

به کارگیری شبکه عصبی مصنوعی در تحلیل داده‌های فرسایش پذیری رسوبات ریزدانه در محیط‌های دریایی

ابراهیم حمیدیان جهرمی^۱، فرهنگ احمدی گیوی^۲، سید عباس حق شناس^۳

^۱دانشجوی کارشناسی ارشد، مؤسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، eb_hamidian@ut.ac.ir

^۲دانشیار گروه آموزشی فیزیک فضا، مؤسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، ahmadig@ut.ac.ir

^۳استادیار گروه آموزشی فیزیک فضا، مؤسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، sahashshenas@ut.ac.ir

چکیده

فرسایش یکی از فرآیندهای مهم در نواحی ساحلی و خورها محسوب می‌شود. آنچه فرسایش در رسوبات ریزدانه چسبنده را به یک پدیده پیچیده تبدیل می‌کند، طیف وسیع پارامترهای مؤثر بر آن است. از این رو یافتن یک الگوی واحد برای تنش برشی بحرانی (فرسایش) که اغلب از روند مشخصی برخوردار نیست، می‌تواند بسیار حائز اهمیت باشد. به عبارت دیگر، در دسترس نبودن یک ارتباط جامع و فراگیر میان فرسایش و پارامترهای گوناگون مؤثر و همچنین بررسی نشدن تأثیر توأم پارامترهای مختلف در یافتن یک الگوی واحد برای فرسایش در اکثر مطالعه‌های موجود را می‌توان از دلایل اهمیت موضوع این تحقیق به شمار آورد. در این مطالعه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به واکاوی تأثیر توأم طیف پارامترهای فیزیکی، شیمیایی و زیست‌شناختی مختلف بر تنش برشی بحرانی و یافتن یک الگوی فرامونه‌ای و نسبتاً جامع پرداخته شده است. بدین منظور، ابتدا ارزیابی عملکرد شبکه عصبی بر روی یک مجموعه داده انجام شد و در ادامه برای اطمینان از اتفافی نبودن نتایج حاصل، به بررسی این روش بر روی یک مجموعه داده با ماهیت رسوبی متفاوت اقدام شده است. بنابر نتایج حاصل، امکان ارائه رابطه‌ای منطقی بین پارامترهای فیزیکی و شیمیایی رسوبات ریزدانه چسبنده و خصوصیات فرسایش‌پذیری این رسوبات در قالب شبکه‌های عصبی مصنوعی فراهم و ارائه شده است.

واژه‌های کلیدی: فرسایش، رسوبات ریزدانه چسبنده، تنش برشی بحرانی، یادگیری ماشینی، شبکه عصبی مصنوعی

Erodibility data analysis in coastal environments by applying Artificial Neural Networks

Ebrahim Hamidian J.¹, Farhang Ahmadi-Givi², S. Abbas Haghshenas³

¹ Graduate student, Institute of Geophysics, University of Tehran, eb_hamidian@ut.ac.ir

² Associate Professor, Institute of Geophysics, University of Tehran, ahmadig@ut.ac.ir

³ Assistant Professor, Institute of Geophysics, University of Tehran, sahashshenas@ut.ac.ir

Abstract

Sediment erosion is one of the most important processes in coastal zones. What makes erosion in cohesive sediment a complicated process is vast numbers of parameters affecting erodibility. Accordingly, finding a unique pattern for critical shear stress is of considerable importance. As there is no or few studies available in the erosion literature presenting a comprehensive relation among erosion and involving parameters and not exploring the impacts of many physical and chemical parameters in tandem to find a unique erosion pattern, are just some of the utmost importance of doing this research. In this study, it is attempted to investigate the effect of various physical, chemical, mechanical and biological parameters on critical shear stress to find a thorough pattern in erosion. Hence, the efficiency of using Artificial Neural Network (ANN) on totally two different datasets (Kimiaghalam *et al.*, (2015) and Jacobs *et al.*, (2010)) has been investigated

Keywords: Erosion, cohesive sediments, critical shear stress, machine learning, artificial neural network.

