



Modeling the Effect of Breakwater Layer Porosity on Wave Overtopping Relationships Using Machine Learning Algorithm

Ali Ghasemi^{1*}, Soheil Radfar² 

¹Senior Engineer, Independent researcher, Ghasemi.ali89@gmail.com.

²Postdoctoral Fellow, The University of Alabama, radfar.sohail@yahoo.com

ARTICLE INFO

Article History:

Received: 14 Dec 2024

Last modification: 19 Feb 2025

Accepted: 3 Mar 2025

Available online: 3 Mar 2025

Article type:

Research paper

Keywords:

Armour breakwater

Machine learning

Wave over topping

Nonlinear regression

Xbloc

Porous

ABSTRACT

Accurate and reliable estimation of wave overtopping in coastal structures is crucial for their design and safety assessment. In this study, a new relationship for estimating wave overtopping in rubble mound breakwaters with Xbloc armor units is developed using numerical modeling and machine learning. The proposed method is based on supervised learning and nonlinear regression, following the general form of the Hibbertsgaard et al. model. To validate the model, the results of the proposed relationship were compared with experimental data as well as the Owen and Van der Meer formulas. The coefficient of determination (R^2), root mean square error (RMSE) and the Index of Agreement (d) indicated that the proposed relationship showed a better correlation with experimental data. Numerical modeling was performed for eight different conditions, and in all cases, the proposed relationship demonstrated a better agreement with numerical outputs compared to previous empirical formulas. These results suggest that numerical modeling and machine learning can provide an accurate and cost-effective alternative to expensive and time-consuming physical experiments for deriving wave overtopping relationships. This study also specifically examines the effect of breakwater porosity, which has received less attention in previous research, and incorporates it into the proposed relationship. The findings indicate that the proposed method can serve as an efficient tool for developing more accurate wave overtopping relationships without the need for extensive physical modeling.

ISSN: 2645-8136



DOI: <http://dx.doi.org/10.61186/marineeng.21.45.29>

Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license [<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>]



مدل سازی اثر تخلخل لایه های موج شکن در روابط روگذری موج با استفاده از الگوریتم یادگیری ماشین

علی قاسمی^{۱*}، سهیل رادفر^۲ 

^۱ کارشناس ارشد، پژوهشگر مستقل، Ghasemi.ali89@gmail.com

^۲ فوق دکتری، دانشگاه Alabama، radfar.soheil@yahoo.com

چکیده

تخمین صحیح و قابل اطمینان میزان روگذری موج در سازه های ساحلی امری مهم در طراحی و ارزیابی ایمنی این سازه ها است. در این پژوهش، با استفاده از مدل سازی عددی و یادگیری ماشین، رابطه ای جدید برای محاسبه روگذری موج در موج شکن توده سنگی با آرمور بتنی Xbloc ارائه شده است. روش مورد استفاده بر مبنای یادگیری نظارت شده و رگرسیون غیرخطی بوده و فرم کلی رابطه پیشنهادی از مدل هیسگارد و همکاران تبعیت کرده است. برای اعتبارسنجی مدل، نتایج حاصل از رابطه جدید با داده های آزمایشگاهی و همچنین روابط اوون و ون در میر مقایسه شد. ضریب همبستگی (R^2)، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و اندیس توافق (d) نشان داد که رابطه پیشنهادی تطابق بیشتری با داده های آزمایشگاهی دارد. مدل سازی عددی برای ۸ شرایط مختلف نیز انجام شد که در تمامی موارد، رابطه پیشنهادی تطابق بیشتری با خروجی های عددی نسبت به روابط تجربی پیشین داشت. این نتایج نشان می دهد که استفاده از مدل سازی عددی و یادگیری ماشین، می تواند جایگزینی دقیق و مقرون به صرفه برای آزمایش های فیزیکی پرهزینه در استخراج روابط روگذری موج باشد. در این پژوهش، اثر تخلخل موج شکن که در مطالعات گذشته کمتر مورد توجه قرار گرفته است، به طور ویژه بررسی شده و در رابطه پیشنهادی لحاظ گردیده است. نتایج این تحقیق نشان می دهد که روش پیشنهادی می تواند به عنوان ابزاری کارآمد برای ارائه روابط دقیق تر در تخمین روگذری موج، بدون نیاز به آزمایشات فیزیکی گسترده، مورد استفاده قرار گیرد.

اطلاعات مقاله

ناریخچه مقاله:

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۳/۰۹/۲۴

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۴۰۳/۱۲/۰۱

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۳/۱۲/۱۳

تاریخ انتشار مقاله: ۱۴۰۳/۱۲/۱۳

نوع مقاله:

مقاله پژوهشی

کلمات کلیدی:

موج شکن توده سنگی

یادگیری ماشین

روگذری موج

Xbloc

رگرسیون غیرخطی

تخلخل



مطالعات انجام گرفته در ادامه مطالعات قبلی بوده و اغلب به تصحیح ضرایب و کالیبراسیون روابط قبلی پرداخته است. ون در میر (2002)، گالاچ و همکاران (۲۰۱۸)، گالاچ و همکاران (۲۰۲۱)، از این دست مطالعات می‌باشند که اغلب به تصحیح ضرایب رابطه (۱)، خصوصاً پارامتر C پرداخته‌اند [۸]، [۹]، [۱۰].

$$\frac{q}{\sqrt{gH_{m0}^3}} = a \exp \left[-\frac{b}{\gamma} \left(\frac{R_c}{H_{m0}} \right)^\gamma \right] \quad (1)$$

که در این رابطه:

- q: دبی روگذری موج بر واحد عرض ($m^3/s/m$)
- g: شتاب گرانش (m/s^2)
- H_{m0} : ارتفاع موج مشخصه (مثلاً ارتفاع موج معنی‌دار طیفی) (m)
- a, b, c: ضرایب تجربی که وابسته به ویژگی‌های هندسی و هیدرولیکی موج‌شکن هستند.
- γ : ضریب تأثیرپذیری (مانند ضریب زبری، ضریب پوشش گیاهی، یا ضریب شیب)
- R_c : ارتفاع تاج سازه نسبت به سطح آب (m)

با افزایش رشد تکنولوژی هوش مصنوعی و بخصوص ابزار یادگیری ماشین در وجوه مختلف زندگی نفوذ کرده است. مهندسی دریا نیز از این قاعده خارج نبوده مطالعات زیادی بخصوص در زمینه ارائه رابطه برای روگذری به کمک این روش انجام شده است. هدف یادگیری ماشین استفاده از داده‌های موجود و تجربیات به دست آمده برای پیش‌بینی پدیده مورد نظر در شرایط مختلف می‌باشد. مشخص است که یک مدل برای پیش‌بینی دقیق نیازمند داده اولیه با دقت بالا می‌باشد. بررسی و مرور مطالعات انجام شده نشان می‌دهد که روش‌های 'M5'، Random Forests، GBDT¹، SVM² و ANN³ پرکاربردترین روش‌ها برای محاسبه روگذری می‌باشند. در ادامه برخی از این مطالعات بررسی می‌گردد [۱۱].

ون در میر و همکاران (۲۰۰۵)، با استفاده از روش ANN روی پایگاه داده CLASH، نشان داد که این روش به خوبی می‌تواند میزان روگذری را با در نظر گرفتن تعداد زیادی از پارامترهای تأثیرگذار پیش‌بینی کند [۱۲].

اعتمادشدهی و همکاران (۲۰۱۲)، با استفاده از داده‌های پایگاه CLASH و استفاده از M5' model tree به پیش‌بینی نرخ روگذری از موج‌شکن توده‌سنگی پرداختند و نشان دادند که رابطه توسعه یافته در این مدل نسبت به مدل‌های قبلی دقیق‌تر است [۱۳].

بیم و همکاران (۲۰۲۱)، با استفاده از تکنیک نواورانه XGBoost که از مدل GBDD می‌باشد به ارائه رابطه پیش‌بینی روگذری از موج‌شکن پرداخت و نشان داد که این مطالعه با در نظر گرفتن اثر مایل بودن موج، نسبت به مطالعات پیشین دقیق‌تر می‌باشد [۱۴].

