2** مشخصات توزیع احتمالاتی پیشین پارامترهای مدل آبشستگی

شرایط	پارامتر مدل	تابع چگالی	
		تابع احتمال	تابع چگالی
بستر فعال ( $e/D$ کوچک)	$a_1$	0/050	0/200
	$b_1$	0/400	0/450
	$c_1$	0/005	0/150
	$d_1$	0	0
	یکنواخت		
بستر فعال ( $e/D$ بزرگ)	$a_2$	0/050	0/080
	$b_2$	0/433	0/437
	$c_2$	0/144	0/200
	$d_2$	-0/266	0/020

### 3- نتایج و بحث

در این تحقیق، برآورد پارامترهای مدل‌های عمق آبشستگی خطوط کف دریا برای دو حالت هیدرولیکی بستر فعال با  $e/D$  کوچک و بزرگ با استفاده از روش غیرقطعی GLUE استخراج شده است. به منظور بررسی کارایی مدل‌های غیرقطعی GLUE در تخمین عمق آبشستگی، نتایج این مدل با مدل Etemad Shahidi et al. (2011) برای دو مرحله آموزش و آزمایش مقایسه شدند. نتایج مذکور در ادامه با جزییات بیشتر برای حالت‌های هیدرولیکی مدنظر ارائه شده است.

#### 3-1- تخمین غیرقطعی عمق آبشستگی در حالت

##### بستر فعال

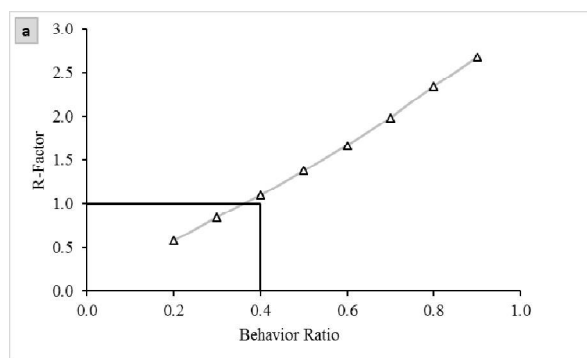
در این حالت پارامترهای مدل درخت تصمیم‌گیری رابطه‌های مذکور غیرقطعی در نظر گرفته شده است.

وزن‌های شانس تغییر یافته<sup>1</sup> با  $l_w(\theta_i)$  استفاده از روابط (4) و (5) محاسبه می‌شوند (Wang et al. 2009).

$$l(\theta_i) = \exp\left(-\frac{RMSE(\theta_i)}{\min(RMSE)}\right) \quad (4)$$

$$l_w(\theta_i) = \frac{l(\theta_i)}{\sum_{k=1}^N l(\theta_k)} \quad (5)$$

که در روابط فوق،  $\min(RMSE)$  حداقل مقدار  $RMSE$  در میان  $n$  تعداد شبیه‌سازی مورد پذیرش<sup>2</sup> است.



**شکل 2** تغییرات نسبت آستانه رفتاری نسبت به ضریب R-Factor

برای استخراج غیرقطعی پارامترهای مدل درخت تصمیم‌گیری آبشستگی خط لوله دریا که توسط Etemad Shahidi et al. (2011) تهیه شده است (روابط 1 و 2)، روابطی به صورت ذیل ارائه شده است.

$$\frac{S}{D} = a_1 K C^{b_1} \theta^{c_1} \exp(d_1 e/D) \text{ for } \theta > 0.064 \text{ and } e/D \leq 0.145 \quad (6)$$

$$\frac{S}{D} = a_2 K C^{b_2} \theta^{c_2} \exp(d_2 e/D) \text{ for } \theta > 0.064 \text{ and } e/D > 0.145 \quad (7)$$

که روابط (6) و (7) به ترتیب مرتبط به شرایط بستر فعال ( $e/D$  کوچک) و بستر فعال ( $e/D$  بزرگ) می‌باشند. در روابط مذکور پارامترهای  $a_{i=1:2}, b_{i=1:2}, c_{i=1:2}$  و پارامترهای غیرقطعی در نظر گرفته شده‌اند.

