مجله علمی - پژوهشی
دوره 13، شماره 1، بهار 1397

تخمین آبشستگی خطوط لوله در بستر دریا در حالت بسترفعال 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 آبشستگی اطراف خطوط لوله در بستر دریا از مسایل مهم در طراحی خطوط لوله کف دریا است. با توجه به عدم قطعیت‌های آبشستگی، در این تحقیق با استفاده از روش غیرقطعی GLUE، مدل آبشستگی 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 آبشستگی برای حالت هیدرولیکی بسترفعال 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 آبشستگی خطوط کف دریا، برآورد آبشستگی به روش‌های غیرقطعی دقیق‌تر از مدل‌های قطعی است.

کلیدواژگان: آبشستگی، درخت تصمیم‌گیری، عدم قطعیت، GLUE.

1- مقدمه

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 می‌کند. فرسایش اطراف لوله ناشی از برخورد جریان یا موج و یا اثر هم زمان 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 ارائه‌شده 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 گرداب‌های 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

Archive of SID
www.SID.ir

لوله و در نهایت باعث افزایش انتقال رسوب در اطراف آن می‌شود. آبشستگی 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 آبشستگی ایجاد شود (Sumer and Fredsoe, 2002).

فرسایش در اطراف خطوط لوله در دو حالت آب تمیز[1] و بستر فعال[2] 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 پریود 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 استفاده‌شده 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 θ 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 Shahidi et al. (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 آبشستگی از نکات مثبت روابط Etemad Shahidi et al. (2011) است. البته در این روابط عدم قطعیت‌های مدل در تعیین عمق آبشستگی لحاظ نشده است. در نظر نگرفتن عدم قطعیت مدل‌های درخت تصمیم‌گیری می‌تواند منجر به غیرواقعی شدن نتایج شود. از این رو برآورد صحیح آبشستگی 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 کمّی 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 آبشستگی در نهایت به افزایش اعتماد پذیری طراحی خطوط انتقال می‌انجامد. از آنجا که عمده عدم قطعیت‌های محاسبه عمق آبشستگی 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 آبشستگی مدنظر قرار گرفته است. همچنین سعی شده است با استفاده از روش GLUE (Mirzaei et al. 2015)،

[1] Clear Water
[2] Live Bed

Archive of SID
www.SID.ir

Heidari et al. 2006)، 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.

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

$$\frac{S}{D} = 0.048 KC^{0.782}\theta^{0.121}exp(-0.942\,{}^{e}/_{D}) \quad for \quad \theta > 0.064 \;and\; {}^{e}/_{D} > 0.145 \qquad (2)$$

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 θ عدد شیلدز می‌باشند.

2-1- 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 ارایه شده است.

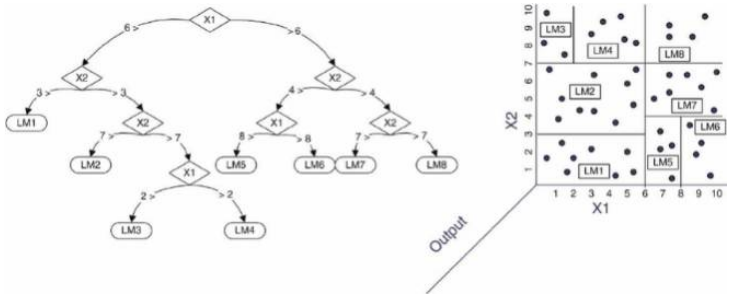
2-2- درخت تصمیم‌گیری

مفهموم 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.