۱ - مقدمه

روگذری امواج از سازه‌های ساحلی یکی از مهم‌ترین واکنش‌های هیدرودینامیکی است که در طراحی این نوع سازه‌ها مدنظر قرار می‌گیرد. فرآیند روگذری، ناشی از برخورد موج به سازه، بالا روی آن و نهایتاً سرریزی جریان موج از سازه است. این پدیده عامل بسیاری از تخریب‌ها در سازه‌های ساحلی و سازه‌های موجود در پس‌کرانه آن‌ها، در گذشته و حال بوده است. این پدیده در صورت زیاد بودن حجم روگذری، باعث عدم آرامش در حوضچه و عدم امکان بهره‌برداری از قسمت بالای موج‌شکن می‌شود. به دلیل عدم قطعیت در پیش‌بینی تراز طراحی آب و همچنین در پیش‌بینی امواج طراحی از یکسو و از سوی دیگر، به لحاظ هزینه احداث سازه‌های بلند، قبول وقوع درصدی روگذری غیرقابل اجتناب است.

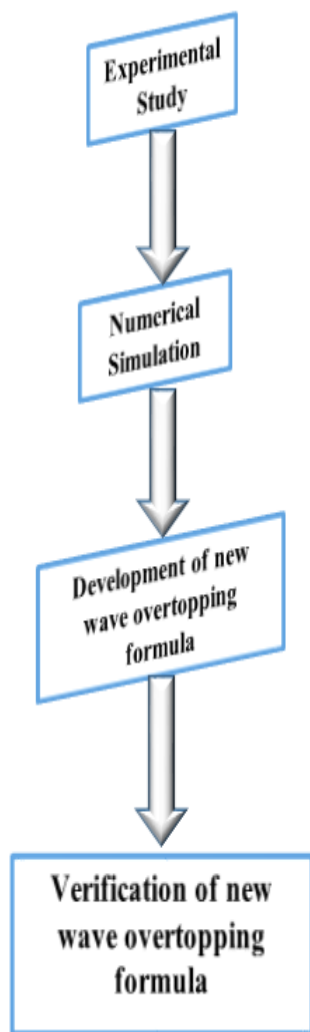
آزمایش‌های تعیین‌شده برای بررسی روگذری در محدوده خاصی از شرایط امواج انجام شده‌اند و تاکنون شیوه‌ی جامعی برای تخمین این پدیده ارائه نشده است. در حال حاضر روابط تجربی گذشته، جهت برآورد نرخ سرریزی از موج‌شکن‌های توده‌سنگی استفاده می‌شود. تحقیقات فراوانی در خصوص پدیده روگذری امواج از سازه‌های ساحلی در ۵۰ سال اخیر انجام شده است. این مطالعات منجر به تصحیح مداوم در روش‌های پیش‌بینی روگذری از سازه‌های محافظت از ساحل در مقابل امواج دریا گردیده است. عموماً برای یک طوفان مشخص، حجم کل آب که روگذری می‌کند به‌خوبی توسط روش‌های جنسن و وندر مییر (۱۹۹۴)، اوون (۱۹۸۰)، هدرجس و ریس (۱۹۹۸)، که مبتنی بر آزمایش‌های تجربی می‌باشند پیش‌بینی می‌شود [۱]، [۲]، [۳]؛ اما گودا (۲۰۰۰)، نشان داده است که این فرمول‌ها، بطور کامل پیچیدگی امواج را در آب کم عمق در نظر نمی‌گیرند و ممکن است بطور عمده‌ای دبی-های روگذری را کمتر از مقدار واقعی پیش‌بینی کنند [۴]. تجزیه و تحلیل انجام شده توسط بسلی و همکاران (۱۹۹۸)، نیز نشان می‌دهد روش‌هایی که این اثر را در نظر نمی‌گیرند ممکن است روگذری تحت امواج در حال شکست را کمتر از مقدار واقعی پیش‌بینی کنند [۵]. این یافته توسط مطالعات عددی هیو و همکاران (۲۰۰۰) مورد حمایت و تأیید قرار گرفته است [۶]. هبسگارد و همکاران (۱۹۹۹) نیز رابطه‌ای برای برآورد دبی روگذری از موج‌شکن توده‌سنگی ارائه نمود که در آن اثرات هندسه موج‌شکن، شامل عرض تاج و شیب لایه آرمور در نظر گرفته شدند [۷].

¹ Gradient Boosted Decision Tree

² Support Vector Machine

³ Artificial Neural Network

روگذری موج از موج‌شکن‌های توده سنگی با آرمور بتنی پرداخته می‌شود. در شکل ۱ روش انجام مطالعه به صورت گرافیکی نشان داده شده است.



شکل ۱- رویکرد انجام تحقیق

۳- مدل‌سازی عددی

۳-۱- معرفی مدل آزمایشگاهی

مدل‌سازی آزمایشگاهی با مبنا قرار دادن موج‌شکن طرح توسعه بندر انزلی (شکل ۲) در فلولم موج‌ساز دانشگاه تربیت مدرس انجام شد.

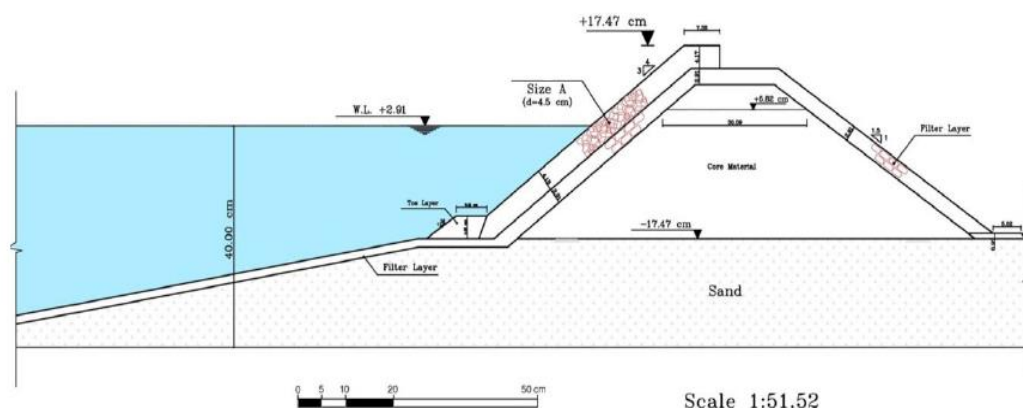
حسین زاده و همکاران (۲۰۲۱)، به بررسی قابلیت دو روش Kernel-based SVR و GPR در پیش‌بینی نرخ روگذری پرداختند و نشان دادند که نتایج حاصل از این دو روش نسبت به روش ANN و روابط تجربی سنتی، از دقت بالاتری برخوردار است [۱۵].

هوگوین (2021)، به کمک مدل‌سازی عددی و استفاده از machine learning و در نظر داشتن مطالعات آزمایشگاهی انجام شده توسط ون‌درمیر و همکاران (2007)، مولینز و مدینا (2016) و بیمن و همکاران (2021) به ارائه یک رابطه برای محاسبه روگذری پرداختند [۱۶].

مطالعه تحقیقات انجام شده نشان می‌دهد، روابط کمی وجود دارد که تمامی پارامترهای موثر بر روگذری را در نظر گرفته باشد و همچنین اکثر روابط ارائه شده بر مبنای مطالعات آزمایشگاهی می‌باشد. تجهیز آزمایشگاه و انجام مدل‌سازی برای شرایط مختلف موج و سازه زمانبر و هزینه بر می‌باشد لذا در این تحقیق به کمک ابزار مدل‌سازی عددی و روش‌های مرسوم در یادگیری ماشین، به ارائه رابطه برای محاسبه روگذری از موج‌شکن‌ها توده سنگی با آرمور بتنی پرداخته می‌شود. در این تحقیق ابتدا با مبنا قرار دادن تعداد محدودی تست در آزمایشگاه از صحت نتایج مدل عددی اطمینان حاصل می‌شود سپس برای ۱۰۸ حالت مختلف از شرایط تاثیر گذار در مقدار روگذری، مدل‌سازی عددی انجام می‌شود و در ادامه به کمک ابزار یادگیری ماشین و رگرسیون غیرخطی با در نظر گرفتن فرم کلی برای رابطه روگذری که در برگزیده تمامی پارامترهای مورد نظر باشد، به ارائه رابطه روگذری برای موج‌شکن توده سنگی با آرمور بتنی پرداخته می‌شود. در ادامه رابطه به دست آمده در سه مرحله صحت سنجی شد: ابتدا سه داده آزمایشگاهی موجود در نظر گرفته شد و خروجی روابط ون‌درمیر و جنسن (1994) و اوون (1980)، با نتایج رابطه جدید قیاس شده و در نموداری ارائه شده است. سپس با در نظر گرفتن ۸ حالت متفاوت که دربرگیرنده دامنه مناسبی از تغییرات شرایط موجود باشد، داده‌های این سه رابطه مقایسه و بررسی شد. در مرحله آخر، از نظر آماری نتایج شاخص‌های RMSE، R^2 و d این روابط با یکدیگر قیاس شده تا بررسی کاملی پیرامون صحت رابطه ارائه شده، انجام گرفته باشد.