در این تحقیق برای هر پارامتر روابط درخت تصمیم‌گیری، توزیع احتمالاتی یکنواخت به عنوان توزیع احتمالاتی پیشین<sup>3</sup> در نظر گرفته شده است. پارامترهای توزیع‌های احتمالاتی پیشین با استفاده از روش اعتباریابی حذفی<sup>4</sup>،

<sup>1</sup> Re-Scaled Likelihood Weights

<sup>2</sup> Behavioral Simulations

<sup>3</sup> Prior Probability Distribution

<sup>4</sup> Cross Validation

<sup>5</sup> Posterior Probability Distribution

توزیع پسین پارامتر  $c_2$  (ضریب متغیر  $\theta$ )، نشان داد، این پارامتر دارای توزیع پسین و پیشین تقریباً مشابه ای است و توزیع پسین نیز به صورت توزیع یکنواخت است. به عبارتی در حالت بستر فعال با  $e/D$  بزرگ حساسیت عمق آبخستگی به مقدار  $\theta$  کم است.

همچنین بررسی توزیع پسین پارامتر  $d_2$  (ضریب متغیر  $e/d$ ) نشان داد، چولگی توزیع پسین منفی است و مقادیر کوچک این پارامتر باعث افزایش دقت در تخمین عمق آبخستگی می شود. پس از استخراج توزیع پسین پارامترهای مدل آبخستگی، برای بررسی صحت روش GLUE در تولید مقادیر آبخستگی، مقایسه بین باند  $95\text{ PPU}^2$  داده های مورد استفاده در مرحله آموزش انجام و در شکل 5 نشان داده شده است.

با بررسی این مقایسه مشخص شد که در حالت  $e/D$  کوچک، از میان 20 داده آزمایشگاهی، 4 داده خارج از باند قرار دارد و مقدار P-Factor برابر 0/8 است. همچنین در حالت  $e/D$  بزرگ، از میان 7 داده آزمایشگاهی 3 داده خارج از باند قرار دارد و مقدار P-Factor برابر 0/57 است. علاوه بر کنترل مقدار P-Factor، مقایسه بین عمق آبخستگی استخراج شده از نتایج آزمایشگاهی با مقادیر استخراج شده عمق آبخستگی به روش GLUE و با احتمال وقوع 50 درصد انجام و در شکل 6 نشان داده شده است. ضریب تعیین<sup>3</sup> بین آبخستگی مشاهداتی و روش GLUE در حالت های بستر فعال با  $e/D$  کوچک و بزرگ به ترتیب برابر 0/79 و 0/4 است. براساس مقدار P-Factor و ضریب تعیین محاسبه شده، مشخص شد که روش GLUE در تولید عمق آبخستگی در حالت بستر فعال دقت نسبتاً مناسبی دارد.

پس از تصدیق صحت روش GLUE در تولید عمق آبخستگی، مقادیر پارامترهای مدل آبخستگی در حالت بستر فعال به ازای احتمال 50 درصد استخراج شد. بدین ترتیب با استفاده از روش GLUE، مدل آبخستگی کف دریا در حالت هیدرولیکی بستر فعال با  $e/D$  کوچک و بزرگ به ترتیب به صورت رابطه های (8) و (9) است.

$$\frac{S}{D} = 0.149KC^{0.42}\theta^{0.08}\exp(-0.472e/D) \text{ for}$$

همچنین توزیع احتمالاتی یکنواخت به عنوان توزیع اولیه (پیشین) برای پارامترهای مذکور در نظر گرفته شده است. جزئیات توابع احتمالاتی پارامترها در جدول 2 ارائه شده است.