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

آماره	پارامتر											
	KC				θ				*e/D*			
	بستر فعال با *e/D* کوچک		بستر فعال با *e/D* بزرگ		بستر فعال با *e/D* کوچک		بستر فعال با *e/D* بزرگ		بستر فعال با *e/D* کوچک		بستر فعال با *e/D* بزرگ	
	آموزش	آزمایش	آموزش	آزمایش	آموزش	آزمایش	آموزش	آزمایش	آموزش	آزمایش	آموزش	آزمایش
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

Archive of SID
www.SID.ir



شکل 1 نمونه‌ای از ساختار درخت تصمیم‌گیری با هشت زیربازه

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 عدم‌قطعیت در برآورد مقدار پارامترهای رگرسیونی است، لذا استفاده از روش‌های غیرقطعی نظیر GLUE می‌تواند باعث افزایش دقت نتایج در مدل درخت تصمیم‌گیری شود.

2-3- 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 براساس یک شاخص به نام اندازه شانس[1] ارزیابی می‌شوند. روش GLUE یک روش آماری برای کمّی سازی 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[2] انجام می‌شود. در این تحقیق، RMSE به عنوان شاخص اندازه کارایی به صورت ذیل در نظر گرفته شده است.

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

که در رابطه (3)، e_j خطای مدل در j امین 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[3]، کلیه پارامترهای تولید شده به دو دسته پارامترهای مورد پذیرش[4] و غیر قابل پذیرش[5] تقسیم می‌شوند.

آستانه رفتاری، شاخصی است (یک مقدار عددی) جهت کنترل مقادیر پارامترهای های 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 داده های مشاهداتی است و بهترین مقدار برای این شاخص عدد 1 است). لذا به ازای آستانه های مختلف مقدار R-Factor محاسبه شد. همان طور 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

[1] Likelihood Measure
[2] Performance Measure
[3] Behavioral Threshold
[4] Behavioral
[5] Non-Behavioral

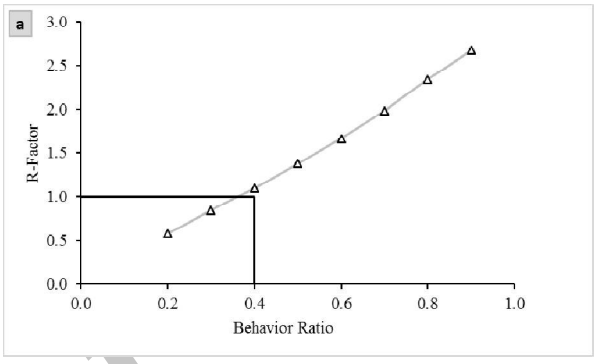
Archive of SID
www.SID.ir

وزن‌های شانس تغییر یافته[1]، $l_w(\theta_i)$ با 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[2] 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 ارایه شده است.

$$\frac{S}{D} = a_1 KC^{b_1}\theta^{c_1} exp\left(d_1 {}^{e}/_{D}\right) \text{ for } \theta > 0.064 \text{ and } {}^{e}/_{D} \le 0.145 \quad (6)$$

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

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 $d_{i=1:2}$ پارامترهای غیرقطعی در نظر گرفته شده‌اند.

در این تحقیق برای هر پارامتر روابط درخت تصمیم‌گیری، توزیع احتمالاتی یکنواخت به عنوان توزیع احتمالاتی پیشین[3] در نظر گرفته شده است. پارامترهای توزیع‌های احتمالاتی پیشین با استفاده از روش اعتباریابی حذفی[4]، حذف هر یک از داده‌های آزمایشگاهی و ساختن مجدد مدل با استفاده از داده‌های باقی‌مانده و رگرسیون غیرخطی تعیین شده و در جدول 2 ارایه 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[5] پارامترها تعیین می‌شود.

جدول 2 مشخصات توزیع احتمالاتی پیشین پارامترهای مدل آبشستگی

شرایط هیدرولیکی	پارامتر مدل آبشستگی	تابع چگالی احتمال	پارامترهای تابع چگالی a (حد پایین)	b (حد بالا)
بستر فعال (e/D کوچک)	a_1	یکنواخت	0/050	0/200
	b_1		0/400	0/450
	c_1		0/005	0/150
	d_1		0	0
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 ارایه 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.