۱ مقدمه

فرسایش یکی از فرآیندهای مهم در نواحی ساحلی و خورها محسوب می‌شود که می‌تواند تغییرات چشم‌گیر زمین‌ریخت‌شناسی و مشکلات زیست‌محیطی متعددی را در پی داشته باشد. از طرفی، فرسایش پدیده‌ای است که می‌تواند در زمان و مکان بسیار متغیر باشد. این موضوع خود بر دخیل بودن طیف وسیع پارامترهای مؤثر در فرسایش، دلالت دارد که در

برخی موارد یا شناخت دقیقی از نحوه تأثیرشان بر فرسایش در دست نیست و یا نمی‌توان عملکرد آنها را به‌صورت کمی تعیین و در روابط گنجانند. بنابراین برای بررسی فرسایش در هر منطقه، نیاز به مطالعه جداگانه اثر پارامترهای مختلف فیزیکی، شیمیایی و زیست‌شناختی است؛ اما آنچه ما را به سمت شناخت و درک جامع‌تر از این پدیده پیش می‌برد، در نظر گرفتن اثر تمامی این پارامترها به‌صورت هم‌زمان و توأم است. از سوی دیگر، با استفاده از اغلب روش‌های آماری مرسوم همچون رگرسیون‌ها، نمی‌توان به‌آسانی به بررسی رابطه هم‌زمان بیش از سه متغیر پرداخت. لذا، استفاده از روش‌های هوشمند مانند یادگیری ماشینی، انتخاب مناسبی بدین منظور به نظر می‌رسد. آنچه استفاده از روش‌های یادگیری ماشینی را برای بررسی چنین پدیده‌های پیچیده متمایز می‌کند، قابلیت ایجاد ارتباط بین پارامترهای دخیل در مسائلی است که یا تعداد پارامترها در آن بسیار زیاد است و یا تغییرات پارامترهای مورد بررسی در آنها، دارای روند روشنی نیست. در بررسی پدیده‌هایی مانند فرسایش، اغلب پارامترهایی وجود دارد که اندازه‌گیری میدانی متعدد آنها یا به‌آسانی میسر نبوده و بسیار زمان‌بر است و یا هزینه‌های گزافی را به پروژه تحمیل می‌کند. از این رو، در بسیاری موارد ترجیح بر استفاده از روش‌های غیرمستقیم برآورد این پارامترها است. به‌عنوان نمونه‌ای از این روش‌ها، می‌توان به یکی از روش‌های یادگیری ماشینی همچون شبکه عصبی مصنوعی اشاره کرد. طی دهه‌های اخیر مطالعات گوناگون و گسترده‌ای بر روی جنبه‌های مختلف رسوبات ریزدانه چسبنده از جمله فرسایش صورت گرفته است. در این راستا، محققین بسیاری سعی بر یافتن رابطه میان پارامترهای فیزیکی، مکانیکی و الکتروشیمیایی با تنش برشی بحرانی داشتند. به‌عنوان یکی از اولین روابط برای رسوبات چسبنده، می‌توان به کارهای دان (۱۹۵۹) و اسمردون و بیسلی (۱۹۶۱) اشاره کرد که رابطه‌ای برای تنش برشی بحرانی ارائه کردند. از مهم‌ترین پژوهش‌های بعد از آن، می‌توان کارهای میچنر و تورفز (۱۹۹۶) و سنفورد و ما (۲۰۰۱) و از نمونه پژوهش‌های نسبتاً جدیدتر در این زمینه می‌توان مطالعات دیکهداد و همکاران (۲۰۱۱)، وینتروپ و همکاران (۲۰۱۲)، پالینکاس و همکاران (۲۰۱۴)، کیمیاقلم و همکاران (۲۰۱۵) و مهتا و همکاران (۲۰۱۵) را نام برد. همچنین از نمونه مطالعاتی که در آنها به استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی شار رسوبات معلق پرداخته شده می‌توان به تحقیق ژو و همکاران (۲۰۰۶) و ملیسی و همکاران (۲۰۱۱) اشاره کرد.

