



Semnan University

Journal of Modeling in Engineering

Journal homepage: <https://modelling.semnan.ac.ir/>

ISSN: 2783-2538



Research Article

Determining significant wave height in Anzali Port using artificial intelligence-based methods (GEP, SVM) and comparing the results with SWAN model

M.A. Lotfollahi-Yagin^{a,*}, A. Mojtahedi^a, A. Aghayi^b, M. Mahmoudi^b

^a Faculty of Civil Engineering, Tabriz University, Tabriz, Iran (Professor)

^b Faculty of Civil Engineering, Tabriz University, Tabriz, Iran (M.Sc. Student)

PAPER INFO

Paper history:

Received:

Revised:

Accepted:

Keywords:

Significant Wave Height;
Anzali Port;
Gene Expression
Programming Model;
Support Vector Machine
Model;
SWAN Numerical Model.

ABSTRACT

The significant wave height is a highly important parameter in the design, analysis, and operation of marine structures. Therefore, predicting this parameter significantly contributes to improving the design and analysis of marine structures. Numerous models and methods, including empirical, semi-empirical, and numerical approaches, have been developed to predict significant wave height. In the present study, the SWAN model has been developed for shallow and semi-deep coastal waters. Wind speed data were used as input for the models. To calculate and predict significant wave height, three models including SWAN, Support Vector Machine (SVM), and Gene Expression Programming (GEP) were applied in the Anzali region. For this purpose, field data on wind and waves recorded by the Anzali buoy over a specific time period were utilized. After running the models and plotting the relevant graphs, the error rates of each model were calculated. Based on statistical evaluation criteria, it was concluded that the overall trend of significant wave height predicted by all three models shows acceptable agreement with the actual values recorded by the buoy. Additionally, both the Support Vector Machine and Gene Expression Programming models were able to predict significant wave height with high accuracy. A comparison of the results from the models revealed that the Support Vector Machine model, with statistical indices (Bias = 0.13, RMSE = 0.198, CC = 0.981, and CV = 0.147), estimated the target parameter more accurately than the Gene Expression Programming model. However, both models showed lower accuracy in simulating peak values.

DOI:

* Corresponding author.

E-mail address: lotfollahi@tabrizu.ac.ir

How to cite this article:

تعیین ارتفاع موج شاخص در بندر انزلی با بکارگیری روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی (GEP, SVM) و مقایسه نتایج با مدل سوان

محمدعلی لطف الهی یقین^{۱*}، علیرضا مجتهدی^۱، عطا آقائی^۲ و میلاد محمودی^۲

اطلاعات مقاله	چکیده
دریافت مقاله:	ارتفاع موج شاخص در طراحی و تحلیل سازه‌های دریایی و بهره برداری از آنها پارامتر بسیار با
بازنگری مقاله:	اهمیتی می‌باشد در نتیجه پیش‌بینی این پارامتر کمک شایانی به بهبود طراحی و آنالیز سازه‌های
پذیرش مقاله:	دریایی می‌نماید. مدل‌ها و روش‌های متعددی برای پیش‌بینی ارتفاع موج شاخص از جمله روش‌های
واژگان کلیدی:	تجربی، نیمه تجربی و عددی ابداع شده است. در پژوهش حاضر، مدل سوان برای آب‌های کم عمق
ارتفاع موج شاخص،	و نیمه عمیق ساحلی توسعه داده شده است. داده‌های سرعت باد به‌عنوان ورودی مدل‌ها در نظر
بندر انزلی،	گرفته شده است. برای محاسبه و پیش‌بینی ارتفاع موج شاخص، سه مدل سوان، مدل ماشین بردار
مدل برنامه نویسی بیان ژن،	پشتیبان و مدل برنامه‌نویسی بیان ژن در منطقه انزلی به‌کار گرفته شده است. بدین منظور از
مدل ماشین بردار پشتیبان،	اطلاعات میدانی باد و موج ثبت شده بویه انزلی در بازه زمانی مشخصی استفاده گردیده است. پس
مدل عددی سوان.	از اجرای مدل‌ها و رسم نمودارهای مربوطه، میزان خطای هر مدل محاسبه شده است. با توجه به
	معیارهای آماری ارزیابی نتیجه گرفته شد که روند کلی ارتفاع موج شاخص حاصل از هر سه مدل
	با مقادیر واقعی ثبت شده بویه تطابق قابل‌قبولی دارند. همچنین دو مدل ماشین بردار پشتیبان و
	مدل برنامه‌نویسی بیان ژن توانستند با دقت بالایی ارتفاع موج شاخص را پیش‌بینی نمایند. مقایسه
	نتایج حاصل از مدل‌ها نشان داد که مدل ماشین بردار پشتیبان با توجه به شاخص‌های آماری
	(Bias = 0.13)، (RSME = 0.198)، (CC = 0.981) و (CV = 0.147) نسبت به مدل
	برنامه‌نویسی بیان ژن، با دقت بیشتری پارامتر هدف را تخمین زده است. هر دو مدل در شبیه‌سازی
	مقادیر اوج دقت کمتری داشته‌اند.

DOI:

© 2024 Published by Semnan University Press.

This is an open access article under the CC-BY 4.0 license. (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

۱-مقدمه^۱

[۱]. بسیاری از پدیده‌های ساحلی و فراساحلی تحت تاثیر
امواج قرار دارند [۲]. امواج ناشی از باد نقش کلیدی در
طراحی و تحلیل پایداری سازه‌های حفاظتی ساحلی و بنادر

امواج دریا از بارزترین پدیده‌های دریایی باشند که از چالش
برانگیزترین موضوعات مهندسی دریا محسوب می‌گردند

* پست الکترونیک نویسنده مسئول: lotfollahi@tabrizu.ac.ir

۱. دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

۲. دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

نتایج نشان داد که این مدل‌های ساده شده می‌توانند دقت مناسبی در شبیه‌سازی رابطه بین باد و موج داشته باشند. رودریگوئز و همکاران [۱۱] یک روش نوآورانه مبتنی بر منطق فازی برای پیش‌بینی بلند مدت رویدادهای شدید ارتفاع موج ارائه کردند. این روش با ترکیب چندین مدل پیش‌بینی و استفاده از منطق فازی، نه تنها دقت پیش‌بینی‌ها را افزایش داد، بلکه امکان تفسیر بهتر نتایج را نیز فراهم کرد.

رئییسی دهکردی و همکاران [۱۲] روشی نوآورانه برای بهبود دقت پیش‌بینی ارتفاع موج شاخص ارائه کردند. روش پیشنهادی ایشان بر پایه ادغام و ترکیب دو روش LSTM (Long Short-Term Memory) و EEMD (Ensemble Empirical Mode Decomposition) جهت کاهش نویز و بهبود کیفیت داده‌ها استوار بود. نتایج این مطالعه نشان داد که این ترکیب می‌تواند دقت پیش‌بینی‌ها را به‌طور قابل توجهی افزایش دهد.