در ابتدا با استفاده از روش GLUE، پارامترهای رابطه آبخستگی به طور غیر قطعی برآورد شده است؛ از این رو با استفاده از ده هزار تولید تصادفی، توزیع احتمالاتی ثانویه (پسین) پارامترهای مدل درخت تصمیم گیری عمق آبخستگی خطوط کف دریا استخراج شده است. همچنین با بررسی تغییرات مقادیر R-Factor و P-Factor به ازای آستانه های مختلف، آستانه رفتاری<sup>1</sup> با مقدار 0/4 انتخاب شده است. ضریب R-Factor بیانگر نسبت متوسط تغییرات باند معنی دار تولید شده (95PPU) به انحراف معیار داده های مشاهداتی است و بهترین مقدار برای این شاخص عدد 1 است. ضریب P-Factor نیز درصد داده های مشاهداتی در باند معنی دار تولید شده (95PPU) است. لذا بهترین مقدار برای P-Factor نیز برابر 1 (100 درصد) و بدترین مقدار آن برابر 0 (0 درصد) است. بر اساس این آستانه رفتاری، توزیع احتمالاتی پسین پارامترهای مدل رگرسیونی عمق آبخستگی خطوط کف دریا در حالت بستر فعال استخراج و در شکل های 3 و 4 نشان داده شده است. با بررسی توزیع احتمالاتی پسین پارامترها در حالت بستر فعال با  $e/D$  کوچک مشخص شد چولگی توزیع پسین پارامترهای  $a_1$  و  $b_1$  (ضریب متغیر  $KC$ ) تقریباً صفر است (توزیع احتمالاتی متقارن است). به عبارتی مقادیر نزدیک به میانگین این پارامترها باعث افزایش دقت در تخمین عمق آبخستگی شده اند. همچنین بررسی توزیع پسین پارامتر  $c_1$  (ضریب متغیر  $\theta$ )، نشان داد، این پارامتر دارای توزیع پسین و پیشین تقریباً مشابهی است و توزیع پسین نیز به صورت توزیع یکنواخت است. به عبارتی در این حالت حساسیت عمق آبخستگی به مقدار  $\theta$  کم است. همچنین در حالت بستر فعال با  $e/D$  بزرگ، چولگی توزیع پسین پارامترهای  $a_2$  و  $b_2$  (ضریب متغیر  $KC$ ) منفی است و در محدوده این پارامتر، مقادیر کوچک باعث افزایش دقت در تخمین عمق آبخستگی می شود. همچنین بررسی