۲ روش تحقیق

پس از گردآوری داده‌های اندازه‌گیری تنش برشی موجود در ادبیات فنی، بررسی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی بر روی مجموعه داده کیمیاقلم و همکاران (۲۰۱۵) انجام شد. در این مجموعه داده، با برداشت چندین نمونه رسوب طبیعی و دست-نخورده از کرانه‌های گوناگون رودخانه‌ای در کانادا به اندازه‌گیری ۱۳ ویژگی فیزیکی، مکانیکی و الکتروشیمیایی پرداخته شده است (جدول ۱). با توجه به گسترده بودن طیف پارامترهای بالقوه مؤثر بر تنش برشی بحرانی در این مجموعه داده، تعریف چه تعداد و کدامین داده‌ها به‌عنوان ورودی و خروجی در جعبه‌ابزار برآزش عصبی (nftool)، از اهمیت بسزایی برخوردار است. از این‌رو، به‌واکوی تأثیر ترکیبات مختلف پارامترهای مؤثر احتمالی به‌عنوان ورودی شبکه عصبی مصنوعی بر آموزش شبکه اقدام شد. به‌عبارت دیگر، در تلاش‌های گوناگون، ارزیابی هر ترکیب دوتایی، سه‌تایی، چهارتایی و ترکیبات بزرگ‌تر محتمل از پارامترها به‌عنوان ورودی شبکه عصبی انجام شد تا بتوان به تصویری بهتر از تأثیر آن مجموعه پارامتر انتخابی بر تنش برشی بحرانی دست یافت. همچنین از پارامتر تنش برشی بحرانی به‌عنوان هدف در آموزش شبکه عصبی مصنوعی برای تمام ترکیبات ممکن پارامترهای ورودی استفاده شده است. در گام بعد، تعیین درصد داده‌های آموزشی، صحت‌سنجی و آزمایش انجام شد و پس از بررسی‌های متعدد، ۷۰ درصد از کل داده‌ها به داده‌های آموزشی و ۱۵ درصد به هریک از داده‌های صحت-سنجی و آزمایش اختصاص یافت. در ادامه، تعیین تعداد نورون‌های لایه پنهان بررسی شد و پس از تلاش‌های متعدد در ساختن شبکه‌های با تعداد نورون‌های گوناگون، تعداد ۱۰ نورون در این لایه انتخاب گردید. سپس با استفاده از الگوریتم آموزشی لوبنبرگ-مارکواردت به آموزش شبکه عصبی مصنوعی پرداخته شد. با پایان یافتن آموزش و ساخته شدن شبکه عصبی، با به‌کارگیری دو پارامتر میانگین مربع خطا (MSE) و ضریب همبستگی (R)، عملکرد شبکه عصبی ساخته شده مورد ارزیابی قرار گرفته است.

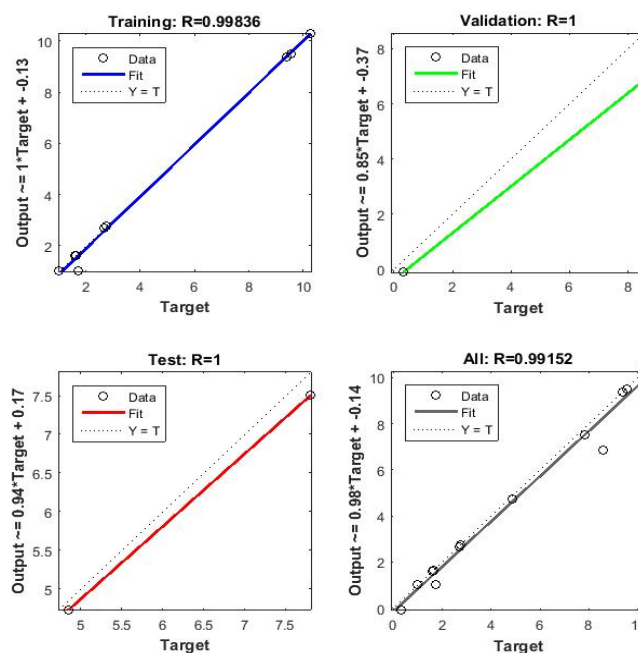
جدول ۱ خصوصیات اندازه‌گیری شده برای نمونه‌های رسوبی برداشت شده (کیمیاقلم و همکاران، ۲۰۱۵).