۲- رویکرد انجام مطالعه

در این مطالعه با تکیه بر مدل‌سازی آزمایشگاهی، مطالعه عددی و استفاده از روش‌های آماری به استخراج رابطه نیمه تجربی برای



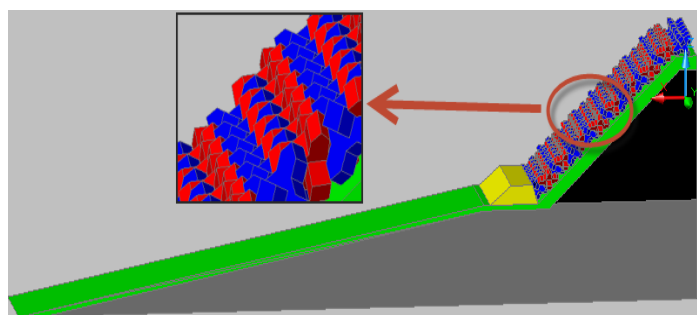
شکل ۲- هندسه موج شکن مورد آزمایش در آزمایشگاه بر اساس موج شکن طرح توسعه بندر انزلی [۱۷]

در این مقاله با استفاده از نرم افزار FLOW-3D که نرم افزاری چندجانبه و سازگار با شرایط پیچیده جریان در مدل سازی به صورت دو و سه بعدی است، به مدل سازی روگذری موج برای شرایط مختلف سازه ای و دریایی پرداخته شده است. با آگاهی از مشخصات هندسه مدل آزمایشگاهی، این هندسه و چیدمان در نرم افزار اتوکد به صورت شکل ۴ ساخته شده است.

در ابتدا، هندسه موج شکن بر اساس کار آزمایشگاهی انجام شده در دانشگاه تربیت مدرس، مطابق اطلاعات جدول ۱ طراحی می شود [۷].

جدول ۱- ابعاد قسمت های مختلف موج شکن مورد مطالعه [۷]

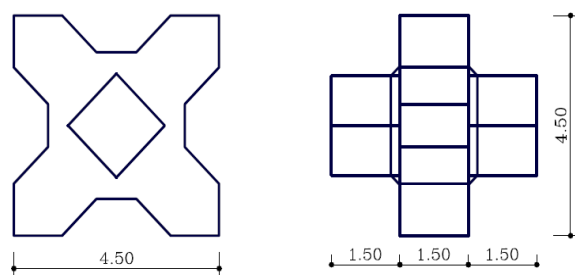
مشخصات	مدل واقعی	آزمایشگاه
ارتفاع موج شکن (cm)	۱۲۰۰	۳۰/۵
ضخامت لایه فیلتر (cm)	۶۰	۳
ارتفاع پاشنه (cm)	۸۰	۴
شیب پاشنه (درجه)	۳۴	۳۴
ارتفاع قسمت پایین موج شکن (cm)	۸۵۰	۲۱/۲
شیب قسمت پایین موج شکن (درجه)	۸	۸



شکل ۴ - هندسه و چیدمان موج شکن مدل سازی شده

پس از ساخت هندسه موج شکن در نرم افزار اتوکد، این هندسه با پسوند STL ذخیره و به نرم افزار FLOW-3D معرفی می شود. بعد از انتقال هندسه موج شکن به نرم افزار، ابعاد دامنه محاسباتی و شرایط مرزی مشخص می شود. طول دامنه محاسباتی ۱۰ متر، عرض آن ۳۵ سانتی متر و ارتفاع دامنه محاسباتی ۶۵ سانتی متر در نظر گرفته شد. البته، باید بیان نمود که عرض دامنه محاسباتی، صرفاً بر اساس کار آزمایشگاهی تنظیم گردیده است. به بیان دیگر، این عرض بیانگر مطالعه سه بعدی بر روی موج شکن نیست. هر چند، کلیه مدل سازی ها به صورت سه بعدی انجام می شود. این ابعاد، پس از انجام مطالعات دقیق و به خصوص با توجه به پیچیدگی های نرم افزار در اعمال شرط مرزی خروج به دست آمد. به منظور بهینه سازی تعداد سلول های محاسباتی از چهار بلوک شبکه بندی برای این ۱۰ متر دامنه محاسباتی استفاده گردیده است. تعداد سلول های محاسباتی در هر بلوک نیز، در ادامه ارائه گردیده است [۱۸].

قطعات آرمور مورد استفاده در این مدل سازی، قطعات ایکس بلاک با چینش منظم است که اندازه این قطعات در شکل ۳ ارائه شده است.



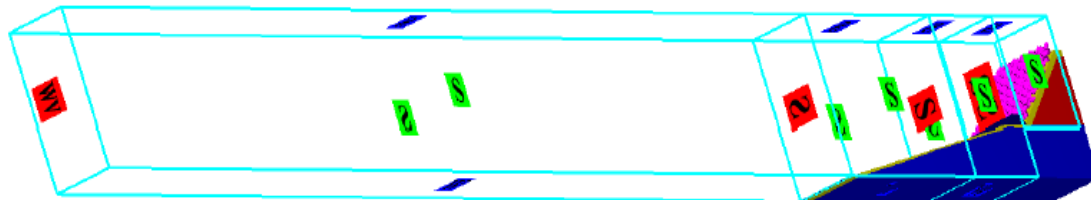
شکل ۳- اندازه قطعات آرمور ایکس بلاک مورد استفاده [۱۷]

فلوم استفاده شده در آزمایشگاه دارای ۱۶ متر طول، ۱ متر عرض و ۱ متر ارتفاع می باشد. دیواره ها و کف فلوم از جنس شیشه نشکن بوده و سیستم موج ساز آن پیستونی می باشد.

لازم به ذکر است که در این تحقیق مطالعه آزمایشگاهی انجام نشده است و تنها از این هندسه مدل سازی شده در آزمایشگاه و نتایج آن برای پیش برد هدف تحقیق استفاده شده است.

۳-۲ ساخت مدل عددی

شده و در سایر مرزها، شرط مرزی تقارن است. با توجه به هدف مدل سازی و تحلیل شرایط موج نامنظم مشابه مطالعه آزمایشگاهی، در ادامه این موضوع بیشتر تشریح گردیده است (شکل ۵).



شکل ۵- نمایش گرافیکی شرایط مرزی استفاده شده در وجوه مختلف دامنه محاسباتی

ادامه و به منظور معرفی موج نامنظم به نرم افزار مقادیر $S(f)$ و $2\pi f$ به ترتیب در یک فایل اکسل با فرمت CSV ذخیره و در ورودی شرط مرزی موج در قسمت random به نرم افزار معرفی می شود [۸]. روابط استفاده شده برای ساخت طیف موج با استفاده از رابطه گدا بصورت رابطه (۲) تا رابطه (۵) می باشد.

$$S_f = \beta_j H_{1/3}^2 T_p^{-4} f^{-5} \exp[-1.25(T_p f)^{-4}] \gamma^{\exp[-(T_p f - 1)^2 / 2\delta^2]} \quad (2)$$

$$\beta_j = \frac{0.06238}{0.23 + 0.0336\gamma - 0.185(1.9 + \gamma)^{-1}} [1.094 - 0.01925 \ln \gamma] \quad (3)$$

$$\begin{cases} \gamma = 5 \text{ for } T_p / \sqrt{H_s} \leq 3.6 \\ \gamma = \exp(5.75 - 1.1 T_p / \sqrt{H_s}) \text{ for } 3.6 \leq T_p / \sqrt{H_s} < 5 \\ \gamma = 1 \text{ for } T_p / \sqrt{H_s} > 5 \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} \gamma = 0.07 \text{ for } f \leq f_p \\ \gamma = 0.09 \text{ for } f > f_p \end{cases} \quad (5)$$

پس از مشخص شدن هندسه موج شکن و مشخصات عددی لازم برای انجام مدل سازی، برای تغییرات مؤلفه های سازه ای و دریایی مطابق جدول ۳ عمل شد.