<sup>2</sup> Percent Prediction Uncertainty

<sup>3</sup> Coefficient of Determination

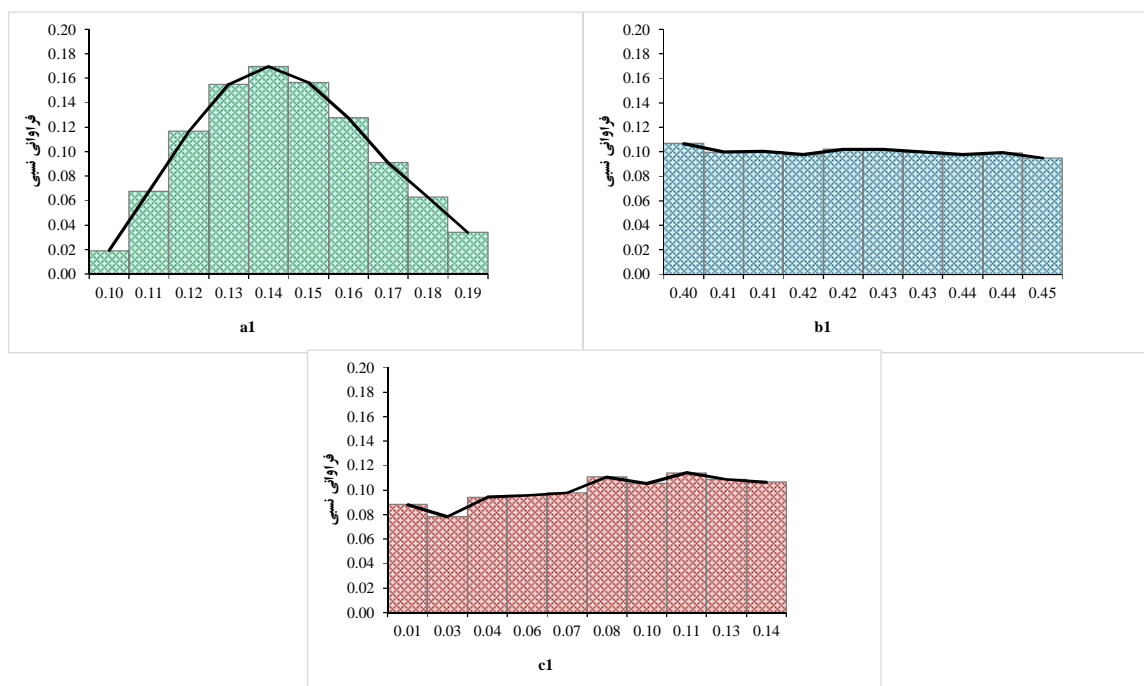
<sup>1</sup> Behavioral Threshold

داده آزمایشگاهی دیگر استفاده شد. بدین ترتیب که بر اساس رابطه‌های (8) و (9)، عمق آبستگی متناظر با داده‌های آزمایشگاهی محاسبه شد. مقایسه نتایج مدل آبستگی GLUE و آبستگی مشاهداتی از نتایج آزمایش‌ها در شکل 7 ارائه شده است.

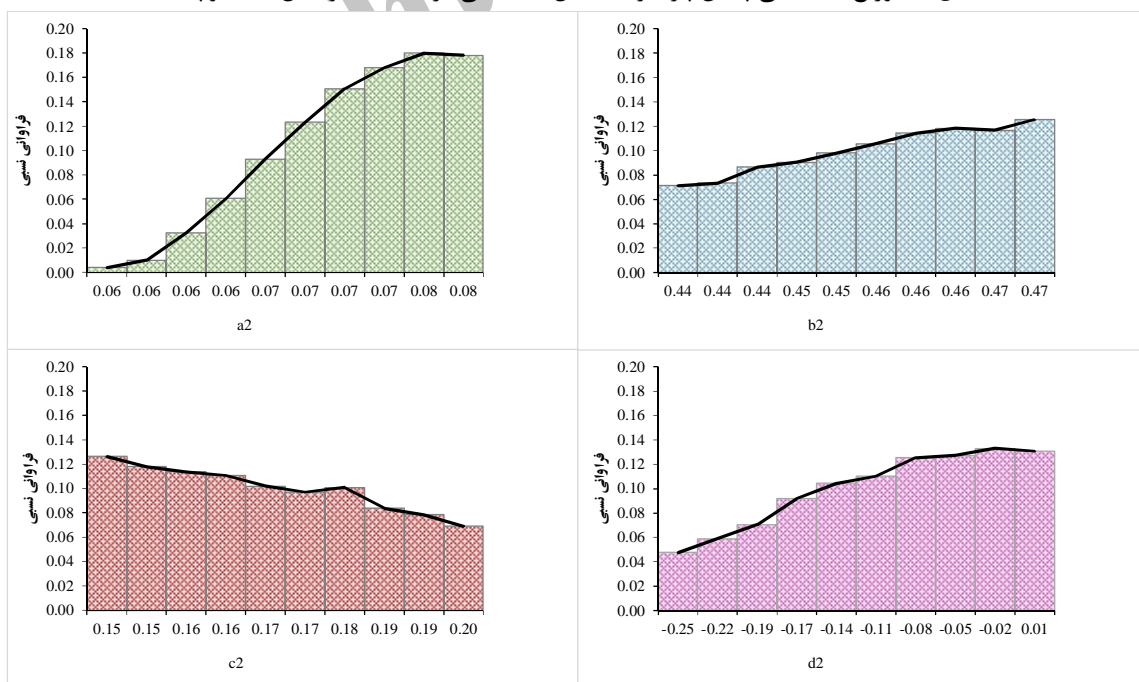
$$\theta > 0.064 \text{ and } e/D \leq 0.145 \quad (8)$$

$$\frac{S}{D} = 0.073KC^{0.45}\theta^{0.17}\exp(-0.094e/D) \text{ for } \theta > 0.064 \text{ and } e/D > 0.145 \quad (9)$$

