

Prediction of significant wave height in Amir Abad Port using artificial intelligence methods (ANFIS, EANN, SVM) and evaluating its results with SWAN numerical model

M.A. Lotfollahi-Yagin^{1*} , A. Mojtahedi¹, A. Aghayi², E. Sadaghiani³

1. Professor, Faculty of Civil Engineering, Tabriz University, Tabriz, Iran.
2. M.Sc. Student, Faculty of Civil Engineering, Tabriz University, Tabriz, Iran.
3. M.Sc., Faculty of Civil Engineering, Tabriz University, Tabriz, Iran.

Abstract

The significant wave height is a critical parameter in the design and analysis of marine structures, as well as in their operational use. Consequently, predicting this parameter greatly contributes to improving the design and analysis of marine structures. Various modeling approaches for wave characteristics include numerical, empirical, and artificial intelligence models. This study employs the SWAN model, which is a third-generation model for the simulation and estimation of wave characteristics. Furthermore, soft computing models, including individual and hybrid artificial intelligence models such as Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS), Support Vector Machine (SVM), and Emotional Artificial Neural Networks (EANN), have been utilized for wave height prediction, using data from the Amirabad buoy for validation purposes. In this research, the model inputs consist of wind speed, while the outputs are the wave heights. The analysis of the different models was carried out using statistical metrics, including bias, root mean square error, coefficient of variation, and coefficient of determination. The evaluation of the models using these statistics indicates an acceptable agreement between the significant wave heights estimated by the SWAN model and the buoy data. Additionally, each of the three artificial intelligence models mentioned demonstrates a relatively accurate capability in predicting wave height. A comparison of the results from the artificial intelligence models revealed that the Support Vector Machine model exhibited higher accuracy than the others. The Support Vector Machine model serves as an alternative method to the SWAN model or other numerical techniques, enhancing modeling outcomes when wave height data is unavailable or lacks the necessary statistical quality.

Review History

Received: Dec 01, 2025

Revised: Jan 12, 2025

Accepted: Mar 11, 2025

Keywords

Significant wave height
Amir abad port
Support Vector Machine
adaptive neuro-fuzzy inference system
artificial neuron networks
SWAN numerical model

* Corresponding Author Email: lotfollahi@tabrizu.ac.ir - ORCID: 0000-0003-2628-4083

پیش‌بینی ارتفاع موج شاخص در بندر امیرآباد با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی (ANFIS, EANN, SVM) و ارزیابی نتایج آن با مدل عددی سوان

محمدعلی لطف الهی یقین^{۱*}، علیرضا مجتهدی^۱، عطا آقائی^۲، ائلیاز صدقیانی^۳

۱. استاد، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز.

۲. دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی سواحل-بندر و سازه‌های دریایی، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز.

۳. کارشناسی ارشد مهندسی سواحل-بندر و سازه‌های دریایی، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز.

چکیده

تاریخچه داوری

ارتفاع موج شاخص، در طراحی و تحلیل سازه‌های دریایی و بهره‌برداری از آنها پارامتر بسیار با اهمیتی می‌باشد در نتیجه پیش‌بینی این پارامتر کمک شایانی به بهبود طراحی و آنالیز سازه‌های دریایی می‌نماید، از روش‌های مدل‌سازی مشخصات امواج می‌توان به مدل‌های عددی، تجربی و هوش مصنوعی اشاره کرد، در این پژوهش از مدل سوان که یکی از انواع مدل‌های نسل سوم در مدل‌سازی و تخمین مشخصات امواج است، استفاده شده است. سپس از مدل‌های مبتنی بر محاسبات نرم شامل مدل‌های منفرد و ترکیبی هوش مصنوعی مانند سیستم استنتاج عصبی-فازی انطباقی، مدل ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی احساسی، در پیش‌بینی ارتفاع موج استفاده شده است و از داده‌های بویه امیرآباد برای درستی آزمایشی استفاده شده است. تحلیل مدل‌های مختلف با استفاده از سنجه‌های آماری اریبی، جذر میانگین مربع خطاها، ضریب پراکندگی و ضریب تبیین، انجام شده است. ارزیابی مدل‌ها توسط آماره‌های فوق، حاکی از هماهنگی قابل قبول ارتفاع موج شاخص بدست آمده از مدل سوان با بویه دارد. همچنین هر سه مدل مبتنی بر هوش مصنوعی مذکور قابلیت پیش‌بینی نسبتاً دقیق پارامتر ارتفاع موج را دارند. همچنین مقایسه نتایج مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی نشان داد که مدل ماشین بردار پشتیبان، نسبت به بقیه مدل‌ها، دقیق‌تر است. مدل ماشین بردار پشتیبان به عنوان روشی جایگزین برای مدل سوان یا سایر روش‌های عددی، در مواردی که داده‌های ارتفاع موج به شکل گسترده در دسترس نبوده و یا کیفیت آماری لازم را ندارد نتایج مدل‌سازی را بهبود می‌بخشد.