جدول ۳- محدوده تغییرات پارامترهای سازه ای و دریایی

ارتفاع موج (cm)	۷/۳	۹/۷	۱۲/۷
تخلخل	۰/۱۵	۰/۲۵	۰/۳۵
شیب سازه	۱-۱	۱-۱/۵	۲-۱
فاصله تاج تا سطح آب (cm)	۵	۷	۹

محدوده تغییرات پارامترهای جدول ۳ به نحوی انتخاب شده است که نماینده مناسبی برای همه تغییرات سازه ای و دریایی این پارامترها باشد. مقادیر ارتفاع موج و فاصله آزاد با توجه به ابعاد دامنه محاسباتی و همچنین شکسته شدن موج قبل از رسیدن به سازه انتخاب شده است و مقادیر تخلخل و شیب سازه براساس

از نکات اساسی که می بایست در شبیه سازی عددی مدنظر قرار گیرد اعمال شرایط مرزی است. پس از تعیین دامنه محاسباتی با جزئیات فوق، باید برای تمامی وجوه هر یک از این چهار بلوک شبکه بندی، شرط مرزی تعریف شود. بر این اساس، در ابتدای بلوک محاسباتی اول از شرط مرزی موج، در تمامی مرزهای پایین شرط مرزی دیوار در انتهای بلوک چهارم از شرط مرزی خروجی استفاده

شرط مرزی موج، برای تولید موج نامنظم، طیف موج را به عنوان ورودی نیاز دارد. در اینجا، با استفاده از رابطه گودا طیف موج موردنظر بر اساس ارتفاع و پریود موج موردنظر تولید شده است. به بیان دیگر، با استفاده از این رابطه، برای مقادیر مختلف فرکانس موج $S(f)$ مقدار f که انرژی موج است، به دست می آید. در

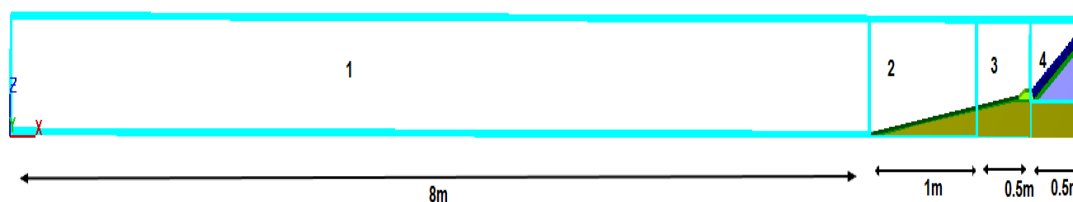
تعیین بهترین شبکه بندی یکی از مهم ترین گام ها در کار عددی است، چرا که با شبکه بندی درشت، احتمال از دست دادن گرادیان های شدید زیاد شده و در مواردی، این موضوع به صحت پاسخ آسیب وارد می کند. در سوی دیگر این طیف، محدودیت توان محاسبات قرار دارد که تعداد سلول های محاسباتی را محدود می سازد. مصالحه مناسب میان این دو موضوع، در واقع یک هنر محسوب می شود [۱۸].

در این مسئله، با لحاظ شرایط یاد شده و دقت در مطالعات استقلال حل از شبکه، شبکه بندی چهار بلوکی (شکل ۶) با مشخصات سلول های محاسباتی مورد اشاره مدل سازی در جدول ۲ مورد استفاده قرار گرفت. بدین ترتیب، مجموع تعداد سلول های محاسباتی یک میلیون سلول می باشد [۱۹].

جدول ۲- ابعاد سلول های محاسباتی حاصل از حساسیت سنجی

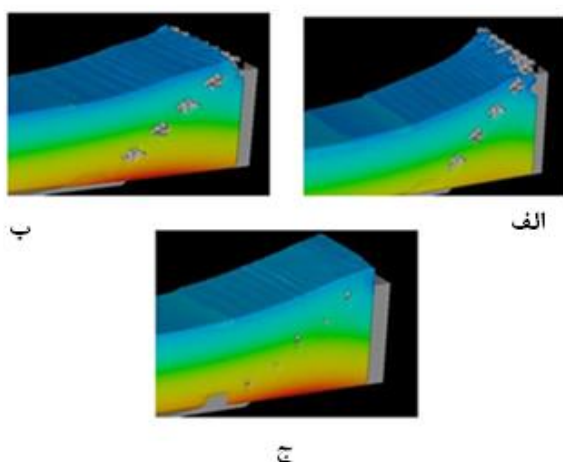
عدد [۱۸]				
۴	۳	۲	۱	بلوک محاسباتی
۸/۶	۷/۰۴	۱۲/۹	۲۲/۵	اندازه سلول محاسباتی (mm)

دامنه استفاده شده در اجرای موج شکن‌های توده سنگی انتخاب شده است.



شکل ۶- تقسیم‌بندی دامنه محاسباتی به چهار بلوک جهت بهینه‌سازی شبکه‌بندی مورد استفاده

یکی دیگر از خروجی‌های مهم نرم‌افزار، نحوه روگذری موج از سازه است؛ لحظه بیشترین روگذری برای ارتفاع موج‌های مختلف به صورت شکل ۸ است.



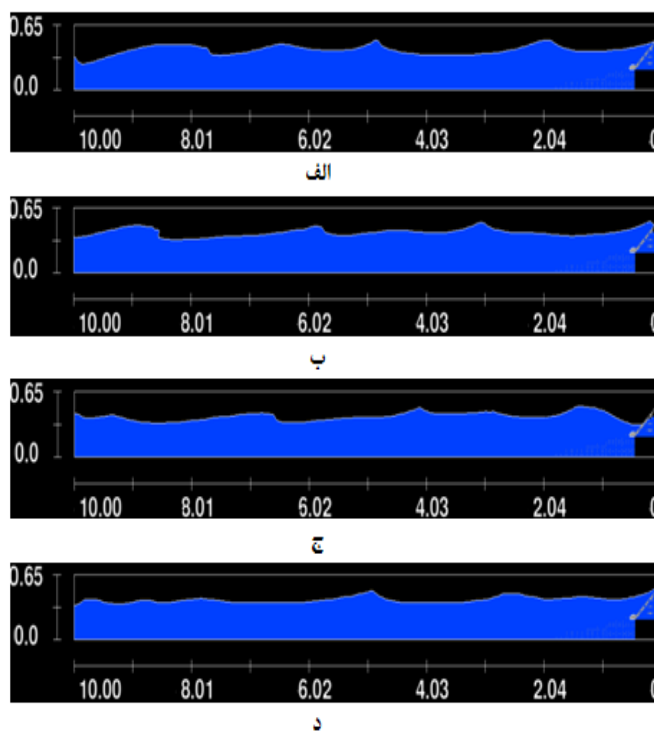
شکل ۸- لحظه روگذری برای مقادیر مختلف ارتفاع موج
الف: $H_s=7.3$ cm، ب: $H_s=9.7$ cm، ج: $H_s=12.7$ cm

۴- استخراج رابطه روگذری

یادگیری ماشین یک شاخه از هوش مصنوعی است که به سیستم‌ها این امکان را می‌دهد تا بدون برنامه‌نویسی مستقیم از داده‌ها یاد بگیرند و پیش‌بینی‌ها یا تصمیمات جدید بگیرند. این روش‌ها به سه دسته اصلی تقسیم می‌شوند:

۱. یادگیری نظارت‌شده^۱: در این روش، مدل با استفاده از داده‌های ورودی و خروجی برچسب‌دار آموزش می‌بیند. هدف پیش‌بینی یا دسته‌بندی داده‌های جدید است. مثال‌ها شامل رگرسیون خطی و درخت تصمیم است.
۲. یادگیری بدون نظارت^۲: در این روش، مدل بدون برچسب‌های خروجی داده‌ها را تحلیل می‌کند تا الگوها یا ساختارهای پنهان را شناسایی کند.

به منظور پیاده‌سازی حالت‌های مورد اشاره در جدول ۳، با رعایت اصل ضرب و اجرا برای تمامی ترکیب‌های ممکن، تعداد ۱۰۸ مدل‌سازی انجام شد، که نتایج آن‌ها در ادامه تحلیل گردیده است. این شبیه‌سازی‌ها با توجه به شرایط مدل‌سازی، توان نرم‌افزاری و سخت‌افزاری موجود برای مدت زمان ۶۰ ثانیه انجام شد. زمان طی شده جهت انجام هر یک از این مدل‌سازی‌ها بر روی سیستمی با سی پی یو Intel haswell Extrem i7، هارد SSD 1T و رم DDR3 Dual 16G به طور میانگین ۲۸ ساعت بوده است. پس از انجام مدل‌سازی برای همه پارامترهای گفته شده، اطلاعات بسیاری در دسترس است. از جمله این اطلاعات شکل سطح آزاد است. برای سازه با تخلخل ۳۵٪، شیب ۱/۵-، ارتفاع آزاد ۷ سانتی‌متر و ارتفاع موج ۱۲/۷ سانتی‌متر سطح آزاد در زمان‌های مشخص به صورت شکل ۷ است.