عباس و همکاران [۱۳] به مقایسه عملکرد چندین روش مختلف یادگیری ماشین (Machine Learning) جهت پیش‌بینی ارتفاع موج پرداختند. روش‌هایی مانند ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) و ANN (Artificial Neural Network) و چندین روش مبتنی بر یادگیری عمیق (Deep Learning) در پژوهش ایشان مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که روش‌های یادگیری عمیق به‌طور کلی دقت بالاتری در پیش‌بینی ارتفاع موج دارند.

افضل و همکاران [۱۴] به بررسی عملکرد روش‌های مختلف یادگیری ماشین جهت پیش‌بینی ارتفاع امواج شدید پرداختند. در مطالعه ایشان، روش‌هایی مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network)، ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine) و درخت تصمیم (Decision Tree) مورد بررسی قرار گرفتند. نتایج نشان داد که این روش‌ها می‌توانند به‌طور مؤثری برای پیش‌بینی ارتفاع موج و تحلیل امواج شدید استفاده شوند. سو و همکاران [۱۵] یک چارچوب ترکیبی نوآورانه جهت پیش‌بینی امواج غیرایستا ارائه کردند. در روش پیشنهادی ایشان از روش DELM (Deep Extreme Learning Machine) برای مدل‌سازی امواج غیرایستا و از الگوریتم SSA (Sparrow Search Algorithm) برای بهینه‌سازی پارامترها استفاده شده است. نتایج این مطالعه نشان داد که

ایفا می‌کنند [۳]. پیش‌بینی دقیق ارتفاع امواج از اهمیت بالایی برخوردار است [۴]. زیرا این اطلاعات برای طراحی بهینه سازه‌های دریایی، مدیریت ریسک در فعالیت‌های ساحلی و فراساحلی و همچنین برنامه‌ریزی برای مقابله با اثرات تغییرات اقلیمی ضروری می‌باشد [۵]. پارامترها و مؤلفه‌های امواج، از جمله ارتفاع موج، معمولاً از طریق پروژه‌های تحقیقاتی مبتنی بر داده‌ها و آمارهای بلندمدت استخراج می‌شوند [۶]. تأثیر امواج بر کلیه فعالیت‌های ساحلی و دریایی، لزوم شناخت دقیق مشخصه‌های امواج را بیش از پیش آشکار می‌سازد. این شناخت از طریق روش‌های مختلفی نظیر اندازه‌گیری‌های میدانی، مدل‌سازی‌های فیزیکی و شبیه‌سازی‌های عددی حاصل می‌شود، که هر یک به‌طور گسترده‌ای در تحقیقات و مطالعات مرتبط مورد توجه قرار گرفته‌اند [۷].

اومش و همکاران [۸] به بررسی بهبود دقت پیش‌بینی‌های ارتفاع امواج با استفاده از ترکیب مدل‌های SWAN و SWASH پرداختند. در این روش، از مدل SWAN برای شبیه‌سازی امواج در مناطق دور از ساحل و از مدل SWASH برای شبیه‌سازی امواج در مناطق نزدیک به ساحل استفاده شده است. نتایج پژوهش ایشان نشان داد که این مدل ترکیبی تطابق بسیار خوبی با داده‌های واقعی داشته و می‌تواند دقت پیش‌بینی‌ها را به‌طور قابل توجهی افزایش دهد.

لی و همکاران [۹] یک مدل ترکیبی نوآورانه جهت پیش‌بینی منطقه‌ای ارتفاع موج در دریای شرق چین ارائه کردند. در این روش، از مدل (Self-Attention ConvLSTM) برای یادگیری وابستگی‌های مکانی-زمانی پیچیده و از مدل (SWAN) جهت شبیه‌سازی امواج و تولید داده‌های آموزشی و اعتبارسنجی استفاده شده است. نتایج نشان داد که این مدل ترکیبی می‌تواند دقت پیش‌بینی‌ها را به‌طور قابل توجهی افزایش دهد.

هو و همکاران [۱۰] در حوزه بررسی رابطه بین باد و موج در مناطق ساحلی کم‌عمق سواحل کشور چین، به بررسی روش‌های مبتنی بر شبیه‌سازی و مدل‌سازی ساده شده پرداخته‌اند. در روش پیشنهادی ایشان، از شبیه‌سازی‌های ADCIRC و SWAN برای تولید داده‌ها و توسعه مدل‌های ساده‌شده استفاده شده است. ایشان به بررسی نتایج مدل‌های ساده شده با داده‌های واقعی پرداختند و دقت روش پیشنهادی را با روش‌های سنتی مقایسه کردند.

نیستند، بلکه جابه‌جایی انرژی در میان ذرات آب را نشان می‌دهند [۱۸].

۲-۲-۲-مدل‌سازی

جهت شروع فرآیند مدل‌سازی، ابتدا استقرار مدل عددی سوان انجام گرفته است. در این فرآیند تعریف مشخصات شبکه محاسباتی، ورودی‌ها، فیزیک مسئله، شرایط اولیه، شرایط مرزی و خروجی‌ها انجام شده است. سپس استقرار و برپایی مدل و حساسیت‌سنجی مدل نسبت به پارامترهای ورودی، واسنجی و صحت‌سنجی صورت گرفته است، تا اعتبار مدل، مورد سنجش قرار گیرد. پس از انجام درستی‌سنجی و اطمینان از صحت مدل‌سازی، مدل برای دوره زمانی که در آن داده‌های باد اخذ شده‌اند اجرا شده تا مشخصات مورد نظر موج تولید شود [۱۹]. تعیین دوره زمانی برای واسنجی جهت کاهش اختلاف نتایج مدل‌سازی با مقادیر اندازه‌گیری شده بویه انزلی اهمیت بسزایی دارد. ابتدا نتایج پیش‌بینی ارتفاع موج مشخصه حاصل از مدل عددی سوان ارائه شده است. در ادامه، نتایج حاصل از مدل‌های ماشین بردار پشتیبان و برنامه‌نویسی بیان ژن ارائه شده است. به‌منظور مقایسه مقادیر مشاهداتی ثبت شده توسط بویه انزلی و مقادیر نتایج حاصل از هر دو مدل به صورت نمودار سری زمانی ارائه گردیده است. همچنین جهت مقایسه کمی دقت مدل‌ها، جداول مربوط به شاخص‌های آماری مدل‌ها نمایش داده شده است [۲۰].

۲-۳-فیزیک مسئله

مدل‌سازی مدل سوان در حالت نسل سوم و رشد خطی موج طبق معادله KOMEN به کار گرفته شده است. ضرایب شکست موج بر اثر انتقال و اصطکاک بستر نیز برای تطابق هر چه بیشتر مدل‌سازی با واقعیت، فعال شده است [۲۱].

۲-۴-مدل برنامه‌نویسی بیان ژن (GEP)

در پژوهش حاضر برای انجام مدل‌سازی با بهره‌گیری از روش برنامه‌ریزی ژنتیک و معرفی الگوها به رایانه و شناسایی بهترین سناریو حاکم، از نرم افزار مدل‌سازی GeneXpro Tools4 استفاده شده است [۲۲]. مشخصات برنامه‌ریزی ژنتیک در جدول (۱) به شکل کامل ارائه گردیده است.

