J. of Marine Eng. Vol. 21, Iss. 45, 2025. (29-41)

Journal of Marine Engineering

Journal homepage: marine-eng.ir

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

Ali Ghasemi[1*], Soheil Radfar [2]

[1]*Senior Engineer, Independent researcher*, Ghasemi.ali89@gmail.com.
[2]*Postdoctoral Fellow, The University of Alabama*, radfar.soheil@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.

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-01-29]

[DOI: 10.61186/marineeng.21.45.29]

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/]

نشریه مهندسی دریا، جلد ۲۱، شماره ۴۵، ۱۴۰۴، (۴۱-۲۹)

نشریه مهندسی دریا

صفحه اصلی نشریه: marine-eng.ir

مدل‌سازی اثر تخلخل لایه‌های موج‌شکن 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

اطلاعات مقاله

تاریخچه 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:

موج‌شکن توده سنگی

یادگیری ماشین

روگذری موج

Xbloc

رگرسیون غیرخطی

تخلخل

چکیده

تخمین صحیح و قابل اطمینان میزان روگذری موج در سازه‌های ساحلی امری مهم در طراحی و ارزیابی ایمنی این سازه‌ها است. در این پژوهش، با استفاده از مدل‌سازی عددی و یادگیری ماشین، رابطه‌ای جدید برای محاسبه روگذری موج در موج‌شکن توده‌سنگی با آرمور بتنی Xbloc ارائه شده است. روش مورد استفاده بر مبنای یادگیری نظارت‌شده و رگرسیون غیرخطی بوده و فرم کلی رابطه پیشنهادی از مدل هیبسگارد و همکاران تبعیت کرده است. برای اعتبارسنجی مدل، نتایج حاصل از رابطه جدید با داده‌های 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 داده‌های آزمایشگاهی دارد. مدل‌سازی عددی برای ۸ شرایط مختلف نیز انجام شد که در تمامی موارد، رابطه پیشنهادی تطابق بیشتری با خروجی‌های عددی نسبت به روابط تجربی پیشین داشت. این نتایج نشان می‌دهد که استفاده از مدل‌سازی عددی و یادگیری ماشین، می‌تواند جایگزینی دقیق و مقرون‌به‌صرفه برای آزمایش‌های فیزیکی پرهزینه در استخراج روابط روگذری موج باشد. در این پژوهش، اثر تخلخل موج‌شکن که در مطالعات گذشته کمتر مورد توجه قرار گرفته است، به‌طور ویژه بررسی شده و در رابطه پیشنهادی لحاظ گردیده است. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که روش پیشنهادی می‌تواند به‌عنوان ابزاری کارآمد برای ارائه روابط دقیق‌تر در تخمین روگذری موج، بدون نیاز به آزمایشات فیزیکی گسترده، مورد استفاده قرار گیرد.

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

ISSN: 2645-8136

حق نشر: © ۲۰۲۵ توسط نویسندگان. این اثر برای انتشار با دسترسی آزاد، تحت شرایط و ضوابط مجوز (CC BY) ارسال شده است.

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-01-29]

[DOI: 10.61186/marineeng.21.45.29]

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 غیرقابل‌اجتناب 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 توده سنگی 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)، هدجس 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 دبی‌های 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 تایید قرار گرفته است[۶]. هبسگارد و همکاران (۱۹۹۹) نیز رابطه ای برای برآورد دبی روگذری از موج‌شکن توده سنگی ارائه نمود که در آن اثرات هندسه موج شکن، شامل عرض تاج و شیب لایه آرمور در نظر گرفته شدند[۷].

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

$$\frac{q}{\sqrt{gH_{m0}^3}} = a\ \exp\left[-\frac{b}{\gamma}\left(\frac{R_c}{H_{m0}}\right)^c\right] \qquad (۱)$$

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، GBDT[1]، SVM[2] و ANN[3] پرکاربردترین روش‌ها برای محاسبه روگذری می‌باشند. در ادامه برخی از این مطالعات بررسی می‌گردد[۱۱].

ون‌در 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 تاثیر گذار پیش‌بینی کند[۱۲].

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

بیمن و همکاران (۲۰۲۱)، با استفاده از تکنیک نوآورانه XGBoost که از مدل GBDT می‌باشد به ارائه رابطه پیش بینی 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].