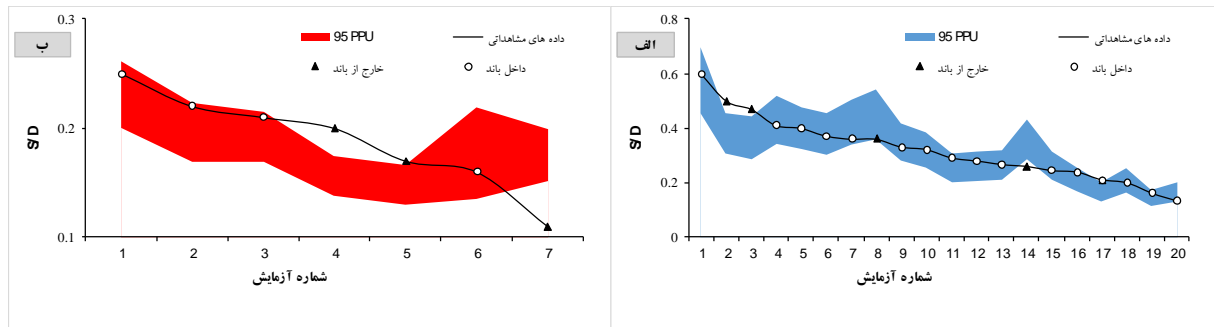
برای اعتبار سنجی مدل آبستگی GLUE در حالت‌های بستر فعال با  $e/D$  کوچک و بزرگ به ترتیب از 5 و 16



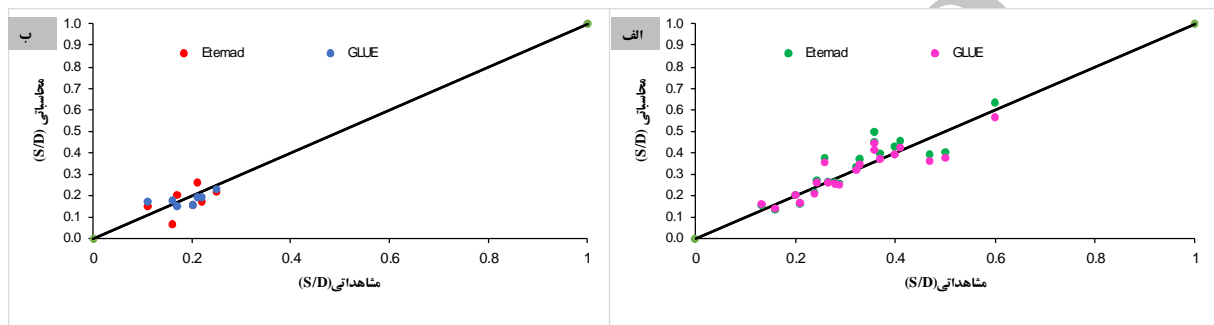
شکل 3 توزیع احتمالاتی پسین پارامترهای مدل آبستگی در حالت بستر فعال  $e/D$  کوچک



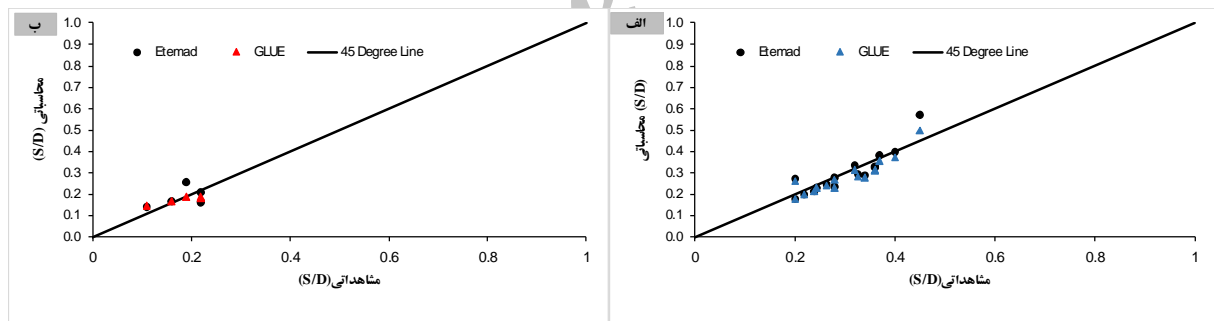
شکل 4 توزیع احتمالاتی پسین پارامترهای مدل آبستگی در حالت بستر فعال  $e/D$  بزرگ