[1] Re-Scaled Likelihood Weights
[2] Behavioral Simulations
[3] Prior Probability Distribution
[4] Cross Validation
[5] Posterior Probability Distribution

Archive of SID
www.SID.ir

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

در ابتدا با استفاده از روش GLUE، پارامترهای رابطه آبشستگی به طور غیر قطعی برآورد شده است؛ از این رو با استفاده از ده هزار تولید تصادفی، توزیع احتمالاتی ثانویه (پسین) پارامترهای مدل درخت تصمیم‌گیری عمق آبشستگی خطوط کف دریا استخراج شده است. همچنین با بررسی تغییرات مقادیر R-Factor و P-Factor به ازای آستانه‌های مختلف، آستانه رفتاری[1] با مقدار 0/4 انتخاب شده است. ضریب R-Factor بیانگر نسبت متوسط تغییرات باند معنی‌دار تولید شده (95PPU) به انحراف معیار داده‌های مشاهداتی است و بهترین مقدار برای این شاخص عدد 1 است. ضریب P-Factor نیز درصد داده‌های مشاهداتی در باند معنی دار تولید شده (95PPU) است. لذا بهترین مقدار برای P-Factor نیز برابر 1 (100 درصد) و بد ترین مقدار آن برابر 0 (0 درصد) است. بر اساس این آستانه رفتاری، توزیع احتمالاتی پسین پارامترهای مدل رگرسیونی عمق آبشستگی خطوط کف دریا در حالت بستر فعال استخراج و در شکل‌های 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 آبشستگی شده اند. همچنین بررسی توزیع پسین پارامتر c_1 (ضریب متغیر θ)، نشان داد، این پارامتر دارای توزیع پسین و پیشین تقریباً مشابهی است و توزیع پیسن نیز به صورت توزیع یکنواخت است. به عبارتی در این حالت حساسیت عمق آبشستگی به مقدار θ 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 آبشستگی می‌شود. همچنین بررسی توزیع پسین پارامتر c_2 (ضریب متغیر θ)، نشان داد، این پارامتر دارای توزیع پسین و پیشین تقریبا مشابه ای است و توزیع پیسن نیز به صورت توزیع یکنواخت است. به عبارتی در حالت بستر فعال با e/D بزرگ حساسیت عمق آبشستگی به مقدار θ 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 آبشستگی می‌شود. پس از استخراج توزیع پسین پارامترهای مدل آبشستگی، برای بررسی صحت روش GLUE در تولید مقادیر آبشستگی، مقایسه بین باند 95 PPU[2] داده‌های 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 آبشستگی استخراج شده از نتایج آزمایشگاهی با مقادیر استخراج شده عمق آبشستگی به روش GLUE و با احتمال وقوع 50 درصد انجام و در شکل 6 نشان داده شده است. ضریب تعیین[3] بین آبشستگی مشاهداتی و روش GLUE در حالت‌های 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 آبشستگی در حالت بستر فعال دقت نسبتاً مناسبی دارد.