شکل ۷- سطح آزاد برای ارتفاع موج ۱۲/۷ سانتی‌متر در زمان‌های الف: ثانیه ۳۱، ب: ثانیه ۳۲، ج: ثانیه ۳۳، د: ثانیه ۳۴

¹ Supervised Learning

² Unsupervised Learning

۳. یادگیری تقویتی^۱: در اینجا، مدل از طریق تعامل با محیط و دریافت پاداش یا جریمه، بهترین تصمیمات را یاد می‌گیرد. این روش در کاربردهایی مانند بازی‌ها یا رباتیک به کار می‌رود.

این روش‌ها در بسیاری از زمینه‌ها از جمله پردازش تصویر، پیش‌بینی، سیستم‌های پیشنهاد دهی و پردازش زبان طبیعی کاربرد دارند و به طور گسترده‌ای برای حل مسائل پیچیده استفاده می‌شوند.

با توجه به جنس داده‌های روگذری و هدف تحقیق، روش یادگیری نظارت شده در این مقاله استفاده خواهد شد. در این روش مدل با استفاده از داده‌های آموزش (که شامل ورودی‌ها و خروجی‌های صحیح است) آموزش می‌بیند. هدف از این روش پیش‌بینی خروجی برای ورودی‌های جدید است. در این روش الگوریتم‌های شناخته شده‌ای وجود دارد که عبارتند از:

رگرسیون^۲: برای پیش‌بینی مقادیر عددی.

درخت تصمیم^۳: برای تصمیم‌گیری و دسته‌بندی.

ماشین بردار پشتیبان^۴: برای دسته‌بندی داده‌ها.

شبکه عصبی مصنوعی^۵: مدل‌های پیچیده‌تر که می‌توانند روابط پیچیده‌تر را یاد بگیرند. [۲۰].

در این مطالعه با توجه به هدف تحقیق و همچنین بررسی‌های انجام شده در مطالعات انجام شده، از روش رگرسیون غیر خطی برای ارائه رابطه جدید روگذری استفاده شده است. در ادامه روش رگرسیون غیر خطی و نحوه استفاده از آن در این تحقیق تشریح می‌گردد.

در یادگیری ماشین، رگرسیون غیرخطی به عنوان یک روش پیشرفته برای مدل‌سازی روابط پیچیده بین ویژگی‌های ورودی و خروجی، نقشی اساسی ایفا می‌کند. برخلاف رگرسیون خطی که فرض می‌کند ارتباطات بین متغیرها به صورت مستقیم و خطی است، رگرسیون غیرخطی به طور خاص برای شبیه‌سازی الگوهای پیچیده‌تر طراحی شده است که به سادگی نمی‌توان آن‌ها را با معادلات خطی بیان کرد. از مهمترین و کلیدی‌ترین ویژگی‌های این روش عبارتند از:

- مدل‌سازی روابط پیچیده: در بسیاری از مسائل واقعی، ارتباط میان متغیرها به طور ساده و خطی قابل توصیف نیست. برای مثال، تغییرات قیمت یک دارایی مالی ممکن است نه تنها به طور خطی، بلکه به صورت نمایی یا حتی گوسی با ویژگی‌های مختلف وابسته باشد. رگرسیون غیرخطی به طور دقیق‌تری می‌تواند این نوع روابط را شبیه‌سازی کند.

- تابعیت از توابع پیچیده: برخلاف رگرسیون خطی که تنها از ترکیب جمع و ضرب ساده برای مدل‌سازی استفاده می‌کند، رگرسیون غیرخطی از توابع پیچیده‌تری همچون توابع نمایی، لگاریتمی، یا ترکیبی از چندین تابع برای تعریف رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی استفاده می‌کند. این ویژگی رگرسیون غیرخطی را قادر می‌سازد تا رفتارهای پیچیده‌تری را مدل‌سازی کند که در دنیای واقعی معمول است.

بمنظور استخراج رابطه از داده‌های شبیه‌سازی به کمک روش رگرسیون غیرخطی، مراحل زیر طی می‌گردد، مراحل ذکر شده الگوی انجام یادگیری ماشین در همه روش‌ها می‌باشد که در اینجا نیز پیاده‌سازی شده است:

- انتخاب مدل مناسب: انتخاب نوع مدل بستگی به پیچیدگی داده‌ها و رابطه غیرخطی بین ورودی و خروجی دارد. برای مثال، ممکن است از رگرسیون پلیمری، مدل شبکه عصبی یا دیگر مدل‌های پیچیده‌تر استفاده شود.

- یادگیری پارامترهای مدل: پس از انتخاب مدل، فرآیند آموزش آغاز می‌شود. در این مرحله، مدل سعی دارد که از طریق الگوریتم‌های بهینه‌سازی (مانند گرادیان کاهشی) پارامترهای مدل را طوری تنظیم کند که کمترین خطا در پیش‌بینی‌ها را نسبت به داده‌های آموزشی داشته باشد.

- ارزیابی مدل: پس از آموزش، مدل باید بر روی داده‌های جدید و داده‌های آزمایشی ارزیابی شود تا دقت پیش‌بینی‌های آن سنجیده شود. این مرحله برای جلوگیری از مشکل overfitting (یعنی تطابق بیش از حد با داده‌های آموزشی) حیاتی است [۲۱].

با در نظر داشتن مراحل و روند ذکر شده برای پیاده‌سازی الگوریتم‌های یادگیری ماشین، در این مطالعه برای استخراج رابطه روگذری موج و ارائه مدلی برای کنترل روگذری، از داده‌های مستخرج از شبیه‌سازی عددی و روش رگرسیون غیرخطی استفاده می‌شود. ابتدا مدل مناسب بر اساس پیچیدگی داده‌ها و ماهیت غیرخطی پدیده روگذری انتخاب می‌شود. سپس، پارامترهای مدل با الگوریتم‌های بهینه‌سازی تنظیم می‌گردد تا رابطه دقیقی برای پیش‌بینی و کنترل روگذری ارائه شود. در نهایت، مدل پیشنهادی با داده‌های مستخرج از شبیه‌سازی عددی و آزمایشگاهی ارزیابی می‌گردد و دقت آن در تخمین روگذری موج بررسی می‌شود.

لذا بر مبنای ۱۰۸ خروجی حاصل از مدل‌سازی عددی صورت گرفته در نرم‌افزار Flow-3D، با در نظر گرفتن فرمی کلی برای رابطه روگذری بر مبنای کارهای پیشین، به گونه‌ای که پارامتر تخلخل را نیز در برگیرد و انجام آنالیز رگرسیون غیرخطی، ضرایب

¹ Reinforcement Learning

² Regression

³ Decision Trees

⁴ Support Vector Machines

⁵ Artificial Neural Networks (ANN)

خود، رابطه (۶) را برای برآورد دبی روگذری موج شکن توده سنگی پیشنهاد کردند.

$$Q = Q^* \sqrt{g \cdot H_s^3} \quad (6)$$

$$Q^* = \exp[(-17.505 - 4.20 \ln(s_p) + (1.869 + 1.198 \ln(s_p))(\frac{a^{0.3}(2R_c + 0.35b)}{H_s})]$$

دیگر مانند روابط جنسن و فن در میر (۱۹۹۴) و اوون (۱۹۸۰)، در مورد موج شکن توده سنگی، پارامترهای بیشتری را در نظر گیرد. حال با توجه به این رابطه، فرم کلی رابطه (۷)، برای رابطه جدید با افزودن پارامتر تخلخل به رابطه بالا و اندکی اصلاحات، در نظر گرفته می شود تا اثرات پارامترهای تخلخل، شیب لایه آرمور، ضریب جنس لایه آرمور، ارتفاع و پریود موج دیده شود:

$$\frac{Q}{gH_s T} = \ln(\frac{2\pi C_1 H_s}{gT^2}) \exp(C_2 (\frac{aC_3 R_c}{H_s \gamma_r})^{C_4}) \ln(\frac{C_5}{P}) \quad (7)$$

$C_1 = 6.515$
 $C_2 = -6.906$
 $C_3 = 416.475$
 $C_4 = 0.082$
 $C_5 = 0.692$

در نتیجه رابطه نهایی به صورت رابطه (۸) خواهد بود:

$$\frac{Q}{gH_s T} = \ln(6.515 \frac{2\pi H_s}{gT^2}) \exp(-6.906(416.475 \frac{aR_c}{H_s \gamma_r})^{0.082}) \ln(\frac{0.692}{P}) \quad (8)$$