کلمات کلیدی

ارتفاع موج شاخص

امیرآباد

ماشین بردار پشتیبان

سیستم استنتاج عصبی-فازی

انطباقی

شبکه عصبی مصنوعی احساسی

مدل سوان

۱- مقدمه

پدیده‌های مرتبط با بنادر و سواحل دنبال می‌نماید. ایران نیز با دارا بودن بیش از پنج هزار کیلومتر خط ساحلی همجوار با آب‌های دریای خزر، خلیج فارس و دریای عمان، ناگزیر از دستیابی به دانش و معلومات گسترده در حوزه امواج و پدیده‌های دریایی موثر بر فعالیت‌های مرتبط با دریا می‌باشد [1].

امواج دریا از بارزترین پدیده‌های دریایی هستند که به علت

دریاها به دلیل امتیازات متنوع اقتصادی، حقوقی و غیره که برای کشورهای همجوار دارند، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار هستند. یکی از مهم‌ترین نقش‌های اقتصادی که بنادر و صنایع دریایی ایفا می‌نمایند، فعالیت‌های ساحلی و لجستیک دریایی می‌باشد. هر کشور غالباً برنامه‌های منظمی را در حوزه مطالعات امواج و

* رایانامه نویسنده مسئول: lotfollahi@tabrizu.ac.ir - ORCID: 0000-0003-2628-4083

کپی‌رایت © ۲۰۲۵، انتشارات دانشگاه تربیت مدرس (TMU Press). این مقاله به صورت دسترسی آزاد منتشر شده و تحت مجوز بین‌المللی Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 قرار دارد (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0>). بر اساس این مجوز، شما می‌توانید این مطلب را در هر قالب و رسانه‌ای کپی، باز نشر و بازآفرینی کنید و یا آن را ویرایش و بازسازی نمایید، به شرط آنکه نام نویسنده را ذکر کرده و از آن برای مقاصد غیرتجاری استفاده کنید.



پیچیدگی فرآیند و ماهیت غیرخطی، از چالش برانگیزترین موضوعات مهندسی دریا محسوب می‌شوند [2]. چنانچه بسیاری از پدیده‌های ساحلی و فراساحلی تحت الشعاع امواج قرار می‌گیرند، امواجی که ویژگی‌هایشان بر اساس توپوگرافی بستر یا سایر عوامل به دست می‌آیند و مولفه‌ها و پارامترهای آنها در تعیین پایداری تأسیسات حفاظتی سازه‌های ساحلی و بنادر و نیز رژیم جریان و آرامش کانال‌ها و حوضچه‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند، اغلب مطالعات و طراحی‌های پروژه‌های ساحلی و دریایی بر پایه داده‌ها و آمار بلند مدت انجام می‌گیرد [3].