---

[1] Gradient Boosted Decision Tree
[2] Support Vector Machine
[3] Artificial Neural Network

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-01-29]
[DOI: 10.61186/marineeng.21.45.29]

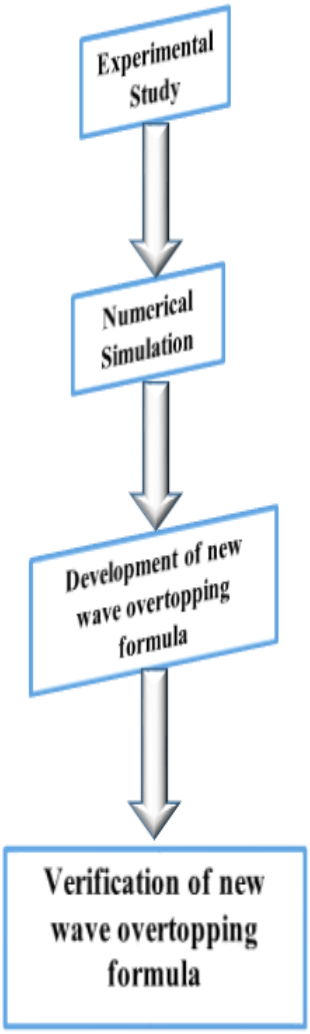
حسین زاده و همکاران (۲۰۲۱)، بـه بررسـی قابلیـت دو روش Kernel-GPR based و SVR در پیش‌بینی نـرخ روگـذری پرداختنـد و نشـان دادند که نتایج حاصل از ایـن دو روش نسـبت بـه روش ANN و روابـط تجربی سنتی، از دقت بالاتری برخوردار است[۱۵].

هـوگـویـن(2021)، بـه کمـک مـدل‌سـازی عـددی و اسـتفاده از machine learning و در نظر داشتن مطالعات آزمایشگاهی انجـام شده توسط ون‌درمییر و همکاران(2007) ، مـولینز و مـدینا(2016) و بیمن و همکاران (2021) به ارائه یک رابطه برای محاسبه روگـذری پرداختند[۱۶].

مطالعه تحقیقات انجام شده نشان می‌دهد، روابط کمـی وجـود دارد که تمامی پارامترهای موثر بـر روگـذری را در نظـر گرفتـه باشـد و همچنین اکثر روابط ارائه شده بر مبنای مطالعات آزمایشگاهی می-باشد. تجهیز آزمایشگاه و انجام مدل‌سازی برای شرایط مختلف موج و سازه زمانبر و هزینه بر می‌باشد لذا در این تحقیق به کمـک ابـزار مدل‌سازی عددی و روش‌های مرسوم در یادگیری ماشـین، بـه ارائـه رابطه برای محاسبه روگذری از موج‌شکن‌ها توده سـنگی بـا آرمـور بتنـی پرداخته می‌شود. در این تحقیق ابتدا با مبنا قـرار دادن تعـداد محـدودی تست در آزمایشگاه از صحت نتایج مدل عددی اطمینان حاصل مـی‌شـود سپس برای ۱۰۸ حالت مختلف از شرایط تاثیر گذار در مقـدار روگـذری، مدل‌سازی عددی انجام می‌شود و در ادامه به کمک ابزار یادگیری ماشین و رگرسیون غیرخطی با در نظر گرفتن فرم کلی برای رابطه روگـذری کـه در برگیرنده تمامی پارامترهای مورد نظر باشد، بـه ارائـه رابطـه روگـذری برای موج‌شکن توده سنگی با آرمور بتنی پرداخته می‌شود. در ادامه رابطه به دست آمده در سه مرحلـه صـحت سـنجی شـد: ابتـدا سـه داده آزمایشگاهی موجود در نظر گرفته شد و خروجی روابط ون‌درمییر و جنسن (1994) و اوون (1980) ، با نتایج رابطه جدید قیاس شـده و در نموداری ارائه شـده اسـت. سـپس بـا در نظـر گـرفتن ۸ حالـت متفاوت که دربرگیرنده دامنه مناسـبی از تغییـرات شـرایط موجـود باشد، داده های این سه رابطه مقایسه و بررسی شد. در مرحله آخر، از نظر آمـاری نتـایج شـاخص‌هـای RMSE، R^2 و d ایـن روابـط بـا یکدیگر قیاس شده تا بررسی کـاملی پیرامـون صـحت رابطـه ارائـه شده، انجام گرفته باشد.