Q^* : پارامتر بی بعد دبی روگذری

۵- صحت سنجی رابطه

$Q^* = A \cdot \exp(-B \cdot R^*/r)$ (۱۰)
 A و B: مقادیر ثابتی هستند که به هندسه پروفیل، از قبیل شیب رو به دریای آرمور و ارتفاع و عرض سکو بستگی دارند.
 R^* : پارامتر بی بعد فاصله آزاد نسبی:

$$R^* = \frac{R_c}{T_m \sqrt{H_s \cdot g}} \quad (11)$$

R_c : فاصله آزاد "فاصله قائم بین سطح آزاد آب و سطح تاج موج شکن (m)

T_m : پریود متوسط موج قطار موج ورودی (s)

H_s : ارتفاع موج مؤثر قطار موج ورودی (m)

g : شتاب جاذبه (m/s^2)

r : ضریب کاهش بالاروی یا نماینده زبری لایه آرمور

این رابطه دربرگیرنده اثر شیبهای متفاوت رو به دریای آرمور به کمک ضرایب A و B است. ضریب کاهش بالاروی، معیاری از سطح بالاروی نسبت به شیب هموار نفوذناپذیر است.

مجهول استخراج شده است. رابطه ای که به عنوان مبنای رابطه جدید ارائه شده در نظر گرفته شد، رابطه هبگارد و همکاران (۱۹۹۸) است. هبگارد و همکاران (۱۹۹۸) در نتیجه مطالعات

در این رابطه، a، شیب لایه آرمور و b، عرض تاج (بر حسب متر)، R_c هواخور نسبی و S_p تیزی موج است.

از جمله دلایلی که باعث شد این رابطه به عنوان مبنای رابطه جدید قرار گیرد این است که اولاً این رابطه اختصاصاً برای موج شکن توده سنگی ارائه شده است و ثانیاً این که اثر هندسه پروفیل نیز لحاظ شده است که موجب می شود نسبت به روابط کلی

که در این رابطه، a شیب لایه آرمور، T دوره تناوب، H_s ارتفاع مؤثر موج، P تخلخل و γ_r ضریب کاهش زبری بستر و C_1, C_2, C_3, C_4 و C_5 ضرایب ثابت می باشند.

در ادامه، با انجام تحلیل رگرسیون غیرخطی و برازش رابطه پیشنهادی روی ۱۰۸ داده خروجی از نرم افزار Flow-3D ضرایب مجهول به صورت زیر به دست می آید:

ارزیابی رابطه نهایی ارائه شده در سه مرحله صورت پذیرفت: ابتدا سه داده آزمایشگاهی موجود در نظر گرفته شد و خروجی روابط جنسن و فن در میر (۱۹۹۴) و اوون (۱۹۸۰)، با نتایج رابطه جدید مقایسه و در نموداری ارائه شد. سپس با در نظر گرفتن ۸ حالت متفاوت که دربرگیرنده دامنه مناسبی از تغییرات شرایط موجود باشد، داده های این سه رابطه قیاس و در نموداری ارائه و بررسی شد. در مرحله آخر، از نظر آماری نتایج شاخص های R^2 ، RMSE و d این روابط با یکدیگر مقایسه و در جدولی ارائه شد تا بررسی کاملی پیرامون صحت رابطه ارائه شده، انجام گرفته باشد. پیش از توضیح روند صحت سنجی های انجام شده، دو رابطه مبنای مقایسه تشریح می شوند. اوون (۱۹۸۰) رابطه (۹) را برای محاسبه دبی روگذری (بر حسب $m^3/m \cdot s$) ارائه کرد:

$$Q = Q^* \cdot (g \cdot T_m \cdot H_s) \quad (9)$$

که در این رابطه،

فن در میر و جنسن (۱۹۹۴) نیز رابطه (۱۲) را برای محاسبه روگذری پیشنهاد داده‌اند:

$$\begin{aligned} \xi_{op} < 2: \quad \frac{q}{\sqrt{gH_s^3}} \sqrt{\tan \alpha} &= 0.06 \exp \left(-5.2 \frac{R_c}{H_s} \sqrt{\frac{s_{op}}{\tan \alpha}} \frac{1}{\gamma_r \gamma_b \gamma_h \gamma_\beta} \right) \\ \xi_{op} > 2: \quad \frac{q}{\sqrt{gH_s^3}} &= 0.2 \exp \left(-2.6 \frac{R_c}{H_s} \frac{1}{\gamma_r \gamma_b \gamma_h \gamma_\beta} \right) \end{aligned} \quad (12)$$

در گام نخست، نتایج دو رابطه مذکور و رابطه جدید ارائه شده با سه داده حاصل از مدل‌سازی آزمایشگاهی انجام شده در دانشگاه تربیت مدرس، مقایسه شدند. در سه مدل‌سازی آزمایشگاهی تخلخل ۰/۴۵، شیب سازه ۳:۴، ارتفاع آزاد ۷ سانتی‌متر و تغییرات ارتفاع و موج و پرید به صورت جدول ۴ است. نتایج حاصل از روابط اوون، فن در میر - جنسن، رابطه جدید و نتایج آزمایشگاهی، در جدول ۴ ارائه شده است.

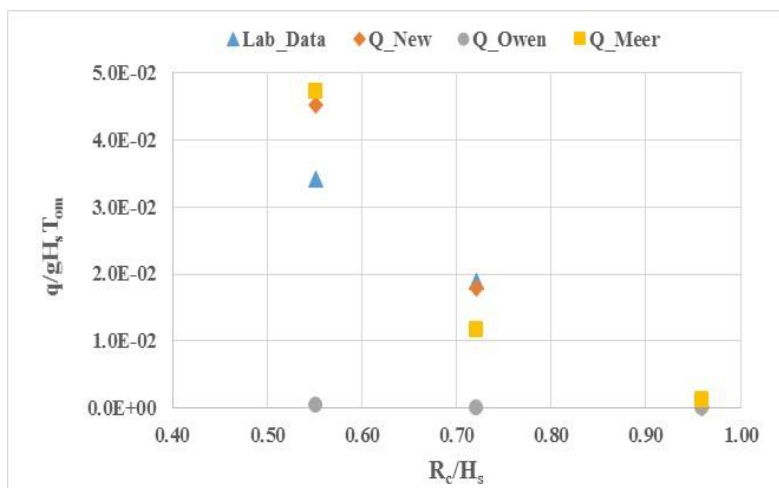
که در این رابطه، $\xi_{op} = \frac{\tan \alpha}{\sqrt{s_{op}}}$ پارامتر تشابه سطحی یا surf similarity، ضریب کاهشی اثر زبری بستر، γ_b ضریب کاهشی اثر وجود سکو، γ_h ضریب کاهشی اثر آب کم عمق و γ_β ضریب اثر زاویه موج برخوردی است. برای مقادیری از ضرایب دو رابطه بالا که صراحتاً توسط این محققین پیشنهاد نشده‌اند، از درون‌یابی خطی برای برآورد استفاده شده است.

۱-۵- صحت سنجی بر اساس نتایج آزمایشگاهی

جدول ۴- مقایسه نتایج رابطه جدید، رابطه اوون و رابطه وندرمیر با نتایج تجربی

Test Num.	Parameters						Overtopping (liter/s/m)			
	P	R _c (cm)	Slope	H _s	T _p	T _{om}	New Formula	Owen	Van der Meer	Laboratory Data
1	0.45	7	3-4	7.3	1.32	1.2	8.6E-03	7E-05	0.107	0.1
2	0.45	7	3-4	9.7	1.48	1.3	2.28	4.3E-03	1.5	2.41
3	0.45	7	3-4	12.7	1.58	1.4	8.09	6.1E-02	8.46	6.13

بمنظور از بین بردن اثر مقیاس، بررسی و مقایسه نتایج در حالت‌های مختلف به کمک پارامترهای بدون بعد انجام می‌گیرد. لذا در شکل ۹، نتایج جدول ۴، در قالب نمودار و به کمک اعداد بدون بعد نشان داده است [۲۲].



شکل ۹- مقایسه نتایج رابطه جدید، رابطه اوون و رابطه فن در میر با نتایج آزمایشگاهی

می‌باشد. بررسی نتایج در شکل ۱۰ نشان می‌دهد که رابطه جدید که بر مبنای مدل‌سازی عددی ارائه گردیده است بیشترین نزدیکی را با نتایج آزمایشگاه داشته است.