این چارچوب ترکیبی می‌تواند دقت پیش‌بینی‌ها را به‌طور قابل توجهی افزایش دهد.

یانگ و همکاران [۱۶] یک مدل ترکیبی نوآورانه ارائه کردند. در پژوهش ایشان، از روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات آشوب‌ناک (Chaos Particle Swarm Optimization) برای بهینه‌سازی پارامترهای مدل‌های پیش‌بینی استفاده شده است. نتایج این مطالعه نشان داد که این مدل ترکیبی می‌تواند دقت پیش‌بینی‌ها را به‌طور قابل توجهی افزایش دهد. در پژوهش حاضر از دو مدل ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine) و مدل برنامه‌نویسی بیان ژن (Gene Expression Programming) برای پیش‌بینی ارتفاع موج شاخص در منطقه بندر انزلی استفاده شده است. با مرور ادبیات فن و استناد به مطالعات گذشته، این دو مدل به‌عنوان ابزارهای قدرتمندی برای پیش‌بینی ارتفاع موج شاخص شناسایی شد. مدل SVM با یافتن ابرصفحه‌ای بهینه در فضای ویژگی‌ها، داده‌ها را طبقه‌بندی یا رگرسیون می‌کند. این مدل برای مدل‌سازی روابط غیرخطی بین متغیرها بسیار مناسب است. مدل GEP به‌عنوان الگوریتم تکاملی، ساختارهای ریاضی را برای توصیف پدیده‌های پیچیده، تکامل می‌دهد. این مدل قادر به کشف روابط غیرخطی و ناشناخته در میان داده‌ها است. در پژوهش حاضر جهت بررسی کمی و کیفی نتایج حاصل از دو مدل مبتنی بر هوش مصنوعی به مقایسه این نتایج با مدل SWAN و داده‌های واقعی حاصل از بویه انزلی پرداخته شده است.

۲-روش تحقیق

۲-۱-تئوری تشکیل امواج ناشی از باد

تشکیل امواج ناشی از باد در دو مرحله اصلی انجام می‌شود، در ابتدا به دلیل وجود اصطکاک بین مولکول‌های هوا و مولکول‌های آب، سطح آب کشیده می‌شود و بدین ترتیب امواج کوچکی در سطح آب تشکیل می‌شود در مرحله بعد با حرکت موجک‌ها در جهت وزش باد به علت پدیده تشدید به آرامی انرژی از هوا به دریا منتقل شده و افت و خیزهای فشار باعث رشد خطی موجک‌ها می‌شود [۱۷]. این امواج به‌صورت دایره‌ای حرکت می‌کنند و تا اعماق آب ادامه پیدا می‌کنند و هرچه به عمق بیشتر فرو می‌روند از قدرت آنها کاسته می‌شود. درواقع، امواج نشان دهنده حرکت آب

هستند و بر اساس معادله تعادل کنش طیف موج، به شبیه‌سازی امواج دریا می‌پردازند [۱۵۵]. در پژوهش حاضر، مدل SWAN در حالت نسل سوم، در مختصات کروی و به صورت غیر ایستایی زمانی اجرا شده است. تفکیک پذیری فضایی برای شبکه بزرگ 0.065° انتخاب شده است که مطابق با تفکیک پذیری شبکه عمق سنجی است. برای منطقه مورد مطالعه این تفکیک پذیری به کمتر از نیم کیلومتر رسیده است. فضای زاویه‌ای تمام 360° درجه را پوشش داده و به 36 قسمت مساوی تقسیم شده است. فضای فرکانسی به 24 قسمت لگاریتمی بین 0.0418 هرتز و 0.4117 هرتز (یعنی کمترین دوره تناوب موج‌های مدل‌سازی شده 2.428 ثانیه و بیشترین دوره تناوب 23.923 ثانیه است) تقسیم شده است.

۲-۶- مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM)

مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) یک روش قدرتمند در یادگیری ماشین است که برای مسائل طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شود. این روش با فرض خطی جداپذیر بودن داده‌ها، ابرصفحه‌هایی با حداکثر حاشیه ایجاد می‌کند تا دسته‌ها را از هم جدا کند. در مواردی که داده‌ها به صورت خطی جداپذیر نباشند، این مدل با استفاده از توابع کرنل (مانند کرنل گاوسی)، داده‌ها را به فضایی با ابعاد بالاتر نگاشت می‌دهد تا در آن فضا به صورت خطی جداپذیر شوند. بردارهای پشتیبان، نزدیک‌ترین داده‌های آموزشی به ابرصفحه‌های جداکننده هستند و نقش کلیدی در تعمیم‌پذیری مدل دارند. این ویژگی باعث می‌شود مدل از تناسب بیش از حد (overfitting) جلوگیری کند و عملکرد بهتری در داده‌های جدید داشته باشد. در این تحقیق، از رگرسیون ϵ -SVM با تابع کرنل گاوسی استفاده شده است. رگرسیون SVM یک روش غیرپارامتری است که وابستگی متغیر وابسته (Y) به متغیرهای مستقل (X) را با حداقل‌سازی خطاها تخمین می‌زند. هدف این است که تابعی پیدا شود که انحراف آن از مقادیر واقعی برای هر داده آموزشی از مقدار ϵ بیشتر نشود. در این مدل، داده‌ها استانداردسازی شده‌اند و انتخاب مقیاس تابع کرنل به صورت خودکار انجام گرفته است. همچنین، از روش Cross Validation برای ارزیابی اعتبار مدل و محاسبه میزان Class Loss استفاده شده است. برای بهبود دقت و کارایی مدل، هر دو روش SVM و GEP یکبار با انجام

جدول ۱- مشخصات برنامه‌ریزی ژنتیک	
معیار مورد نظر	مقدار عددی
تولید بدون بهبود	150
تولید از زمان شروع	200
حداکثر اجرا	100
اندازه حداکثر برنامه	256
اندازه جمعیت	200
نرخ جهش	95%
نرخ تلاقی	20%

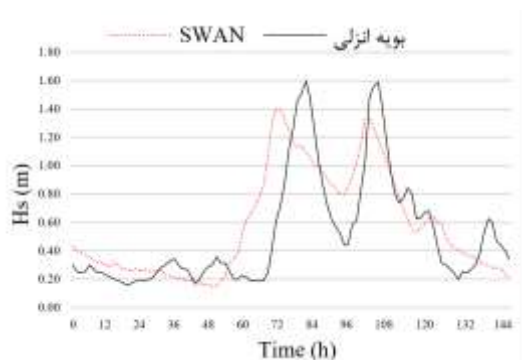
پارامترهای ضروری جهت اجرای برنامه‌نویسی بیان ژن در جدول (۲) به شکل کامل ارائه شده است.