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

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

[1] Behavioral Threshold

[2] Percent Prediction Uncertainty

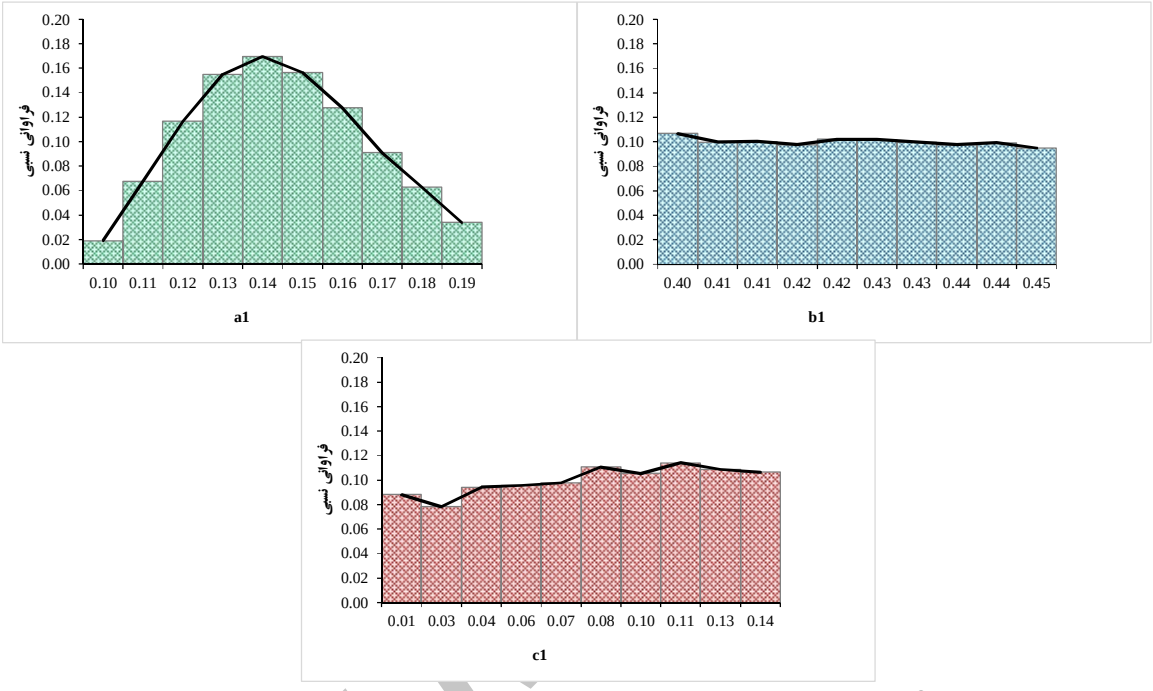
[3] Coefficient of Determination

Archive of SID
www.SID.ir

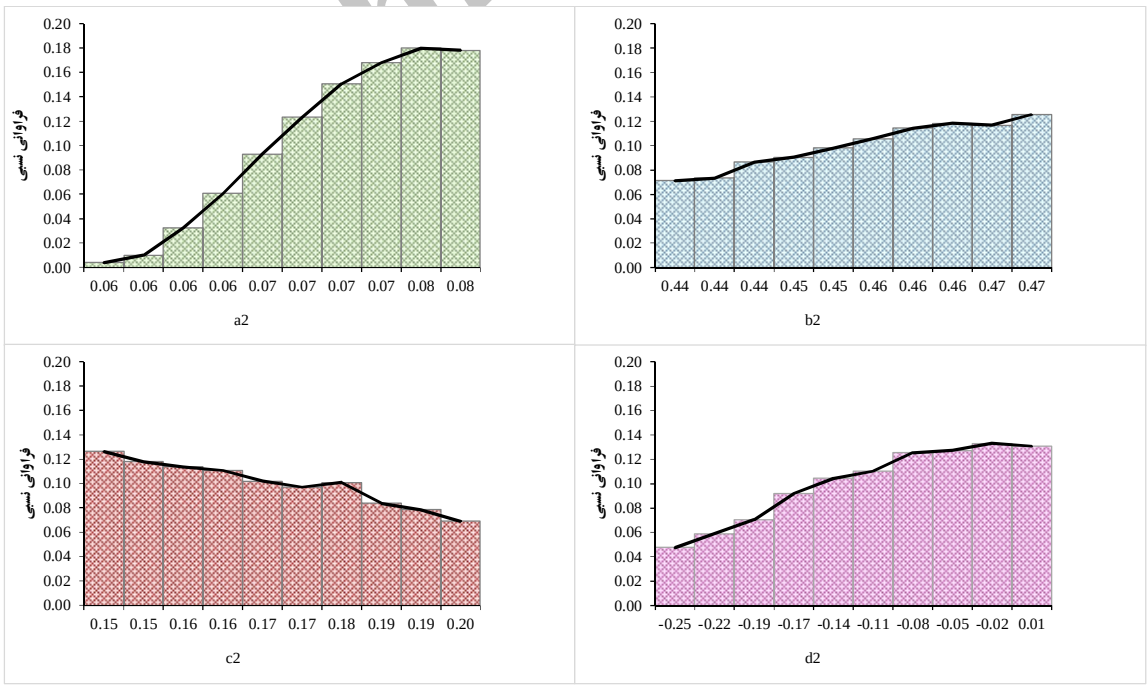
$$\theta > 0.064 \ and \ {}^{e}/_{D} \le 0.145 \quad (8)$$