Sample ID	CEC (meq/100g)	EC (dS/cm)	OM (%)	SAR	d_{50} (mm)	ρ_{dry} (kg/m ³)	C (kN/m ²)	tan ($^{\circ}$)	Sand (%)	Silt (%)	Clay (%)	w (%)	PI (%)	Soil type	τ_c (Pa)	K_d
Red 1	30.7	0.72	2.2	0.992	0.015	1312	9.5	0.597	39	28	33	39	29	CH	9.38	1.327
Red 2	17.2	0.352	1.0	0.89	0.045	1415	2.37	0.731	48	25	27	29	12	CL	0.98	1.53
Red 3	31.29	0.855	9.0	0.92	0.0056	1209	10.4	0.624	18	41	41	44	34	CH	9.55	1.454
Red 4	30.28	0.888	6.6	1.16	0.0081	1133	1.16	0.743	17	43	40	54	40	CH	1.72	0.797
2M(2-1)	23.6	0.446	1.1	1.071	0.002	1567	8.3	0.551	14	44	42	28	21	CL	7.81	0.673
2M(2-2)	23.1	0.462	1.0	1.075	0.002	1542	11	0.435	5	45	50	34	24	CL	10.25	0.641
8M(1-1)	29.2	0.406	1.4	1.621	0.0004	1419	8.5	0.551	2	4	94	35	27	CH	4.85	0.325
M(2-1)	28.2	0.284	1.4	1.373	0.0011	1512	10	0.572	6	34	60	27	17	CL	8.57	0.898
8M(2-2)	27.1	0.288	1.9	0.28	0.0013	1445	1.7	0.74	2	33	65	23	14	CL	1.62	8.674
8M(3-1)	28.1	0.314	2.8	0.639	0.0015	1378	2	0.738	17	27	56	40	24	CL	2.68	0.98
8M(3-2)	24.7	0.386	2.1	1.035	0.0017	1605	2.9	0.75	1	45	54	38	18	CL	2.74	0.42
8M(6-1)	21.6	0.204	1.2	0.239	0.02	1843	2.4	0.897	39	37	24	17	13	CL	1.6	6.95
8M(7-1)	26.3	0.206	1.0	0.358	0.0074	1747	1	0.869	25	50	25	22	5	CL-ML	0.31	3.683

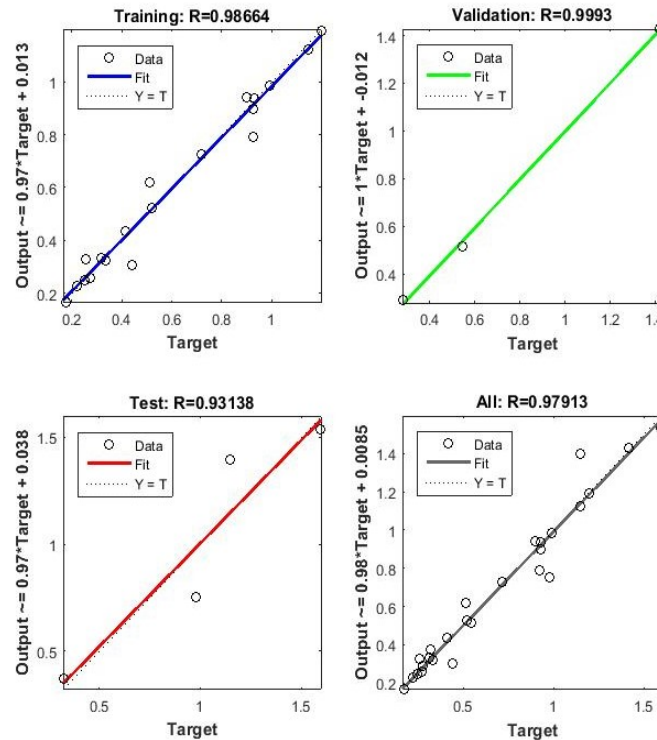
در گام بعد، برای بررسی عملکرد شبکه عصبی بر روی یک مجموعه داده دیگر و اطمینان از اتفافی نبودن نتایج، نسبت به ساختن شبکه‌های عصبی گوناگون بر روی مجموعه داده‌های جیکوبز و همکاران (۲۰۱۰) اقدام گردید. این مجموعه داده که نتایج آزمایش فلوم فرسایش رسوبات مصنوعی را ارائه می‌دهد، از این حیث حائز اهمیت است که دارای تفاوت بنیادین و ماهیتی نسبت به داده‌های برداشت شده از نمونه‌های رسوب طبیعی همچون داده‌های کیمیاقلم و همکاران (۲۰۱۵) است. برای امکان مقایسه نتایج شبکه‌های عصبی بر روی این مجموعه داده با نتایج حاصل از مجموعه داده کیمیاقلم و همکاران (۲۰۱۵)، از جعبه‌ابزار برازش عصبی با تعداد ۱۰ نورون در لایه پنهان و درصدهای پیش‌فرض داده‌های آموزشی، صحت‌سنجی و آزمایش استفاده شده است که با معماری بهینه این مجموعه داده نیز منطبق است.