جدول ۲- مشخصات برنامه‌نویسی بیان ژن	
معیار مورد نظر	مقدار عددی
کروموزوم‌ها	30
تعداد ژن‌ها	3
عملگر ریاضی بین ژن‌ها	combinatorial
سرعت جهش	0.044
سرعت وارانگی	0.1
سرعت تلاقی با یک نقطه	0.3
سرعت تلاقی با دو نقطه	0.3
سرعت تلاقی ژن	0.1
سرعت جابجایی	0.1

پارامترهای ضروری جهت اجرای مدل برنامه‌ریزی ژنتیک و برنامه‌نویسی بیان ژن که در جدول (۱) و جدول (۲) ارائه شده است حالت‌های بهینه مدل‌سازی می‌باشند. در واقع با در نظر گرفتن مقادیر مختلف برنامه اجرا و در نهایت مقادیر بهینه‌ای که بهترین نتایج را ارائه داده‌اند، انتخاب شده است.

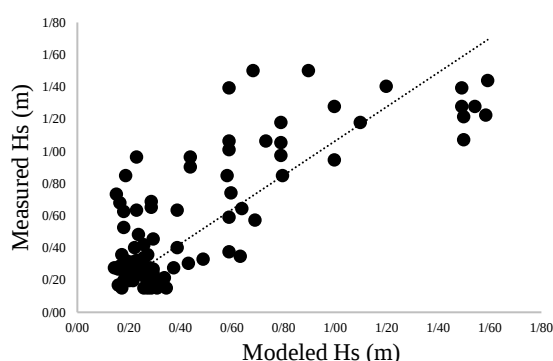
۲-۵- مدل عددی SWAN

از مهم‌ترین و پرکاربردترین مدل‌های نسل سوم، مدل نسل سوم SWAN می‌باشد. در ابتدا این مدل به منظور مدل‌سازی امواج در آب‌های کم عمق در دانشگاه دلف هلند توسعه داده شد. برعکس بیشتر مدل‌های نسل سوم، مدل SWAN از روش‌های ضمنی به منظور حل معادله موج بهره می‌برد. در آخرین نسخه از مدل، متد Finite Volume جهت حل این معادله بر روی گره‌بندی نامنظم مثلثی بکار گرفته شده است. لازم به توضیح است مکانیسم رشد و از بین رفتن امواج در آب عمیق نیز در مدل موجود می‌باشد و مدل قابلیت استفاده در آب‌های عمیق را نیز دارا می‌باشد. مدل‌های نسل سوم موج مدل‌های فاز متوسط یا تصادفی



شکل ۱- سری زمانی ارتفاع موج مشخصه برای دوره واسنجی بین مقادیر اندازه‌گیری شده و مدل سوان

از شکل (۱) می‌توان استنباط نمود که روند کلی ارتفاع شاخص مدل‌سازی شده با مدل سوان با مقادیر اندازه‌گیری شده بویه، منطبق است. اما برای انجام پیش‌بینی‌های دقیق مشخصه‌های امواج، ابتدا مدل باید برای یک دوره زمانی واسنجی شود تا ضرایبی که باعث تولید بهترین نتایج می‌شوند، انتخاب شود. برای این کار باید اثرات عوامل مختلف مانند اصطکاک بستر دریا، شکست ناشی از کاهش عمق و افت ناشی از ایجاد سفیدک در رأس موج را بر روی پیش‌بینی مشخصه‌های امواج دریا بررسی نمود. از شکل (۱) می‌توان استنباط نمود که ارتفاع امواج در مقادیر بالا، بصورت دست پایین محاسبه شده‌اند. ارتفاع بلندترین قله امواج در دوره واسنجی داده‌های بویه ۱.۶ متر است و در نتایج حاصل از مدل ۱.۴ است، علت این امر می‌تواند به دلیل این پدیده می‌تواند وزش تندبادهای ناگهانی باشد.



شکل ۲- پراکندگی مقادیر اندازه‌گیری شده و مدل‌سازی شده ارتفاع موج مشخصه در دوره واسنجی

پارامترهای آماری برای ارتفاع موج مشخصه برای دوره واسنجی در جدول (۳) آورده شده است.

نرمال‌سازی داده‌ها و یکبار بدون نرمال‌سازی داده‌ها اجرا شده‌اند. این رویکرد امکان مقایسه تأثیر نرمال‌سازی بر عملکرد مدل‌ها را فراهم می‌کند.

۷-۲- واسنجی و صحت‌سنجی مدل

همانگونه که اشاره شد لازم است مدل اجرا شده، برای یک دوره‌ی زمانی واسنجی شود تا اختلاف نتایج مدل‌سازی با مقادیر واقعی به حداقل خود تقلیل یابند، انتخاب محل و بازه زمانی واسنجی و صحت‌سنجی مدل به‌طور مستقیم به داده‌های قابل دسترس و موجود بستگی دارد، از نقطه نظر محل، بویه بندر انزلی، اطلاعات اندازه‌گیری شده قابل اعتمادی از ویژگی‌ها و مشخصات امواج را دارا می‌باشد، مبنای انتخاب دوره زمانی واسنجی، داشتن اطلاعات همزمان بویه انزلی در آن دوره است [۲۳].

در این تحقیق برای اجرای مدل به منظور واسنجی آن یک دوره زمانی ۶ روزه انتخاب شد. پس از انجام واسنجی مدل به‌منظور اطمینان از صحت نتایج، یک دوره زمانی ۳ روزه برای صحت‌سنجی مدل در نظر گرفته شده است به‌عبارتی از ۶۷٪ داده‌ها جهت واسنجی و از ۳۳٪ داده‌ها جهت صحت‌سنجی استفاده شده است.

۳- نتایج و بحث

۱-۳- نتایج واسنجی مدل

همانگونه که اشاره شد، مبنای انتخاب دوره زمانی واسنجی، داشتن اطلاعات همزمان بویه انزلی در آن دوره است، در این تحقیق برای اجرای مدل به منظور واسنجی مدل یک دوره زمانی ۶ روزه انتخاب شد.

تعیین گام زمانی محاسبات یکی از مراحل بسیار مهم در اجرای مدل است، بزرگ بودن گام زمانی باعث کم شده تعداد گام‌ها شده و علیرغم افزایش سرعت انجام شدن مدل، باعث کاهش دقت مدل‌سازی می‌گردد لذا گام زمانی بایستی به اندازه کافی کوچک باشد تا تغییرات زمانی میدان موج محاسبه شده را حل کند.

نتایج واسنجی مدل در شکل (۱) به صورت سری زمانی و در شکل (۲) به صورت نمودار پراکندگی آمده است.

جدول ۳- پارامترهای آماری پیش‌بینی ارتفاع موج مشخصه در دوره واسنجی

SWAN	Hs (m)			
	Bias	RMSE	CC	CV
SWAN	0.079	0.260	0.84	0.78

۳-۱-۱- تأثیر اصطکاک بستر

در مدل سوان برای محاسبه افت انرژی ناشی از اصطکاک بستر دریا سه گزینه متفاوت (یک گزینه پیش فرض JONSWAP و دو گزینه دیگر Madsen یا Collins) وجود دارد که برای کاربر قابل انتخاب می‌باشد، به منظور بررسی تأثیر این پارامتر بر روی خروجی‌های مدل عددی، یک بار مدل بدون در نظر گرفتن اصطکاک بستر تحلیل شده و نتایج بررسی شده‌اند و سپس هر سه گزینه موجود جهت محاسبه افت انرژی ناشی از اصطکاک بستر نیز مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند [۲۴]. در جدول (۴) شاخص‌های آماری برای ارتفاع موج مشخصه H_s نشان داده شده است.