برآورد آماری ویژگی‌های امواج در فعالیت‌هایی مانند طراحی، ساخت، نصب و بهره‌برداری از سازه‌های ساحلی و فراساحلی مانند سکوها و دکل‌های نفتی، تفریحی، خطوط انتقال لوله از کف دریا، پایانه‌های فراساحلی، موج شکن‌ها و حمل و نقل دریایی، انتقال رسوب و فرسایش ساحلی دارای اهمیت می‌باشد [4]. این موضوع، متخصصین امر را به مطالعه رژیم امواج در دریاها و سواحل و تخمین و برآورد مشخصه‌های امواج سوق داده است. دانشمندان با بهره‌گیری از روش‌هایی مانند اندازه‌گیری‌های میدانی، مطالعات تئوریک و تحلیلی، مدل‌سازی‌های فیزیکی و شبیه‌سازی‌های عددی همواره تلاش می‌نمایند به شناخت مشخصات امواج در مناطق گوناگون و همچنین تخمین مشخصه‌های امواج محتمل نایل شوند. تخمین ویژگی‌های امواج برای دوره چندروزه آتی نیز یکی دیگر از موضوعات مهم مورد علاقه‌ای است که در راستای تأمین امنیت ناوبری، عملیات دریایی و سفرهای دریایی از اهمیت زیادی برخوردار است. تجارب پژوهشگران نشان داده است در برخی موارد، ناآگاهی از وضعیت امواج و یا عدم پیش بینی درست مشخصات امواج، منجر به وارد آمدن لطمه‌های بسیار به برخی تأسیسات و سازه‌ها مانند غرق شدن سکوها یا شناورهای دریایی شده است [5].

برآورد دقیق مشخصات امواج از جمله ارتفاع موج به علت آثار غیرقابل انکاری که بر مسائل ایمنی بنادر، و رسوب گذاری و فرسایش مناطق ساحلی و همچنین بهینه‌سازی طراحی سازه‌ها و تأسیسات دریا دارد، از بایدها و لزوم هر طرح و پروژه دریایی می‌باشد [6]. امواج در اقیانوس‌ها انواع مختلف دارند اما امواجی که معمولاً در ساحل مشاهده می‌شود، توسط باد ایجاد می‌شوند. نوعی دیگر از انواع امواج، سونامی نام دارد که بر اثر زمین‌لرزه

زیرآبی یا لغزش صخره‌ها و بستر دریا بوجود می‌آیند و می‌توانند موجب خرابی‌های عظیم و تلفات انسانی شوند. نوع دیگر امواج، امواج موسوم به جزر و مدی هستند که در پاسخ به نیروهای وارد شده از سمت ماه و خورشید در اقیانوس‌ها حرکت می‌کنند. جزر و مد از اقیانوس‌ها سرچشمه می‌گیرد و به سمت خطوط ساحلی پیش می‌رود و به صورت افزایش و کاهش منظم سطح آب ظاهر می‌شود. بطور کلی امواج ناشی از باد به نسبت سایر امواج مذکور، از اهمیت بیشتری برخوردارند و نقش ویژه‌ای در ترکیب سواحل و هندسه آن بازی می‌کنند. بررسی‌های نشان می‌دهد که بخش عمده‌ای از خرابی‌های سازه‌های ساحلی و همچنین شکست در طرح‌های اجرایی، ناشی از در نظر گرفتن ارتفاع امواج کمتر از مقدار واقعی بوده و یا غیر اقتصادی شدن طرح‌ها به علت تخمین دست بالای ارتفاع امواج بوده است [7].

یکی از راه‌های دسترسی به پیش‌بینی مشخصه‌های امواج، آگاهی از میدان باد و حل معادلات انتقال انرژی امواج در محدوده مورد نظر بر پایه میدان ورودی باد است. در حال حاضر با پیشرفت و توسعه تکنولوژی و ابزار فن‌آوری و ارتقای توان محاسباتی پردازنده‌ها، مدل‌های عددی مختلف و پیچیده‌ای برای مدل‌سازی امواج توسعه داده شده‌اند. مدل‌های مذکور بیشتر در قالب سه نسل و با انواع گوناگون بر پایه تفکر رشد طیفی موج توسعه داده شده و سیستم‌ها و فرآیندهای وسیع فیزیکی را شامل می‌شوند. این مدل‌های عددی انواع مختلفی را شامل می‌شود که می‌توان به مدل‌های Mike21، WAM، WAVEWATCH III، SWAN به عنوان بخشی از مدل‌های عددی مورد استفاده اشاره نمود [8].