۲- رویکرد انجام مطالعه

در این مطالعه با تکیه بر مدل‌سازی آزمایشگاهی، مطالعـه عـددی و استفاده از روش‌های آماری به استخراج رابطـه نیمـه تجربـی بـرای روگذری موج از موج‌شکن‌های توده سنگی با آرمور بتنـی پرداختـه می‌شود. در شکل ۱ روش انجام مطالعه به صـورت گرافیکـی نشـان داده شده است.



شکل ۱- رویکرد انجام تحقیق

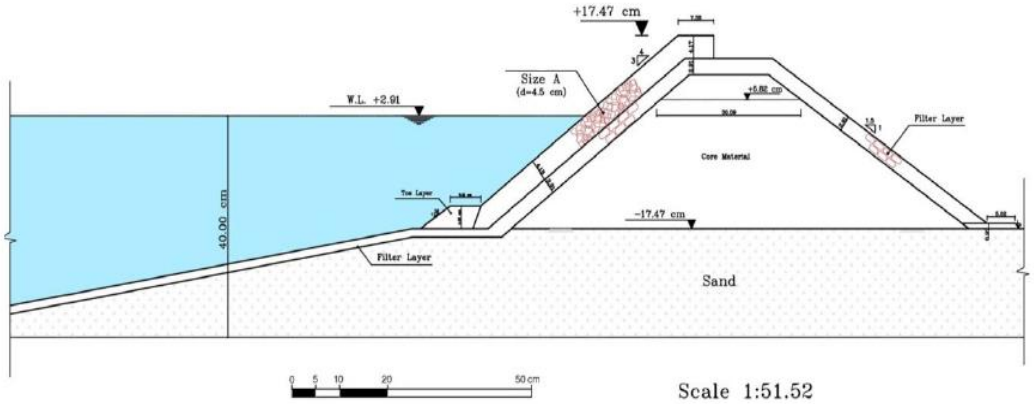
۳- مدل‌سازی عددی

۳-۱- معرفی مدل آزمایشگاهی

مدل‌سازی آزمایشگاهی با مبنا قرار دادن مـوج‌شـکن طـرح توسـعه بندر انزلی (شکل ۲) در فلوم موج‌ساز دانشگاه تربیت مـدرس انجـام شـد.

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-01-29]

[DOI: 10.61186/marineeng.21.45.29]



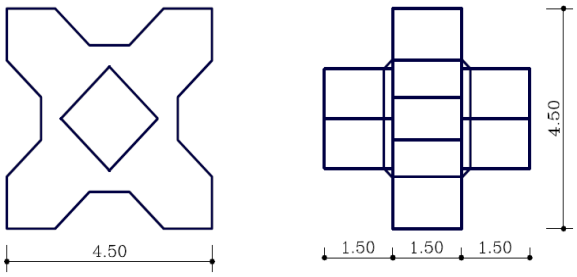
شکل ۲- هندسه موج‌شکن مورد آزمایش در آزمایشگاه بر اساس موج‌شکن طرح توسعه بندر انزلی[۱۷]

در ابتدا، هندسه موج‌شکن بر اساس کار آزمایشگاهی انجام شده در دانشگاه تربیت مدرس، مطابق اطلاعات جدول ۱ طراحی می‌شود[۷].

جدول ۱- ابعاد قسمت‌های مختلف موج‌شکن مورد مطالعه [۷]

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

قطعات آرمور مورد استفاده در این مدل‌سازی، 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]

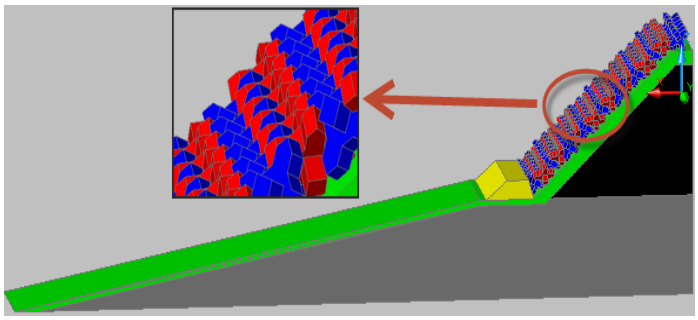
فلوم استفاده شده در آزمایشگاه دارای ۱۶ متر طول، ۱ متر عرض و ۱ متر ارتفاع می‌باشد. دیواره‌ها و کف فلوم از جنس شیشه نشکن بوده و سیستم موج ساز آن پیستونی می‌باشد..