جدول ۴- پارامترهای آماری گزینه‌های اصطکاک بستر روی خروجی مدل

SWAN RUN	Hs (m)			
	Bias	RMSE	CC	CV
Without Friction	0.113	0.216	0.74	0.60
JONSWAP	0.092	0.174	0.77	0.63
Collins	0.107	0.193	0.76	0.62
Madsen	0.081	0.152	0.79	0.65

داده‌های جدول (۴) بیانگر این است که اجرای مدل بدون استفاده از پارامتر اصطکاک بستر باعث افت دقت تخمین خواهد بود و ضمناً فعال نمودن گزینه Madsen بهترین نتیجه نسبت به سایر گزینه‌ها را بدست می‌دهد.

۳-۱-۲- تأثیر ضریب زبری

مقدار پیش‌فرض برای ضریب Kn که نشان دهنده مقیاس طول زبری در بیان Madsen می‌باشد، برابر 0.05 است [۲۵]. مدل سوان یک بار با این مقدار پیش‌فرض ($Kn=0.05$) و همچنین با مقادیر ($Kn=0.03$) و ($Kn=0.07$) اجرا شده است، نتایج مربوطه در جدول (۵) آورده شده است، همانطور که در جدول (۵) دیده می‌شود برای ($Kn=0.03$) نتایج از دقت کمتری برخوردار هستند و همچنین نتایج با ($Kn=0.07$) از دقت بالاتری برخوردار می‌باشد.

جدول ۵- پارامترهای آماری ضریب زبری (Kn) روی خروجی مدل

SWAN RUN	Hs (m)			
	Bias	RMSE	CC	CV
Madsen: $Kn = 0.03$	0.084	0.157	0.77	0.63
Madsen: $Kn = 0.05$	0.081	0.152	0.79	0.65
Madsen: $Kn = 0.07$	0.080	0.150	0.79	0.66

۳-۱-۳- تأثیر شکست موج

به منظور مطالعه بر روی اثر شکست موج ناشی از کاهش عمق بر روی نتایج مدل، یک بار مدل بدون در نظر گرفتن شکست موج ناشی از کاهش عمق و یک بار با در نظر گرفتن آن اجرا شده است [۲۶]. نتایج مربوط به این آزمایش در جدول (۶) آورده شده است و همانطور که در جدول (۶) مشاهده می‌گردد، در نظر گرفتن این پارامتر باعث بهبود محسوس نتایج مدل می‌گردد، بنابراین در شبیه‌سازی‌هایی که انجام خواهد گرفت به جهت ارتقای دقت مدل، این پدیده در نظر گرفته خواهد شد.

جدول ۶- پارامترهای آماری شکست موج ناشی از کاهش عمق روی خروجی مدل

SWAN RUN	Hs (m)			
	Bias	RMSE	CC	CV
Without breaking	0.091	0.162	0.72	0.61
With breaking	0.091	0.162	0.72	0.61

۳-۱-۴- تأثیر ایجاد سفیدک راس موج

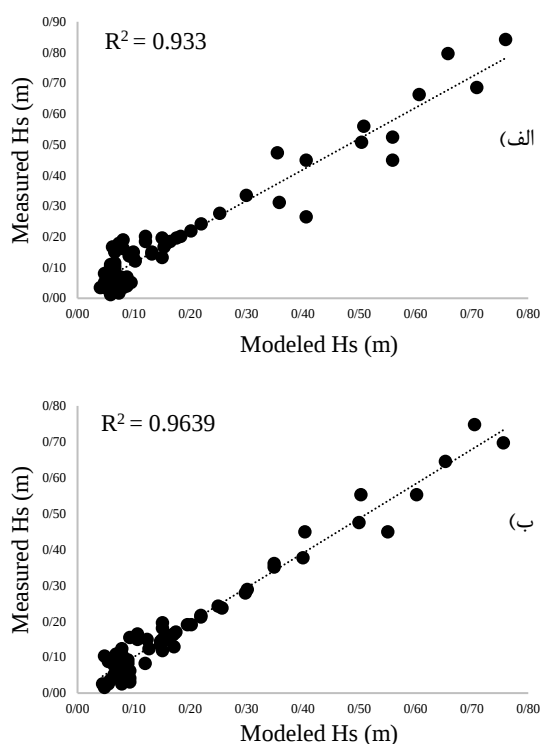
در مدل سوان دو بیان مختلف برای محاسبه تأثیر اتلاف ناشی از ایجاد سفیدک در رأس موج وجود دارد که یکی از آنها بر پایه رابطه پیشنهادی Komen و دیگری بر پایه روابط Janssen است [۲۶]. در مورد مدل سوان باید گفت در این مدل نمی‌توان میزان انرژی ورودی را تغییر داد و لذا صرفاً باید از بین یکی از گزینه‌های Komen و Janssen انتخاب نمود. ولی میزان افت ناشی از ایجاد سفیدک رأس موج را می‌توان مشخص نمود، با اعمال موارد فوق، نتایج مربوطه در جدول (۷) آورده شده است، همانگونه که در جدول (۷) مشاهده می‌گردد، در اجرای مدل با گزینه Komen برای محاسبه انرژی ورودی باد و افت ناشی از ایجاد سفیدک در رأس موج نتایج بهتری حاصل شده است، علاوه بر این مشاهده شده است که عدم تأثیر دادن پارامتر افت سفیدک در رأس موج بر خلاف سایر پارامترهای

جدول ۸- پارامترهای آماری پیش‌بینی ارتفاع موج مشخصه در

	Hs (m)			
	Bias	RMSE	CC	CV
SWAN	0.24	0.311	0.87	0.80

۳-۳- نتایج مدل‌های هوش مصنوعی

نتایج دو مدل برنامه‌نویسی بیان ژن و ماشین بردار پشتیبان برای تخمین ارتفاع موج شاخص در مقایسه با مقادیر اندازه‌گیری شده، به صورت نمودار پراکنش در شکل (۴) و به صورت نمودار سری زمانی در شکل (۵) نشان داده شده، همچنین میزان خطاهای بهینه مدل‌ها در جدول (۹) ارائه شده است.



شکل ۴- پراکنش بین مقادیر اندازه‌گیری شده و مقادیر مدل‌سازی شده ارتفاع موج مشخصه (الف) مدل GEP (ب) مدل SVM

در شکل (۴) نحوه پراکنش میان مقادیر مشاهدات اندازه‌گیری و محاسباتی توسط مدل‌های GEP و SVM برای داده‌های دوره صحت‌سنجی نشان داده شده همانطور که از شکل مشخص است بیشتر مقادیر محاسباتی و مشاهداتی به غیر از چند نقطه، روی خط نیمساز قرار گرفته و این امر دلالت بر نزدیک بودن مقادیر مشاهداتی و محاسباتی دارد.