همانطور که نتایج ارائه شده در جدول ۴ و نیز نمایش گرافیکی آن - ها نشان می‌دهد رابطه اوون اختلاف زیادی با مقادیر آزمایشگاهی دارد. با در نظر داشتن پارامترهای رابطه اوون مشخص است که این رابطه اثر برخی از پارامترها از جمله تخلخل، را در نظر نگرفته است لذا مقادیر روگذری حاصل از این رابطه کمتر از نتایج آزمایشگاه

۵-۲- صحت سنجی با در نظر گرفتن ۸ حالت جدید شرایط اولیه

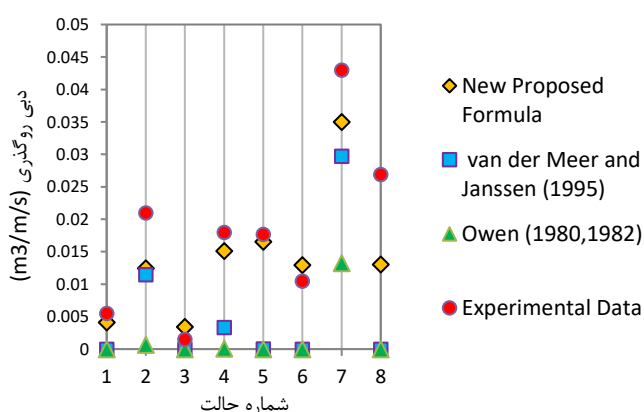
در گام بعد، ۸ حالت متفاوت از شرایط اولیه به گونه‌ای که پوشش خوبی روی انواع شرایط ممکن داشته باشند، انتخاب گردید و

مدل‌سازی مجدد در نرم‌افزار Flow-3D انجام گرفت. جدول ۵، نتایج حاصل از این سه رابطه و خروجی‌های نرم‌افزار را نشان می‌دهد.

جدول ۵- مقایسه نتایج رابطه جدید، رابطه اوون و رابطه فن در میر با نتایج مدل‌سازی عددی

Test Num.	Parameters						Overtopping (liter/s/m)			
	P	R _c (cm)	Slope	H _s	T _p	T _{om}	New Formula	Owen	Van der Meer	Numerical Simulation
1	0.1	10	1-1.5	6.5	1.32	1.2	5.6	4.1E-16	8.6E-5	5.5
2	0.1	3	1-1.5	6.5	1.32	1.2	16.6	0.68	11.5	21
3	0.2	8	1-1.5	6.5	1.32	1.2	3.5	4.8E-6	2.5E-3	1.5
4	0.2	6	1-1.5	11	1.48	1.3	25.4	9.2E-2	3.3	18
5	0.3	6	1-2.5	11	1.48	1.3	26.1	4.3E-3	2.5E-2	17.7
6	0.3	8	1-2.5	11	1.48	1.3	20.90	5.4E-5	5.3E-4	10.5
7	0.4	3	1-2.5	14	1.58	1.4	52.5	13.2	29.7	43
8	0.4	10	1-2.5	14	1.58	1.4	21.8	3.8E-5	4.1E-4	26.9

فن در میر و جنسن (۱۹۹۴) به نسبت فاصله بیشتری با نتایج نرم‌افزار دارند.



شکل ۱۰- مقایسه نتایج رابطه جدید، رابطه اوون و رابطه فن در میر با نتایج مدل‌سازی عددی

۵-۳- صحت سنجی به کمک شاخص‌های آماری

برای آن که مقایسه آماری نیز بین نتایج این روابط صورت گرفته باشد، در گام آخر، سه شاخص آماری ضریب همبستگی (R^2) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و اندیس توافق (d) با روابط (۱۳)، (۱۴) و (۱۵) در نظر گرفته شدند. هر چه مقدار شاخص RMSE به صفر و R^2 و d به یک نزدیک‌تر باشند که نتایج تخمین مذکور همبستگی بیشتری با نتایج مشاهده شده دارد. در این بخش، نتایج ۱۰۸ مدل‌سازی انجام شده به عنوان دبی زده شده (Q_{est}) و نتایج هر یک از آن سه رابطه به عنوان دبی محاسباتی (Q_{calc}) در روابط دخیل شده است، همچنین $\overline{Q_{est}}$ میانگین مقادیر محاسباتی و Π تعداد کل داده‌ها است. [۲۳].

اختلاف نتایج هر یک از روابط با نتایج روگذری حاصل از مدل‌سازی عددی در جدول ۶ نشان داده شده است. با توجه به اینکه رابطه جدید به کمک رگرسیون غیرخطی روی داده‌های حاصل از مدل‌سازی عددی مستخرج شده است لذا کمترین اختلاف را با نتایج حاصل از مدل عددی داشته است و رابطه ون در میر نیز از نزدیکی نسبتاً خوبی با داده‌های حاصل از مدل‌سازی عددی برخوردار است ولی نتایج حاصل از رابطه اوون با سایر نتایج فاصله قابل توجهی دارد.

جدول ۶- تفاوت نتایج دبی روگذری (مترمکعب بر متر بر ثانیه) رابطه جدید، رابطه اوون و رابطه فن در میر - جنسن با نتایج مدل‌سازی عددی

Test Number	Difference between numerical simulation overtopping results and		
	New Formula	Owen	Van der Meer
1	0.122	5.5	5.5
2	4.44	20.3	9.52
3	1.98	1.5	1.5
4	7.42	17.9	14.7
5	8.38	17.7	17.7
6	10.4	10.5	10.5
7	9.48	29.7	13.3
8	5.1	26.9	26.9

بمنظور نمایش گرافیکی جدول ۵ و جدول ۶، نتایج در قالب نمودار در شکل ۱۰ نشان داده است. همان گونه که مشاهده می‌شود نتایج رابطه جدید با داده‌های خروجی از نرم‌افزار برای این ۸ حالت، همبستگی بیشتری دارد، در حالی که نتایج اوون (۱۹۸۰) و

$$R^2 = \left[\frac{n \cdot \sum_1^n q_{calc} \cdot q_{est} - \left(\sum_1^n q_{calc} \right) \cdot \left(\sum_1^n q_{est} \right)}{\sqrt{\left(n \cdot \sum_1^n (q_{calc})^2 - \left(\sum_1^n q_{calc} \right)^2 \right) \left(n \cdot \sum_1^n q_{est}^2 - \left(\sum_1^n q_{est} \right)^2 \right)}} \right]^2 \quad (13)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\log(q_{est}) - \log(q_{calc}))^2} \quad (14)$$

$$d = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (q_{calc,i} - q_{est,i})^2}{\sum_{i=1}^n (|q_{calc,i} - \bar{q}_{est}| + |q_{est,i} - \bar{q}_{est}|)^2} \quad (15)$$

۳- با توجه به اینکه زمان شبیه‌سازی به‌طور قابل‌توجهی طولانی است، شبیه‌سازی‌ها تنها برای ۱۰۸ حالت مختلف انجام شده و رابطه جدید بر اساس این داده‌ها استخراج گردیده است. در صورتی که تعداد شبیه‌سازی‌ها افزایش یابد، دقت نتایج به‌طور قابل‌ملاحظه‌ای بهبود خواهد یافت و رابطه به‌دست‌آمده قابل‌اعتمادتر خواهد بود. لذا یکی از محدودیت‌های اصلی این تحقیق، تعداد شبیه‌سازی‌ها و زمان بالای حل آن‌ها است. این نکات به‌طور واضح محدودیت‌های موجود در فرآیند شبیه‌سازی را بیان می‌کند و زمینه‌ای برای گسترش تحقیقات آینده فراهم می‌آورد تا با افزایش تعداد شبیه‌سازی‌ها، دقت نتایج بهبود یابد.

با در نظر داشتن محدودیت‌های مذکور، بمنظور صحت سنجی رابطه بدست آمده، نتایج حاصل از رابطه جدید، رابطه اون و رابطه ون در مییر با نتایج آزمایشگاهی مقایسه شد که نتایج رابطه جدید با داده‌های آزمایشگاهی همبستگی بیشتری داشت. در گام بعد برای ۸ حالت متفاوت از شرایط اولیه، مدل‌سازی انجام شد که نتایج رابطه جدید با داده‌های خروجی از نرم‌افزار برای این ۸ حالت، همبستگی بیشتری دارد، در حالی که نتایج اوون و فن در مییر به نسبت فاصله بیشتری با نتایج نرم‌افزار دارند. در آخر سه شاخص آماری جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)، ضریب همبستگی (R^2) و اندیس توافق (d) برای رابطه جدید با روابط اوون و ون در مییر مقایسه شد که با توجه به ماهیت ذکر شده برای این شاخص‌های آماری، رابطه جدید ارائه شده از همبستگی بیشتری با داده‌های خروجی از نرم‌افزار برخوردار است.