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

۳-۲ ساخت مدل عددی

در این مقاله با استفاده از نرم‌افزار FLOW-3D که نرم‌افزاری چندجانبه و سازگار با شرایط پیچیده جریان در مدل‌سازی به‌صورت دو و سه بعدی است، به مدل‌سازی روگذری موج برای شرایط مختلف سازه‌ای و دریایی پرداخته شده است.

با آگاهی از مشخصات هندسه مدل آزمایشگاهی، این هندسه و چیدمان در نرم‌افزار اتوکد به‌صورت شکل ۴ ساخته شده است.



شکل ۴ - هندسه و چیدمان موج‌شکن مدل‌سازی شده

پس از ساخت هندسه موج‌شکن در نرم‌افزار اتوکد، این هندسه با پسوند STL ذخیره و به نرم‌افزار FLOW-3D معرفی می‌شود. بعد از انتقال هندسه موج‌شکن به نرم‌افزار، ابعاد دامنه محاسباتی و شرایط مرزی مشخص می‌شود. طول دامنه محاسباتی ۱۰ متر، عرض آن ۳۵ سانتی‌متر و ارتفاع دامنه محاسباتی ۶۵ سانتی‌متر 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 سه‌بعدی بر روی موج‌شکن نیست. هر چند، کلیه مدل‌سازی‌ها به صورت سه‌بعدی انجام می‌شود. این ابعاد، پس از انجام مطالعات دقیق و به خصوص با توجه به پیچیدگی‌های نرم‌افزار در اعمال شرط مرزی خروج به دست آمد. به‌منظور بهینه‌سازی تعداد سلول‌های محاسباتی از چهار بلوک شبکه‌بندی برای این ۱۰ متر دامنه محاسباتی استفاده گردیده است. تعداد سلول‌های محاسباتی در هر بلوک نیز، در ادامه ارائه گردیده است[۱۸].

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-01-29]
[DOI: 10.61186/marineeng.21.45.29]

از نکات اساسی که می‌بایست در شبیه‌سازی 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 شبکه‌بندی، 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 شده و در سایر مرزها، شرط مرزی تقارن است. با توجه به هدف مدل‌سازی 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

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 (f) مقدار S(f) که انرژی موج است، به دست می‌آید. در ادامه و به‌منظور معرفی موج نامنظم به نرم‌افزار مقادیر 2πf و S(f) به ترتیب در یک فایل اکسل با فرمت CSV ذخیره و در ورودی شرط مرزی موج در قسمت random به نرم‌افزار معرفی می‌شود[۸]. روابط استفاده شده برای ساخت طیف موج با استفاده از رابطه گدا بصورت رابطه (۲) تا رابطه (۵) می‌باشد.

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

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

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

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

تعیین بهترین شبکه‌بندی یکی از مهم‌ترین گام‌ها در کار عددی است، چرا که با شبکه‌بندی درشت، احتمال از دست دادن گرادیان‌های شدید زیاد شده و در مواردی، این موضوع به صحت پاسخ آسیب وارد می‌کند. در سوی دیگر این طیف، محدودیت توان محاسبات قرار دارد که تعداد سلول‌های محاسباتی را محدود می‌سازد. مصالحه مناسب میان این دو موضوع، در واقع یک هنر محسوب می‌شود [۱۸].

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

جدول ۲- ابعاد سلول‌های محاسباتی حاصل از حساسیت‌سنجی عددی[۱۸]

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

پس از مشخص شدن هندسه موج‌شکن و مشخصات عددی لازم برای انجام مدل‌سازی، برای تغییرات مؤلفه‌های سازه‌ای و دریایی مطابق جدول ۳ عمل شد.