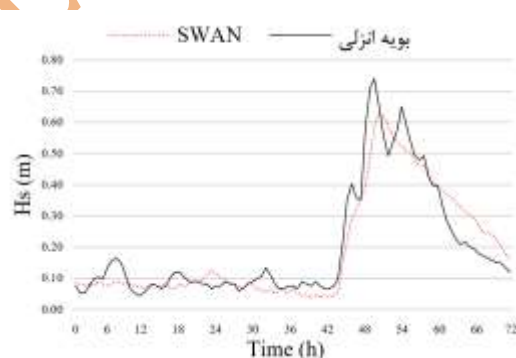
فیزیکی منجر به انحراف بیشتر در نتایج شده است، از آنجایی که استهلاک ناشی از ایجاد سفیدک در رأس موج تابعی از تیزی موج است، باید جهت بررسی یا پدیده، در دوره‌های زمانی مختلف مدل اجرا شود.

جدول ۷- پارامترهای آماری گزینه‌های مختلف سفیدک راس موج روی خروجی مدل

SWAN RUN	Hs (m)			
	Bias	RMSE	CC	CV
JANSSEN	0.051	0.118	0.81	0.74
KOMEN	0.024	0.101	0.85	0.78
Without Whitecapping	0.069	0.122	0.80	0.73

۳-۲- نتایج صحت‌سنجی مدل

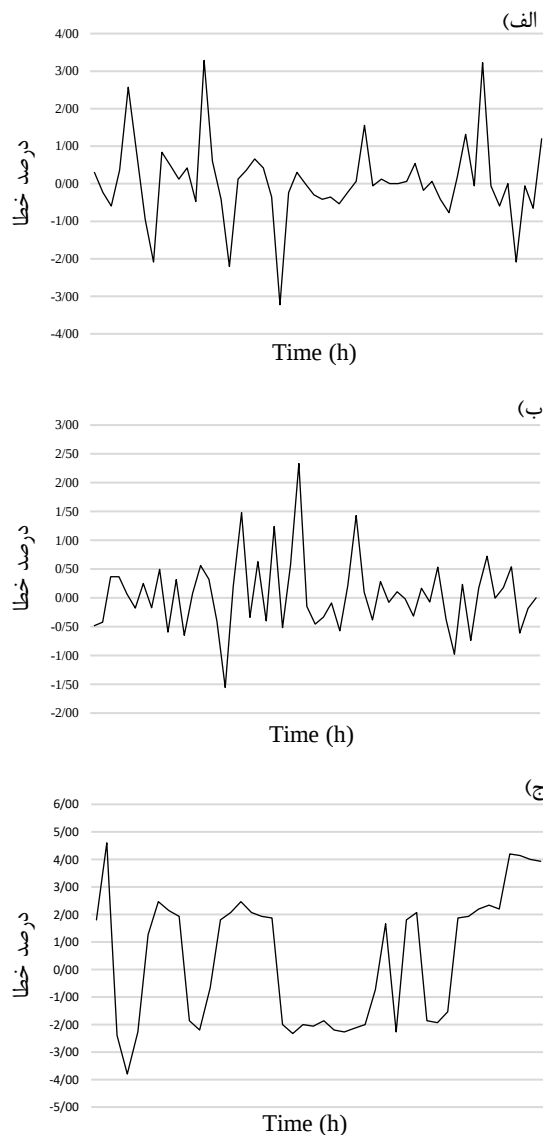
پس از واسنجی مدل، به منظور اطمینان از صحت نتایج در تمام دوره محاسبه شده، یک دوره زمانی دیگر برای صحت‌سنجی در نظر گرفته شده و اجرا می‌شود، نمودار تغییرات ارتفاع موج شاخص بر حسب زمان در دوره صحت‌سنجی در شکل (۳) نشان داده شده است.



شکل ۳- سری زمانی ارتفاع موج مشخصه برای دوره صحت‌سنجی بین مقادیر اندازه‌گیری شده و مدل سوان

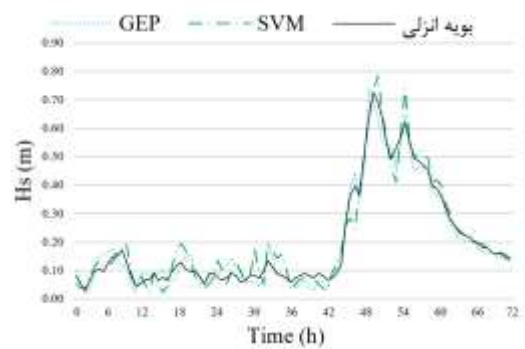
مطابق انتظار، دقت خروجی مدل در دوره زمانی صحت‌سنجی نیز همانند دوره واسنجی از میزان قابل قبولی در مقایسه با داده‌های بویه برخوردار است، مقدار متوسط ارتفاع شاخص مدلسازی شده در این دوره برابر با 0.401 متر می‌باشد. پارامترهای آماری برای ارتفاع موج مشخصه محاسبه شده در دوره‌ی صحت‌سنجی در جدول (۸) آورده شده است.

در مرحله صحت‌سنجی، مدل SVM بهترین شاخص‌های آماری را دریافت کرد، بنابراین، در مرحله صحت‌سنجی، همانطور که در جداول دیده می‌شود، مقادیر پیش‌بینی مدل‌های SVM و GEP، نسبت به مدل سوان، می‌توانند پیش‌بینی بهتری داشته باشند. اما عملکرد SVM کمی بهتر از مدل GEP است. لذا مدل SVM می‌تواند دقت پیش‌بینی بهتری در شرایط مختلف ارزیابی کند.



شکل ۶- نمودار خطای بهینه مدل‌ها به صورت درصدی از میانگین مقادیر مشاهداتی (الف) مدل برنامه‌نویسی بیان ژن (ب) مدل ماشین بردار پشتیبان (ج) روش سوان

همچنین اختلاف مقادیر ارتفاع موج مشخصه مشاهداتی و محاسباتی مدل‌ها به صورت درصدی از میانگین مقادیر مشاهداتی (درصد خطا)، محاسبه و نمودار آن نسبت به



شکل ۵- مقایسه سری زمانی ارتفاع موج مشخصه بین داده‌های مشاهداتی با داده‌های شبیه‌سازی شده به روش‌های GEP و SVM

نتایج حاصل از مقادیر خطاها در هر دو مدل در جدول (۹) نشان داده شده است. همانطور که در مقادیر جدول (۹) مشخص است هر دو مدل در بهترین حالت خود، به خوبی توانسته‌اند ارتفاع موج مشخصه مورد مطالعه را پیش‌بینی کنند اما روش SVM نسبت به روش GEP دقت بالاتر و خطای کمتری دارد، این در حالی است که دقت پیش‌بینی هر دو مدل نسبت به مدل عددی سوان بالاتر بود.