شکل 5 مقایسه بین باند 95 PPU تولیدی و داده‌های مشاهده‌ای، آبخستگی در حالت بستر فعال



شکل 6 مقایسه مقادیر آبخستگی مشاهده‌ای و مدل (M5' - GLUE) در مرحله آموزش و حالت بستر فعال



شکل 7 مقایسه مقادیر آبخستگی مشاهده‌ای و مدل (M5' - GLUE) در مرحله آزمایش و حالت بستر فعال

روابط تخمین آبخستگی و مقایسه آنها با رابطه آبخستگی Etemad Shahidi et al. (2011) از دو شاخص مجذور مربع خطا، RMSE (Chai and Draxler, 2014) و ضریب همخوانی<sup>1</sup>، d (Krause et al., 2005) به صورت رابطه (10) استفاده شده است.

$$d = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{\sum_{i=1}^n (|P_i - \bar{O}| + |O_i - \bar{O}|)^2} \quad (10)$$

که در روابط فوق،  $e_i$  خطای شبیه‌سازی،  $P_i$ ،  $\bar{O}$ ،  $O_i$  مقدار

بر اساس مقایسه انجام شده در این مرحله، ضریب تعیین بین آبخستگی مشاهده‌ای و روش GLUE در حالت‌های بستر فعال با  $e/D$  کوچک و بزرگ به ترتیب برابر  $0/82$  و  $0/86$  است. لذا روش GLUE در مرحله اعتبار سنجی نیز نتایج بسیار خوبی ارائه کرده است.

### 2-3- بررسی بهبود تخمین آبخستگی با استفاده از مدل $M5' - GLUE$

به منظور بررسی روش GLUE در برآورد پارامترهای

<sup>1</sup> Agreement Coefficient



شبیه‌سازی،  $i, O_i$ ، آمین مقدار مشاهداتی،  $\bar{O}$ ، میانگین مقادیر مشاهداتی و  $n$  تعداد نمونه‌ها است. بهبود نتایج مدل  $GLUE - M5'$  نسبت به مدل Etemad Shahidi et al. (2011) بر اساس شاخص‌های معرفی شده در جدول 3 ارائه شده است.

**جدول 3** مقایسه مدل  $GLUE - M5'$  و مدل Etemad Shahidi et al. (2011) در تخمین آبشستگی

شرایط هیدرولیکی	مدل	مرحله آموزش		مرحله آزمایش	
		RMSE	d	RMSE	d
بستر فعال $e/D$ کوچک	Etemad-Shahidi	0/059	0/938	0/044	0/927
	GLUE	0/053	0/942	0/037	0/936
بستر فعال $e/D$ بزرگ	Etemad-Shahidi	0/052	0/678	0/042	0/682
	GLUE	0/034	0/709	0/027	0/769
	درصد بهبود	11/2	0/4	14/4	0/9
	درصد بهبود	34/1	4/5	35/2	11/4

بر اساس نتایج ارائه شده در جدول 3 مشخص شد که در حالت بستر فعال در هر دو مرحله آموزش و آزمایش روش GLUE در تخمین عمق آبشستگی نتایج دقیق‌تری نسبت به رابطه Etemad Shahidi et al. (2011) داشته است.