جدول ۳- محدوده تغییرات پارامترهای سازه‌ای و دریایی

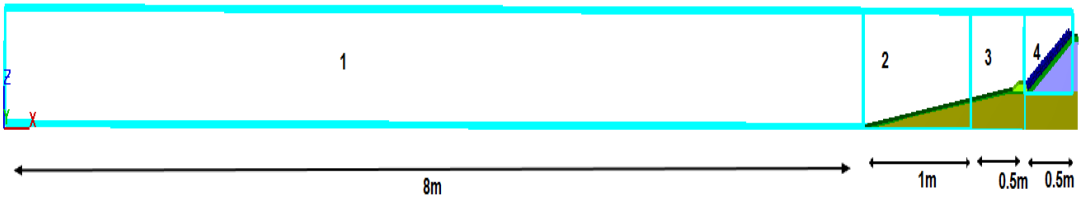
ارتفاع موج (cm)	۷/۳	۹/۷	۱۲/۷	
تخلخل	۰/۱۵	۰/۲۵	۰/۳۵	۰/۴۵
شیب سازه	۱-۱	۱-۱/۵	۲-۱	
فاصله تاج تا سطح آب (cm)	۵	۷	۹	

محدوده تغییرات پارامترهای جدول ۳ به نحوی انتخاب شده است که نماینده مناسبی برای همه تغییرات سازه‌ای 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

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-01-29]

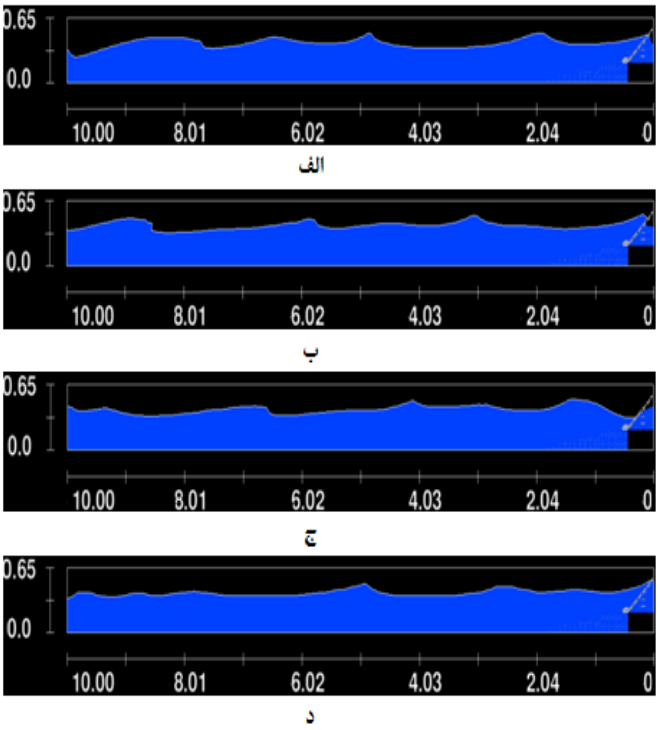
[DOI: 10.61186/marineeng.21.45.29]

دامنه استفاده شده در اجرای موج‌شکن‌های توده سنگی انتخاب شده است.



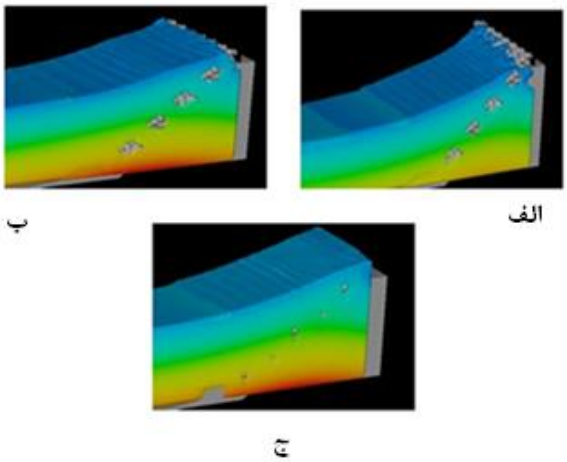
شکل ۶- تقسیم‌بندی دامنه محاسباتی به چهار بلوک جهت بهینه‌سازی شبکه‌بندی مورد استفاده

به‌منظور 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 ۱/۵-۱، ارتفاع آزاد ۷ سانتی‌متر و ارتفاع موج ۱۲/۷ سانتی‌متر سطح آزاد در زمان‌های مشخص به‌صورت شکل ۷ است.