جدول ۹- پارامترهای آماری دو روش GEP و SVM برای ارتفاع موج مشخصه

	Hs (m)			
	Bias	RMSE	CC	CV
GEP	-0.18	0.271	0.966	0.153
SVM	0.13	0.198	0.981	0.147

یک مدل، زمانی می‌تواند ادعا کند که یک برآورد دقیق ارائه می‌دهد که معیار خطاهای آن حداقل باشد، از جداول ارائه شده در بخش قبل قابل مشاهده است که مقادیر میانگین مجذور مربعات خطا برای روش SVM در این پژوهش کمتر از 0.2 است، این نشان دهنده این است که در طول آموزش و اعتبار عملکرد خوبی داشته و این مدل نتایج قابل قبولی را ارائه داده است؛ بنابراین، SVM به عنوان بهترین مدل برای پیش‌بینی ارتفاع امواج مشخصه در این مطالعه انتخاب شد همچنین از مقایسه مقادیر CV برای مدل SVM برمی‌آید که پیش‌بینی مقدار امواج بالاتر از مدل‌های دیگر بوده که نشان می‌دهد که کیفیت کلی برآورد مدل SVM بهتر از مدل‌های GEP و سوان بر اساس CV و سایر شاخص‌ها می‌باشد.

برای تجزیه و تحلیل نتایج در فاز آموزش نیز نتایج نشان داد که مدل SVM از مدل‌های دیگر برتر است همچنین

...

۳- با بررسی معیار آماری ضریب همبستگی (CC)، مدل SWAN با مقدار (0.870)، مدل GEP با مقدار (0.966) و مدل SVM با مقدار (0.981)، می‌توان اینگونه نتیجه گرفت که نتایج حاصل از هر سه مدل با داده‌های واقعی ارتباط خطی خوبی دارند. لازم به ذکر است که هرچقدر عدد این مشخصه آماری به (۱) نزدیک‌تر باشد، میزان ارتباط خطی بین داده‌های واقعی و داده‌های حاصل از مدل‌ها بیشتر است.

۴- برای ضریب پراکندگی (CV)، مدل SWAN با مقدار (0.800) دارای بیشترین پراکندگی خطاها نسبت به مقدار میانگین می‌باشد. دو مدل SVM و GEP به ترتیب با مقادیر (0.147) و (0.153) پراکندگی کمی داشته و عملکرد مشابهی با یکدیگر داشته‌اند.

۵- بررسی‌های انجام شده حاکی از آن است که مدل سوان با اعمال ضرایب مربوطه صحیح، به طور کلی روند تغییرات ارتفاع موج شاخص را به‌خوبی دنبال می‌کند. با این حال، مشاهده گردید که این مدل در شبیه‌سازی قله‌های ارتفاع امواج به‌صورت دست‌پایین عمل کرده و مقادیر بالای داده‌ها را کمتر از مقدار واقعی مدل‌سازی می‌کند.

۶- نتایج نشان داد که هر دو مدل مبتنی بر هوش مصنوعی توانایی بالایی در پیش‌بینی دقیق ارتفاع امواج دارند. بخشی از خطای مشاهده شده در خروجی هر دو رویکرد ممکن است ناشی از نادرستی در داده‌های ورودی باشد که می‌تواند به دلیل ثبت نامناسب داده‌ها در برخی بازه‌های زمانی توسط دستگاه‌های اندازه‌گیری رخ داده باشد.

۷- مقایسه نتایج مدل‌ها نشان داد که مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) در پیش‌بینی پارامتر هدف (ارتفاع موج شاخص) نسبت به مدل برنامه‌نویسی بیان ژن (GEP) دقت بالاتری از خود نشان می‌دهد.

۸- هر دو مدل در شبیه‌سازی مقادیر قله امواج دقت نسبی کمتری داشته‌اند. به‌طوری که با افزایش میزان ارتفاع موج، دقت پیش‌بینی مدل‌ها کاهش یافته است این یافته بر اهمیت بهبود روش‌های مدل‌سازی و مدیریت داده‌های ورودی تأکید می‌کند.

در نهایت دقت مدل‌ها در پیش‌بینی ارتفاع موج مشخصه تأثیر مستقیمی بر مدیریت بندر و فرایندهای تصمیم‌گیری عملیاتی دارد. مدل‌هایی مانند SVM و GEP با دقت بالاتر در معیارهای آماری کلیدی، می‌توانند به‌عنوان ابزارهای

نمونه داده‌های ثبت شده در شکل (۶) نشان داده شده، برای هر دو مدل هوش مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و برنامه‌نویسی بیان ژن، میزان متوسط خطا، در باند (± 2) درصد قرار گرفته است و بیشترین میزان خطای مدل ماشین بردار پشتیبان و مدل برنامه‌نویسی بیان ژن به ترتیب 2.2 و 3.1 درصد از میانگین مقادیر مشاهداتی می‌باشد که با توجه به این داده‌های نمودارهای شکل (۶) مدل ماشین بردار پشتیبان نسبت به مدل برنامه‌نویسی بیان ژن، خطای کمتری دارد، این در حالی است که خطای روش عددی سوان از دو مدل دیگر بیشتر است.

۴- نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر، با توجه به اهداف تعیین‌شده عملکرد مدل عددی سوان و دو مدل مبتنی بر هوش مصنوعی شامل مدل ماشین بردار پشتیبان و مدل برنامه‌نویسی بیان ژن برای پیش‌بینی ارتفاع موج مشخصه منطقه بندر انزلی مورد ارزیابی دقیق قرار گرفت. در جداول بخش (۳) چهار معیار آماری شامل شاخص اربیبی (Bias)، ریشه میانگین مربعات خطاها (RMSE)، ضریب همبستگی (CC) و ضریب پراکندگی (CV) برای مدل‌ها ارائه گردید. تحلیل هر معیار و نتیجه‌گیری کلی به شرح زیر است:

۱- برای معیار آماری شاخص اربیبی (Bias)، مدل SVM با مقدار (0.13) کمترین مقدار را در بین مدل‌ها داشت که بیانگر خطای کم و پیش‌بینی نزدیک به واقعیت این مدل می‌باشد. مدل GEP با مقدار (-0.18) از نظر دقت مدل در رتبه دوم قرار می‌گیرد. لازم به ذکر است که وجود علامت منفی در مقدار این معیار آماری نشان دهنده تمایل مدل به بیش‌تخمینی (Overestimation) می‌باشد. مدل SWAN با داشتن مقدار (0.24) برای این شاخص آماری دارای ضعیف‌ترین عملکرد در بین مدل‌ها بود.

۲- برای معیار آماری ریشه میانگین مربعات خطاها (RMSE)، مدل SVM با مقدار (0.198) کمترین میزان خطا را از خود نشان داد که نمایانگر عملکرد دقیق و کم بودن خطاهای بزرگ در مدل می‌باشد. مدل GEP با مقدار (0.271) در رتبه دوم قرار داشت. مدل SWAN با مقدار (0.311) بیشتر میزان خطا را از خود نشان داد که نشان دهنده زیاد بودن خطاهای بزرگ در این مدل می‌باشد.

قابل‌اعتماد برای پیش‌بینی شرایط دریایی و برنامه‌ریزی عملیاتی مورد استفاده قرار گیرند.