#### 4- نتیجه‌گیری

برآورد پارامترهای مدل‌های تخمین آبشستگی از مسایل چالش برانگیز و مهم در برآورد آبشستگی کف دریا محسوب می‌شود. در این تحقیق برآورد پارامترهای مدل درخت تصمیم‌گیری تخمین آبشستگی خطوط کف دریا با استفاده از روش‌های غیر قطعی GLUE انجام شد و نتایج حاصل با مدل آبشستگی Etemad Shahidi et al. (2011) برای دو حالت آبشستگی در شرایط هیدرولیکی بستر فعال با  $e/D$  کوچک و بزرگ مقایسه شدند. خلاصه نتایج به شرح ذیل است.

- بر اساس نتایج تخمین پارامترها به روش GLUE و بررسی توزیع احتمالاتی پسین آنها مشخص شد که در حالت بستر فعال به ترتیب تاثیر متغیر  $e/D$  و  $\theta$  نسبت به متغیر  $KC$  بر عمق آبشستگی کمتر است. همچنین در

حالت مذکور مقادیر کوچک پارامترهای مرتبط با متغیر  $KC$  باعث افزایش دقت در تخمین عمق آبشستگی می‌شوند.

- مقادیر ضریب تعیین و P-Factor در هر دو مرحله آموزش و آزمایش نشان دادند که روش GLUE در تخمین عمق آبشستگی دقت مناسبی دارد.

- براساس مقادیر شاخص‌های مجذور مربع خطا و ضریب همخوانی که در این تحقیق استفاده شد، مشخص گردید که روش GLUE در تخمین عمق آبشستگی دقت بیشتری نسبت به مدل آبشستگی Etemad Shahidi et al. (2011) دارد.

- براساس شاخص‌های نکویی برازش مشخص شد که در میان حالت‌های هیدرولیکی مورد بررسی، برای حالت بستر فعال با  $e/D$  کوچک کمترین بهبود دقت نسبت به مدل Etemad Shahidi et al. (2011) ایجاد شده است.

بطور کلی می‌توان نتیجه گرفت با توجه به ماهیت غیرقطعی آبشستگی خطوط کف دریا، استفاده از روش‌های غیرقطعی تخمین پارامترهای مدل، باعث افزایش دقت در نتایج می‌شود.

#### 5- فهرست علائم

95PPU	باند معنی‌دار تولید شده
$D$	قطر لوله
$e$	فاصله قرارگیری لوله از بستر
$e_j$	خطای مدل در زامین شبیه‌سازی
$KC$	پارامتر بدون بعد کولگان کارپنتر
$l(\theta_i)$	شاخص اندازه شانس پارامترهای مورد پذیرش
$l_w(\theta_i)$	وزن‌های شانس تغییر یافته
$n$	تعداد کل شبیه‌سازی‌ها
$o_j$	مقدار مشاهداتی
P-Factor	درصد داده‌های مشاهداتی در باند معنی‌دار تولید شده
$p_j$	مقدار شبیه‌سازی
R-Factor	نسبت متوسط تغییرات باند معنی‌دار تولید شده به انحراف معیار داده‌های مشاهداتی
RMSE	مجذور مجموع مربع خطاها
S	عمق آبشستگی
$\theta$	عدد شیلدز
$\theta_{cr}$	عدد شیلدز بحرانی

conditions. *Coastal Engineering*, 110, 111-126.

Mousavi, M. E., Bakhtiary, A. Y., and Enshaei, N. (2009). The equivalent depth of wave-induced scour around offshore pipelines. *Journal of Offshore Mechanics and Arctic Engineering*, 131(2), 021601.

Najafzadeh, M., Balf, M. R., and Rashedi, E. (2016). Prediction of maximum scour depth around piers with debris accumulation using EPR, MT, and GEP models. *Journal of Hydroinformatics*, 18(5), 867-884.

Niknia, N., Moghaddam, H. K., Banaei, S. M., Podeh, H. T., Omidinasab, F., and Yazdi, A. A. (2014). Application of Gamma test and neuro-fuzzy models in uncertainty analysis for prediction of pipeline scouring depth. *Journal of Water Resource and Protection*, 6(05), 514.