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

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



شکل ۸- لحظه روگذری برای مقادیر مختلف ارتفاع موج الف: Hs=7.3 cm، ب: Hs=9.7 cm ، ج: Hs=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[1]: در این روش، مدل با استفاده از داده‌های ورودی و خروجی برچسب‌دار آموزش می‌بینند. هدف پیش‌بینی یا دسته‌بندی داده‌های جدید است. مثال‌ها شامل رگرسیون خطی و درخت تصمیم است.

۲. یادگیری بدون نظارت[2]: در این روش، مدل بدون برچسب‌های خروجی داده‌ها را تحلیل می‌کند تا الگوها یا ساختارهای پنهان را شناسایی کند.

[1] Supervised Learning
[2] Unsupervised Learning

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-01-29]
[DOI: 10.61186/marineeng.21.45.29]

۳. یادگیری تقویتی[1] : 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[2] : برای پیش‌بینی مقادیر عددی.

درخت تصمیم[3] : برای تصمیم‌گیری و دسته‌بندی.

ماشین بردار پشتیبان[4] : برای دسته‌بندی داده‌ها.

شبکه عصبی مصنوعی[5] : 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 به‌عنوان 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 به‌صورت مستقیم و خطی است، رگرسیون غیرخطی به‌طور خاص برای شبیه‌سازی الگوهای پیچیده‌تر طراحی شده است که به‌سادگی 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 به‌طور ساده و خطی قابل توصیف نیست. برای مثال، تغییرات قیمت یک دارایی مالی ممکن است نه تنها به‌طور خطی، بلکه به‌صورت نمایی یا حتی گوسی با ویژگی‌های مختلف وابسته باشد. رگرسیون غیرخطی به‌طور 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 شبیه سازی به کمک روش رگرسیون غیرخطی، مراحل زیر طی می‌گردد، مراحل ذکر شده الگوی انجام یادگیری ماشین در همه روش‌ها می‌باشد که در اینجا نیز پیاده سازی 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 بیش‌ازحد با داده‌های آموزشی) حیاتی است[۲۱].

با در نظر داشتن مراحل و روند ذکر شده برای پیاده سازی 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، به‌گونه‌ای 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)

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-01-29]
[DOI: 10.61186/marineeng.21.45.29]

مجهول استخراج شده است. رابطه‌ای که به عنوان مبنای رابطه جدید ارائه شده در نظر گرفته شد، رابطه هبسگارد و همکاران (۱۹۹۸) است. هبسگارد و همکاران (۱۹۹۸) در نتیجه مطالعات خود، رابطه (۶) را برای برآورد دبی روگذری موج‌شکن توده سنگی پیشنهاد کردند.

$$Q = Q^* \sqrt{g.H_s{}^3}$$
$$Q^* = exp[\,(-17.505 - 4.20\,ln(s_p) + (1.869 + 1.198\,ln(s_p))(\frac{a^{0.3}(2R_c + 0.35b)}{H_s})] \quad (۶)$$

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 موج‌شکن توده سنگی ارائه شده است و ثانیا این‌که اثر هندسه پروفیل نیز لحاظ شده است که موجب می‌شود نسبت به روابط کلی دیگر مانند روابط جنسن و فن در میر (۱۹۹۴) و اوون (۱۹۸۰)، در مورد موج‌شکن 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 می‌شود تا اثرات پارامترهای تخلخل، شیب لایه آرمور، ضریب جنس لایه آرمور، ارتفاع و پریود موج دیده شود:

$$\frac{Q}{gH_sT} = ln(\frac{2\pi C_1 H_s}{gT^2})\,exp(\,C_2(\frac{aC_3R_c}{H_s\gamma_r})^{C_4})\,ln(\frac{C_5}{P}) \quad (۷)$$

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

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 می‌باشند.