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

برای اعتبار سنجی مدل آبشستگی GLUE در حالت‌های بستر فعال با e/D کوچک و بزرگ به ترتیب از 16 و 5 داده آزمایشگاهی دیگر استفاده شد. بدین ترتیب که بر اساس رابطه‌های (8) و (9)، عمق آبشستگی متناظر با داده‌های آزمایشگاهی محاسبه شد. مقایسه نتایج مدل آبشستگی GLUE و آبشستگی مشاهداتی از نتایج آزمایش‌ها در شکل 7 ارایه شده است.

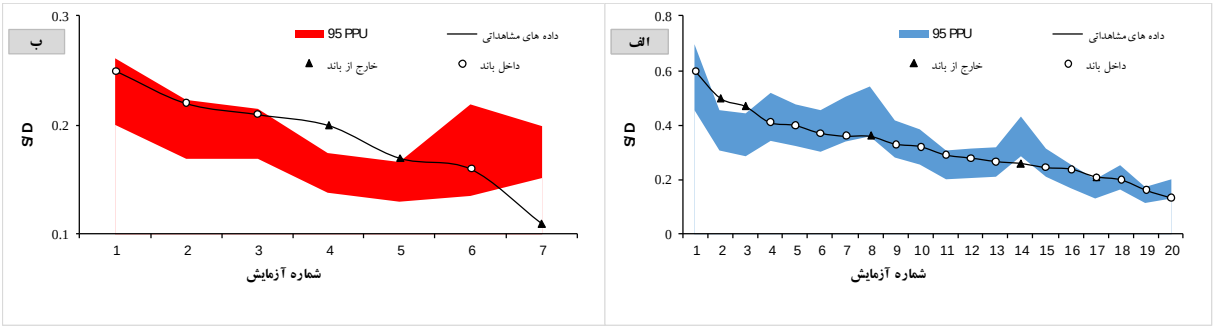


شکل 3 توزیع احتمالاتی پسین پارامترهای مدل آبشستگی در حالت بستر فعال e/D کوچک



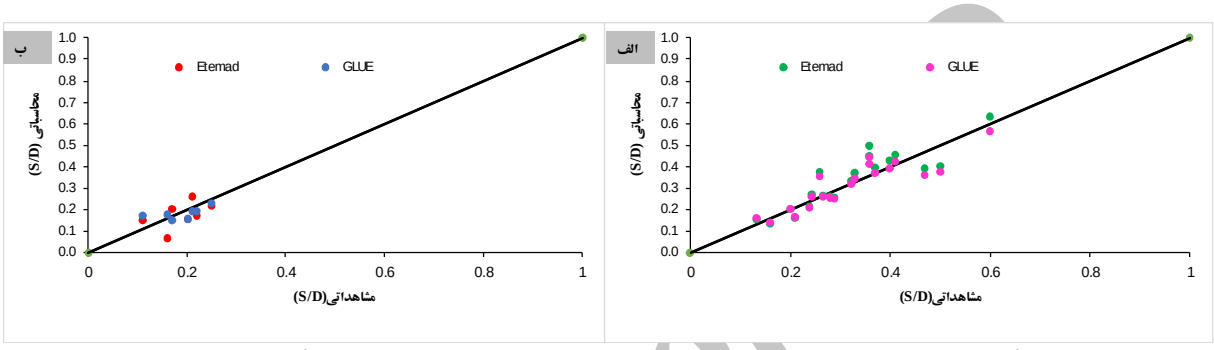
شکل 4 توزیع احتمالاتی پسین پارامترهای مدل آبشستگی در حالت بستر فعال e/D بزرگ