۳ نتیجه‌گیری

نمونه‌ای از عملکرد نسبتاً مناسب شبکه عصبی بر روی تمام پارامترهای موجود در مجموعه داده کیمیاقلم و همکاران (۲۰۱۵) و جیکوبز و همکاران (۲۰۱۰) در شکل‌های ۱ و ۲ مشاهده می‌شود. نتایج حاصل از این پژوهش به اختصار در ادامه آورده شده است.



شکل ۱ نمونه عملکرد خوب یک شبکه عصبی با تعداد ۱۰ نورون در لایه پنهان بر روی تمام پارامترهای جدول کیمیاقلم و همکاران (۲۰۱۵).



شکل ۲ نمونه عملکرد یک شبکه عصبی با تعداد ۱۰ نورون در لایه پنهان بر روی تمام پارامترهای مجموعه داده جیکوبز و همکاران (۲۰۱۰).

- در بررسی یک پدیده پیچیده مانند فرسایش که رابطه ریاضی دقیق و فراگیری میان علت و معلول آن در دسترس نیست، با استفاده از آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توان به واکاوی الگوهای احتمالی میان پارامترهای بالقوه مؤثر پرداخت.
- همچنین با توجه به میسر نبودن ایجاد ارتباط میان طیف وسیع پارامترهای مؤثر بر تنش برشی با استفاده از اغلب روش‌های آماری مرسوم و ناکارآمدی برازش‌های دوپارامتره در به نمایش گذاشتن یک روند مشخص، از روش شبکه عصبی مصنوعی به‌عنوان یکی از روش‌های یادگیری ماشینی استفاده شد.
- روش ارائه‌شده در این مطالعه امکان یافتن یک رابطه منطقی میان پارامترهای اندازه‌گیری و تنش برشی بحرانی را فراهم آورده است.
- شبکه عصبی مصنوعی به‌واسطه قابلیت بالای آن در یادگیری تطبیقی، به‌خوبی توانسته است بر روی ترکیبات گوناگون از پارامترهای بالقوه مؤثر بر تنش برشی در همه مجموعه داده‌ها آموزش ببیند.

منابع

- Jacobs, W., Le Hir, P., Van Kesteren, W., & Cann, P. (2011). Erosion threshold of sand–mud mixtures. *Continental Shelf Research*, 31(10), S14-S25.
- Kimiaghalam, N., Clark, S. P., & Ahmari, H. (2016). An experimental study on the effects of physical, mechanical, and electrochemical properties of natural cohesive soils on critical shear stress and erosion rate. *International Journal of Sediment Research*, 31(1), 1-15.
- Parchure, T. M., & Mehta, A. J. (1985). Erosion of soft cohesive sediment deposits. *Journal of Hydraulic Engineering*, 111(10), 1308-1326.
- van Prooijen, B. C., & Winterwerp, J. C. (2010). A stochastic formulation for erosion of cohesive sediments. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 115(C1).
- Winterwerp, J. C., Kesteren, W. G. M., Prooijen, B., & Jacobs, W. (2012). A conceptual framework for shear flow–induced erosion of soft cohesive sediment beds. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 117(C10).