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

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

$$\frac{Q}{gH_sT} = ln(\,6.515\frac{2\pi H_s}{gT^2})\,exp(\,-6.906(416.475\frac{aR_c}{H_s\gamma_r})^{0.082})\,ln(\frac{0.692}{P}) \quad (۸)$$

۵- صحت سنجی رابطه

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، داده‌های این سه رابطه قیاس و در نموداری ارائه و بررسی شد. در مرحله آخر، از نظر آماری نتایج شاخص‌های RMSE، R^2 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 سنجی‌های انجام شده، دو رابطه مبنای مقایسه تشریح می‌شوند. اوون (۱۹۸۰) رابطه (۹) را برای محاسبه دبی روگذری (بر حسب $m^3/m/s$) ارائه کرد:

$$Q = Q^*.(g.T_m.H_s) \quad (۹)$$

که در این رابطه،

Q^*: پارامتر بی‌بعد دبی روگذری

$$Q^* = A.exp(-B.R^*/r) \quad (۱۰)$$

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 بی‌بعد فاصله آزاد نسبی:

$$R^* = \frac{R_c}{T_m\sqrt{H_s.g}} \quad (۱۱)$$

R_C: فاصله آزاد "فاصله قائم بین سطح آزاد آب و سطح تاج"موج‌شکن (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.

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-01-29]
[DOI: 10.61186/marineeng.21.45.29]

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

$$\xi_{op} < 2: \quad \frac{q}{\sqrt{gH_s^3}}\sqrt{\frac{s_{op}}{\tan\alpha}} = 0.06\,exp\left(-5.2\frac{R_c}{H_s}\frac{\sqrt{s_{op}}}{\tan\alpha}\frac{1}{\gamma_r\gamma_b\gamma_h\gamma_\beta}\right)$$
$$\xi_{op} > 2: \quad \frac{q}{\sqrt{gH_s^3}} = 0.2\,exp\left(-2.6\frac{R_c}{H_s}\frac{1}{\gamma_r\gamma_b\gamma_h\gamma_\beta}\right) \qquad (۱۲)$$

که در این رابطه، $\xi_{op} = \frac{\tan\alpha}{\sqrt{s_{op}}}$ پارامتر تشابه سطحی یا surf similarity، γ_r ضریب کاهشی اثر زبری بستر، γ_b ضریب کاهشی اثر وجود سکو، γ_h ضریب کاهشی اثر آب کم‌عمق 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.

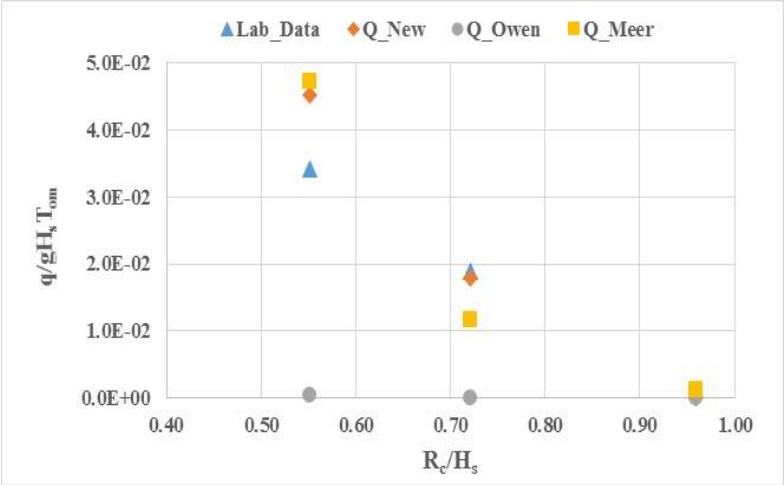
در گام نخست، نتایج دو رابطه مذکور و رابطه جدید ارائه شده با سه داده حاصل از مدل‌سازی آزمایشگاهی انجام شده در دانشگاه تربیت مدرس، مقایسه شدند. در سه مدل‌سازی آزمایشگاهی تخلخل ۰/۴۵، شیب سازه ۳:۴، ارتفاع آزاد ۷ سانتی‌متر و تغییرات ارتفاع و موج و پریود به‌صورت جدول ۴ است. نتایج حاصل از روابط اوون، فن در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

۵-۱- صحت سنجی بر اساس نتایج آزمایشگاهی

جدول ۴- مقایسه نتایج رابطه جدید، رابطه اوون و رابطه وندرمیبر 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 میبر با نتایج آزمایشگاهی

همانطور که نتایج ارائه شده در جدول ۴ و نیز نمایش گرافیکی آن‌ها 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 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.