Pu, Q., Li, K., and Gao, F. P. (2001). Scour of the seabed under a pipeline in oscillating flow. *China Ocean Engineering*, 15(1), 129-137.

Rogiers, B., Mallants, D., Batelaan, O., Gedeon, M., Huysmans, M., and Dassargues, A. (2012). Estimation of hydraulic conductivity and its uncertainty from grain-size data using GLUE and artificial neural networks. *Mathematical Geosciences*, 44(6), 739-763.

Sumer, B. M., and Fredsøe, J. (2002). *The mechanics of scour in the marine environment*. World Scientific, Singapore.

Sumer, B. M., Truelsen, C., Sichmann, T., and Fredsøe, J. (2001). Onset of scour below pipelines and self-burial. *Coastal Engineering*, 42(4), 313-335.

Sumer, B. M., and Fredsøe, J. (1990). Scour below pipelines in waves. *Journal of Waterway, Port, Coastal, and Ocean Engineering*, 116(3), 307-323.

Tung, Y. K., and Yen, B. C. (2005). *Hydrosystems engineering uncertainty analysis*. Mac Graw-Hill.

Tung, Y. K., Yen, B. C., and Melching, C. S. (2006). *Hydrosystems engineering reliability assessment and risk analysis*. Mac Graw-Hill.

Wang, X., Frankenberger, J. R., and Kladvko, E. J. (2006). Uncertainties in Drainmod predictions of subsurface drain flow for an Indiana silt loam using the GLUE methodology. *Hydrological processes*, 20(14), 3069-3084.

Zhao, Z., and Fernando, H. J. (2007). Numerical simulation of scour around pipelines using an Euler-Euler coupled two-phase model. *Environmental Fluid Mechanics*, 7(2), 121-142.

## 6- مراجع

Abbaspour, K. C., Johnson, C. A., and Van Genuchten, M. T. (2004). Estimating uncertain flow and transport parameters using a sequential uncertainty fitting procedure. *Vadose Zone Journal*, 3(4), 1340-1352.

Beven, K., and Binley, A. (1992). The future of distributed models: model calibration and uncertainty prediction. *Hydrological Processes*, 6(3), 279-298.

Brandimarte, L., Paron, P., and Di Baldassarre, G. (2012). Bridge pier scour: A review of processes, measurements and estimates. *Environmental Engineering and Management Journal (EEMJ)*, 11(5), 975-989.

Cevik, E., and Yüksel, Y. (1999). Scour under submarine pipelines in waves in shoaling conditions. *Journal of Waterway, Port, Coastal, and Ocean Engineering*, 125(1), 9-19.

Chai, T., and Draxler, R. R. (2014). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)?—Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geoscientific Model Development*, 7(3), 1247-1250.

Etemad-Shahidi, A., Yasa, R., and Kazeminezhad, M. H. (2011). Prediction of wave-induced scour depth under submarine pipelines using machine learning approach. *Applied Ocean Research*, 33(1), 54-59.

Heidari, A., Saghafian, B., and Maknoon, R. (2006). Assessment of flood forecasting lead time based on generalized likelihood uncertainty estimation approach. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 20(5), 363-380.

Kazeminezhad, M. H., Etemad-Shahidi, A., and Bakhtiary, A. Y. (2010). An alternative approach for investigation of the wave-induced scour around pipelines. *Journal of Hydroinformatics*, 12(1), 51-65.

Lucassen, R. J. (1984). Scour underneath submarine pipelines. Msc Thesis, TU Delft. The Netherlands.

Mirzaei, M., Huang, Y. F., El-Shafie, A., and Shatirah, A. (2015). Application of the generalized likelihood uncertainty estimation (GLUE) approach for assessing uncertainty in hydrological models: a review. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 29(5), 1265-1273.

Mohr, H., Draper, S., Cheng, L., and White, D. J. (2016). Predicting the rate of scour beneath subsea pipelines in marine sediments under steady flow