با در نظر داشتن اینکه اکثر روابط استخراج شده در محاسبه روگذری به کمک مطالعات آزمایشگاهی بوده است این تحقیق نشان داد که بعد از اطمینان از صحت نتایج مدل‌سازی می‌توان از این ابزار در کنار روش‌های مبتنی بر machine learning به ارائه روابط محاسبه روگذری با دقت مناسب پرداخت بطوریکه با مشکلات هزینه بر و زمان‌بر بودن مطالعات آزمایشگاهی مواجه نبود. مطالعه تحقیقات انجام شده نشان می‌دهد، روابط کمی وجود دارد که تمامی پارامترهای موثر بر روگذری را در نظر گرفته باشد و همچنین اکثر روابط ارائه شده بر مبنای مطالعات آزمایشگاهی می-

در جدول ۷ نتایج شاخص‌های آماری برای هر یک از سه رابطه ذکر شده، ارائه گردیده است:

جدول ۷- مقایسه شاخص‌های آماری برای روابط جدید، اوون و فن در

Statistical Index	New Formula	Owen	Van der Meer
RMSE	0.65	10.65	3.73
R^2	0.80	0.12	0.04
d	0.89	0.12	0.08

نتایج جدول ۷ نشان می‌دهد که با توجه به ماهیت ذکر شده برای این شاخص‌های آماری، رابطه جدید ارائه شده به این دلیل که مقادیر شاخص‌های آن به یک نزدیک‌تر می‌باشند، از همبستگی بیشتری با داده‌های خروجی از نرم‌افزار برخوردار است.

۶- نتیجه‌گیری

در این مطالعه به کمک مدل‌سازی عددی و یادگیری ماشین و استفاده از روش‌های نظارت شده شامل رگرسیون و با مبنا قرار دادن فرم کلی رابطه روگذری هبسگارد و همکاران، یک رابطه برای محاسبه روگذری با در نظر گرفتن اثر تخلخل برای موج‌شکن توده سنگی با آرمور بتنی Xbloc ارائه گردید.

در انجام این تحقیق، محدودیت‌هایی وجود داشته که به شرح زیر است:

۱- به دلیل عدم وجود خاصیت micro collision در نرم‌افزار

مورد استفاده، امکان شبیه‌سازی جابجایی قطعات آرمور وجود نداشته است. از این رو، آرمور به‌صورت فیکس در نظر گرفته شده است.

۲- انجام شبیه‌سازی برای مدت زمان بیشتر می‌تواند دقت نتایج را

افزایش داده و تعداد رخدادها را بهبود بخشد. با این حال، شبیه‌سازی‌های طولانی‌تر منجر به افزایش قابل‌توجه زمان حل می‌شوند، که باعث محدودیت در انتخاب زمان شبیه‌سازی می‌گردد. بنابراین، مدت زمان شبیه‌سازی با دقت و حساسیت بالا انتخاب شده است.

12003.

- 12- Van der Meer, Jentsje W, van Gent, M. R. A., Pozueta, B., Verhaeghe, H., Steendam, G.-J., & Medina, J. R. (2005). Applications of a neural network to predict wave overtopping at coastal structures. *International Conference on Coastlines, Structures and Breakwaters 2005*, 259–268.
- 13- Jafari, E., & Etemad-Shahidi, A. (2012). Derivation of a new model for prediction of wave overtopping at rubble mound structures. *Journal of Waterway, Port, Coastal, and Ocean Engineering*, 138(1), 42–52.
- 14- den Bieman, J. P., van Gent, M. R. A., & van den Boogaard, H. F. P. (2021). Wave overtopping predictions using an advanced machine learning technique. *Coastal Engineering*, 166, 103830.
- 15- Hosseinzadeh, S., Etemad-Shahidi, A., & Koosheh, A. (2021). Prediction of mean wave overtopping at simple sloped breakwaters using kernel-based methods. *Journal of Hydroinformatics*, 23(5), 1030–1049.
- 16- Hogeveen, K.P.J., 2021. Climate Adaption of Rubble Mound Breakwaters.
- 17- Mousavi, S.A., Motalbi Zade, M.R., Shafeei Far, M. and Haj Momeni, A., (2014), Comparing The Performance Of Hydrodynamic And Structural Of Dezhpod Iranian Armour With X-Block Armour, ICOPMAS. (In Persian).
- 18- Ghasemi, A., Shafei Far, M., Panahi, R., (2016), “Numerical simulation of wave overtopping from armour breakwater by considering porous effect”, *International Journal of Maritime Technology*, vol.11, no.22, pp.51-60. (In Persian)
- 19- J. H. Ferziger and M. Peric, (2012), *Computational methods for fluid dynamics*. Springer Science & Business Media.
- 20- Mahesh, B., 2020. Machine learning algorithms-a review. *International Journal of Science and Research (IJSR)*. [Internet], 9(1), pp.381-386.
- 21- Bishop, C.M. and Nasrabadi, N.M., 2006. *Pattern recognition and machine learning* (Vol. 4, No. 4, p. 738). New York: springer.
- 22- Van der Meer, J.W., Allsop, N.W.H., Bruce, T., De Rouck, J., Kortenhaus, A., Pullen, T., Schüttrumpf, H., Troch, P. and Zanuttigh, B., 2016. *EurOtop-Manual on wave overtopping of sea defences and related structures. An overtopping manual largely based on European research, but for worldwide application*.

باشد. تجهیز آزمایشگاه و انجام مدل سازی برای شرایط مختلف موج و سازه زمانبر و هزینه بر می باشد لذا در این تحقیق به کمک ابزار مدل سازی عددی و روش های مرسوم در machine learning، به ارائه رابطه برای محاسبه روگذری از موج شکن ها توده سنگی با آرمور بتنی پرداخته می شود.

۶- مراجع

- 1- J. W. van der Meer, J. P. F. M. Janssen, (1994), *Hydraulics, Wave run-up and wave overtopping at dikes and revetments*. Delft Hydraulics.
- 2- M. W. Owen, (1983), “The hydraulic design of sea-wall profiles,” in *Shoreline Protection*, Thomas Telford Publishing, 1983, pp. 185–192.
- 3- T. S. Hedges, M. T. Reis, and M. W. OWEN, (1998), “RANDOM WAVE OVERTOPPING OF SIMPLE SEA WALLS: A NEW REGRESSION MODEL,” *Proc. ICE-Water Marit. Energy*, vol. 130, no. 1, pp. 1–10.
- 4- Y. Goda, (2010), *Random seas and design of maritime structures*, World Scientific.
- 5- P. Besley, T. Stewart, and N. W. H. Allsop, (1998), *Overtopping of vertical structures: new prediction methods to account for shallow water conditions*, *Proc. Coastlines, Struct. Break*. London, UK, pp. 46–57.
- 6- K. Hu, C. G. Mingham, and D. M. Causon, (2000), *Numerical simulation of wave overtopping of coastal structures using the non-linear shallow water equations*, *Coast. Eng.*, vol. 41, no. 4, pp. 433–465.
- 7- Hebsgaard, M., Sloth, P. and Juhl, J., 1999. *Wave overtopping of rubble mound breakwaters*. In *Coastal Engineering 1998* (pp. 2235-2248).
- 8- Van der Meer, J.W., Bernardini, P., Snijders, W. and Regeling, E., 2007. *The wave overtopping simulator*. In *Coastal Engineering 2006: (In 5 Volumes)* (pp. 4654-4666).
- 9- Breiman, L., Friedman, J., Olshen, R., & Stone, C. (1984). *Cart. Classification and Regression Trees*.
- 10- Gallach-Sánchez, D., Troch, P., & Kortenhaus, A. (2021). A new average wave overtopping prediction formula with improved accuracy for smooth steep low-crested structures. *Coastal Engineering*, 163, 103800.
- 11- Habib, M. A., O’Sullivan, J. J., & Salauddin, M. (2022). Prediction of Wave Overtopping Characteristics at Coastal Flood Defences Using Machine Learning Algorithms: A Systematic Review. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 1072(1),

- 23- Berendsen, H.J., 2011. A student's guide to data and error analysis. Cambridge University Press.