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-01-29]
[DOI: 10.61186/marineeng.21.45.29]

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

در گام بعد، ۸ حالت متفاوت از شرایط اولیه به‌گونه‌ای 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

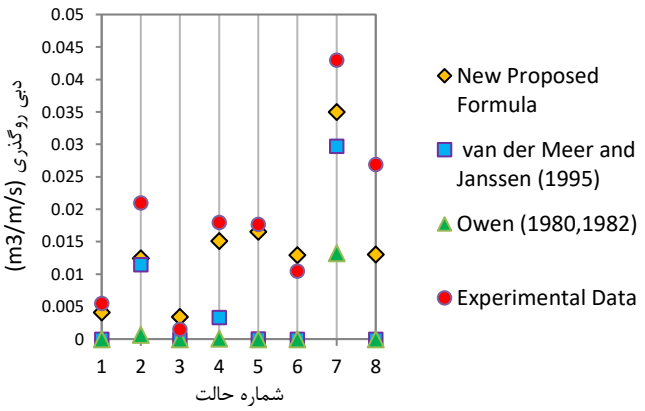
Test Num.	Parameters						Overtopping (liter/s/m)			
	P	R_c (cm)	Slope	H_s	T_p	T_{om}	New Formula	Owen	Van der Meer	Numerical Simulation
1	0.1	10	1-1.5	6.5	1.32	1.2	5.6	4.1E-16	8.6E-5	5.5
2	0.1	3	1-1.5	6.5	1.32	1.2	16.6	0.68	11.5	21
3	0.2	8	1-1.5	6.5	1.32	1.2	3.5	4.8E-6	2.5E-3	1.5
4	0.2	6	1-1.5	11	1.48	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

اختلاف نتایج هر یک از روابط با نتایج روگذری حاصل از مدل-سازی عددی در جدول۶ 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 ون‌در میر نیز از نزدیکی نسبتا 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 می شود نتایج رابطه جدید با داده‌های خروجی از نرم‌افزار برای این ۸ حالت، همبستگی بیشتری دارد، در حالی که نتایج اوون (۱۹۸۰) و 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 آن‌که 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 تخمین 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 n تعداد کل داده‌ها است.[۲۳].

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-01-29]
[DOI: 10.61186/marineeng.21.45.29]

$$R^2 = \left(\frac{n \cdot \sum_1^n q_{calc} \cdot q_{est} - \left(\sum_1^n q_{calc} \right) \cdot \left(\sum_1^n q_{est} \right)}{\sqrt{\left(n \cdot \sum_1^n (q_{calc})^2 - \left(\sum_1^N q_{calc} \right)^2 \right) \left(n \cdot \sum_1^n q_{est}^2 - \left(\sum_1^n q_{est} \right)^2 \right)}} \right)^2 \quad (۱۳)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (\log(q_{est}) - \log(q_{calc}))^2} \quad (۱۴)$$

$$d = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} (q_{\mathrm{calc},i} - q_{\mathrm{est},i})^2}{\sum_{i=1}^{n} \left(|q_{\mathrm{calc},i} - \bar{q}_{\mathrm{est}}| + |q_{\mathrm{est},i} - \bar{q}_{\mathrm{est}}| \right)^2} \quad (۱۵)$$

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 میر-جنسن

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.

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 میر با نتایج آزمایشگاهی مقایسه شد که نتایج رابطه جدید با داده های آزمایشگاهی همبستگی بیشتری داشت. در گام بعد برای ۸ حالت متفاوت از شرایط اولیه، مدل‌سازی انجام شد که نتایج رابطه جدید با داده های خروجی از نرم‌افزار برای این ۸ حالت، همبستگی بیشتری دارد، در حالی که نتایج اوون و فن در میر 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 میر مقایسه شد که با توجه به ماهیت ذکر شده برای این شاخص های آماری، رابطه جدید ارائه شده از همبستگی بیشتری با داده های 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 مدل‌عددی 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-

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-01-29]

[DOI: 10.61186/marineeng.21.45.29]

باشد. 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 machine learning، به ارائه رابطه برای محاسبه روگذری از موج‌شکن‌ها توده سنگی با آرمور بتنی پرداخته می‌شود.

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 Rreview. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, *1072*(1), 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., Shafee 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.

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-01-29]

[DOI: 10.61186/marineeng.21.45.29]

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

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-01-29]

[DOI: 10.61186/marineeng.21.45.29]