www.SID.ir



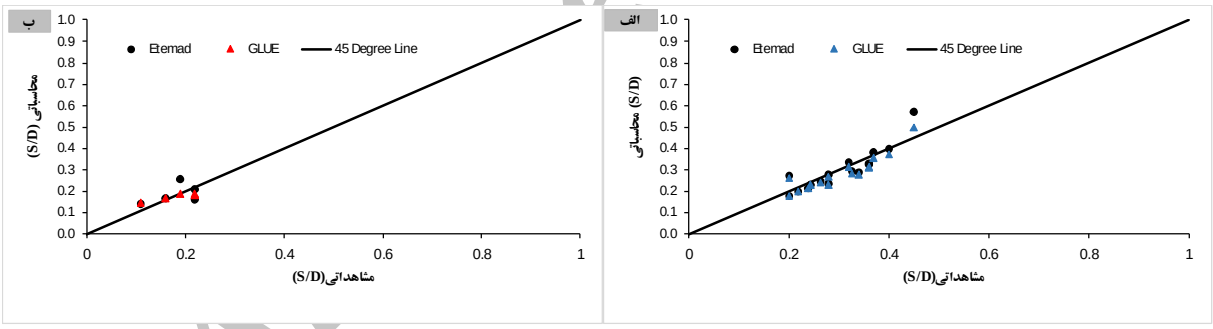
الف)- e/D کوچک ب)- e/D بزرگ

شکل 5 مقایسه بین باند 95 PPU تولیدی و داده‌های مشاهداتی، آبشستگی در حالت بسترفعال



الف)- e/D کوچک ب)- e/D بزرگ

شکل 6 مقایسه مقادیر آبشستگی مشاهداتی و مدل $(M5' - GLUE)$ در مرحله آموزش و حالت بستر فعال



الف)- e/D کوچک ب)- e/D بزرگ

شکل 7 مقایسه مقادیر آبشستگی مشاهداتی و مدل $(M5' - GLUE)$ در مرحله آزمایش و حالت بستر فعال

بر اساس مقایسه انجام شده در این مرحله، ضریب تعیین بین آبشستگی مشاهداتی 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 ارایه کرده است.

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

به منظور بررسی روش GLUE در برآورد پارامترهای روابط تخمین آبشستگی و مقایسه آنها با رابطه آبشستگی Etemad Shahidi et al. (2011)، از دو شاخص مجذور مربع خطا، RMSE (Chai and Draxler, 2014) و ضریب همخوانی[1]، 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، i امین مقدار

[1] Agreement Coefficient

www.SID.ir

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

جدول 3 مقایسه مدل $M5' - GLUE$ 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
	درصد بهبود	11/2	0/4	14/4	0/9
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	34/1	4/5	35/2	11/4

بر اساس نتایج ارایه 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 θ 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 علایم

95PPU	باند معنی‌دار تولید شده
D	قطر لوله
e	فاصله قرارگیری لوله از بستر
e_j	خطای مدل در j امین 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 معنی دار تولید شده به انحراف معیار داده‌های مشاهداتی
$RMSE$	مجذور مجموع مربع خطاها
S	عمق آبشستگی
θ	عدد شیلدز
θcr	عدد شیلدز بحرانی

Archive of SID

www.SID.ir

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 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 Kladivko, 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.

Archive of SID
www.SID.ir