مراجع

- [1] L. Yang, Q. Enrique Rodriguez, B. Yao, Q. Lin, Z. Tang, F. Walter, S. Araya, and Y. Deng. "Making Waves: Harnessing Stormwater for Resilient Water Supply - A Blueprint for Vulnerable Continental Coasts and Oceanic Islands". *Water Research* 268, Part A (2025): 122593
- [2] D. Guillaume, A. Melet, F. Ardhuin, X. Bertin, D. Idier, and R. Almar. "The Contribution of Wind-Generated Waves to Coastal Sea-Level Changes." *Surveys in Geophysics* 40, no. 6 (2019): 1563–1601.
- [3] O. Hafeez, N. Diana, M. Bernstein, K. Cambazoglu, D. Nechaev, A. Abdolali, and J. D. Wiggert. "Wind Forcing, Source Term and Grid Optimization for Hurricane Wave Modelling in the Gulf of Mexico." *Coastal Engineering* 197 (2025): 104692.
- [4] M. Diez, A. Serani, E.F. Campana. "Time-series forecasting of ships maneuvering in waves via dynamic mode decomposition." *J. Ocean Eng. Mar. Energy* 8, no. 4 (2022): 471–478.
- [5] A.S. Dionísio, J. van der Werf, E. Horstman, I. Cáceres, J. Alsina, J. van der Zanden, and S. Hulscher. "Influence of Beach Slope on Morphological Changes and Sediment Transport under Irregular Waves." *Journal of Marine Science and Engineering* 11, no. 12 (2023): 2244.
- [6] A. Seongho, T.D. Tran, and J. Kim. "Systematization of Short-Term Forecasts of Regional Wave Heights Using a Machine Learning Technique and Long-Term Wave Hindcast." *Ocean Engineering* 264 (2022): 112593.
- [7] M. Alday, F. Ardhuin, G. Dodet, and M. Accensi. "Accuracy of Numerical Wave Model Results: Application to the Atlantic Coasts of Europe." *Ocean Science* 18, no. 6 (2022): 1665–1689.
- [8] P.A. Umesh, and M.R. Behera. "On the Improvements in Nearshore Wave Height Predictions Using Nested SWAN-SWASH Modelling in the Eastern Coastal Waters of India." *Ocean Engineering* 236 (2021): 109550.
- [9] L. Guigeng, H. Zhang, T. Lyu, and H. Zhang. "Regional Significant Wave Height Forecast in the East China Sea Based on the Self-Attention ConvLSTM with SWAN Model." *Ocean Engineering* 312, Part 1 (2024): 119064.
- [10] H. Xiaonong, G. Fang, and Y. Ge. "Simplified Models of Wind-Wave Relationships in China's Shallow-Water Coasts Based on SWAN+ADCIRC Simulations." *Ocean Engineering* 305 (2024): 117983.
- [11] C. Peláez-Rodríguez, J. Pérez-Aracil, A. Gómez-Orellana, D. Guijo-Rubio, V. Vargas, P. Antonio Gutiérrez, C. Martínez, and S. Salcedo-Sanz. "Fuzzy-Based Ensemble Methodology for Accurate Long-Term Prediction and Interpretation of Extreme Significant Wave Height Events." *Applied Ocean Research* 153 (October 25, 2024): 104273.
- [12] A. Reisi Dehkordi, A. Tavakkoli, and F. Harris. "Integrating LSTM and EEMD Methods to Improve Significant Wave Height Prediction." In ITNG 2023 20th International Conference on Information Technology-New Generations, 19–25, 2023.
- [13] M. Abbas, Z. Min, Z. Liu, and D. Zhang. "Unravelling Oceanic Wave Patterns: A Comparative Study of Machine Learning Approaches for Predicting Significant Wave Height." *Applied Ocean Research* 145 (February 15, 2024): 103919.
- [14] M.S. Afzal, L. Kumar, V. Chugh, Y. Kumar, and M. Zuhair. "Prediction of Significant Wave Height Using Machine Learning and Its Application to Extreme Wave Analysis." *Journal of Earth System Science* 132 (March 28, 2023).
- [15] Z. Su, H. Chen, and C. Yang. "Hybrid Framework of Deep Extreme Learning Machine (DELm) Based on Sparrow Search Algorithm for Non-Stationary Wave Prediction." *Ocean Engineering* 311, Part 2 (2024): 118993.
- [16] C. Yang, Q. Kong, Z. Su, H. Chen, and L. Johanning. "A Hybrid Model Based on Chaos Particle Swarm Optimization for Significant Wave Height Prediction." *Ocean Modelling* (2025): 102511.
- [17] L. Cavaleri, S. Langodan, P. Pezzutto, and A. Benetazzo. "The Earliest Stages of Wind Wave Generation in the Open Sea." *Journal of Physical Oceanography* 54, no. 3 (2024): 755–766.
- [18] J.A. Smith, and E.R. Johnson. "Wave motion in oceanography: Circular particle paths and energy decay with depth." *J. Mar. Sci. Eng.* 10, no. 3 (2015): 123–135.

...

- [19] N. Kessali, M. Bouhamadouche, and Y. Hemdane. "Near-shore and regional validation of the WAVEWATCH III and SWAN wave models through in situ and satellite observations in the Barcelona Bay and Algerian Coast." *Russian Meteorology and Hydrology* 48, no. 3 (2023): 267–279.
- [20] P.J. Lakshmi, R.A. Apaza, A. Alkhayyat, H.A. Marhoon, and A.A. Alameri. "Hybrid wavelet-gene expression programming and wavelet-support vector machine models for rainfall-runoff modeling." *Water Sci. Technol.* 86, no. 12 (2022): 3205–3222.
- [21] M. Zijlema, V.G.P.H. an Vledder, and L.H. Holthuijsen. "SWAN: Its Recent Developments." *Proceedings of the 13th International Workshop on Wave Hindcasting and Forecasting*, November 10–15, 2013, Banff, Canada.
- [22] C. Ferreira. "Gene expression programming: A new adaptive algorithm for solving problems." Published 2001.
- [23] J. Kaiser, I.C.M. Nogueira, and R.M. Campos. "Evaluation of wave model performance in the South Atlantic Ocean: A study about physical parameterization and wind forcing calibration." *Ocean Dynamics* 72, no. 2 (2022): 137–150.
- [24] S.V. Samiksha, L. Jancy, K. Sudheesh, V.S. Kumar, and P.R. Shanas. "Evaluation of wave growth and bottom friction parameterization schemes in the SWAN based on wave modelling for the central west coast of India." *Ocean Engineering* 235 (2021): 109356.
- [25] A.J. Van der Westhuysen. "Modeling of depth-induced wave breaking under finite depth wave growth conditions." *J. Geophys. Res. Oceans* 115, no. C2 (2010): C02008.
- [26] M.N. Allahdadi, R. He, and V.S. Neary. "Predicting ocean waves along the US east coast during energetic winter storms: sensitivity to whitecapping parameterizations." *Ocean Sci.* 15, no. 1 (2019): 691–715.