به موازات استفاده از روش‌های عددی، با پیشرفت تکنولوژی و ارتقای سرعت و دقت محاسباتی پردازنده‌ها، روش‌های آماری بر پایه سری‌های زمانی و همچنین بهره‌گیری از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی نیز به منظور مدل‌سازی مشخصه‌های امواج دریا، مورد استفاده قرار می‌گیرند، مشخصه برتری مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، قابلیت آن در منطقی سازی و انجام کارهایی است که برای دریافت یک نتیجه خاص بیشترین شانس را دارد، یادگیری ماشینی، زیر مجموعه‌ای از هوش مصنوعی می‌باشد که به مفهومی می‌پردازد که برنامه‌های کامپیوتری می‌توانند به طور خودکار از داده‌های جدید، آموزش دیده و با آنها سازگاری پیدا کنند. هوش مصنوعی به طور مداوم در حال پیشرفت است تا

موج مدل‌های فاز متوسط یا تصادفی هستند و بر اساس معادله تعادل کنش طیف موج، به شبیه‌سازی امواج دریا می‌پردازند [11].

۲-۳- داده‌های استفاده شده در پژوهش

به منظور آنالیز آماری و همچنین راه‌اندازی و ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی امواج از اطلاعات باد و موج بویه که به صورت مداوم و در فواصل زمانی یک ساعته در کل شبانه روز ثبت شده، استفاده شده است، باد مهم‌ترین عامل ایجاد امواج بوده و مطالعات انجام شده بیانگر این است که دقت مدل‌های تخمین موج، بطور مستقیم به دقت داده‌های باد ورودی به مدل، وابسته است. به طوری که اندک خطای موجود در داده‌های باد می‌تواند منجر به خطاهای نسبتاً زیادی در مقادیر ارتفاع و پریرود موج پیش‌بینی شده، شود، پس در اجرای یک مدل عددی تولید موج، در اختیار داشتن اطلاعات دقیق و کافی باد در محدوده مدلسازی از اهمیت فراوانی برخوردار است. تا چندی پیش، اندازه‌گیری باد روی سطح دریا به اندازه‌گیری‌های بویه‌ای و اندازه‌گیری از روی کشتی محدود می‌شد. اندازه‌گیری‌های باد انجام شده به وسیله‌ی ماهواره‌های مختلف از نظر فواصل مکانی و زمانی هنوز به مرحله‌ی نرسیده اند که قابل استفاده برای اجرای مدل‌های پیش‌بینی امواج باشد. ایستگاه‌های سینوپتیک یا همدیدی در سراسر دنیا اطلاعات مربوط به باد، شامل سرعت و جهت و پارامترهای دیگر را در فواصل زمانی ۳ ساعته برداشت می‌کنند، مقایسه اطلاعات باد ساحلی با باد ثبت شده توسط بویه‌ها و همچنین باد محاسبه شده توسط مدل‌های هواشناسی جهانی در کنترل کیفی داده‌های ورودی به مدل و اصلاح آنها مفید خواهد بود. در این تحقیق داده‌های بویه امیرآباد برای واسنجی (کالیبراسیون) درستی‌آزمایی استفاده شده است، این داده‌ها از موسسه ملی اقیانوس شناسی دریافت شده است.، اطلاعات ثبت شده‌ی این بویه شامل تمام ماه‌های سال ۲۰۰۱ بود که از این اطلاعات برای واسنجی و درستی‌آزمایی نتایج مدل استفاده شد. در این مطالعه از داده‌های ERA5 با بازه‌های زمانی یک ساعته برای سال ۲۰۰۱ برای ورودی به مدل استفاده شده است. این داده‌ها پنجمین نسل داده‌های بازتحلیل آب و هوای جهانی است که توسط سرویس تغییرات آب و هوایی کوپرنیک (CSR) در مرکز اروپایی پیش‌بینی میان مدت هوا (ECMWF) می‌باشد، این اطلاعات شامل مؤلفه‌های باد در ارتفاع ۱۰ متری از

صنایع مختلف از آن بهره‌مند شود و در مواردی که روش‌های معمول نمی‌توانند برون‌داد محاسباتی و ارتباطاتی صحیح و دقیقی از مسئله ارائه دهند، بکار گرفته می‌شوند. پس روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در بخش مطالعات مربوط به مهندسی دریا نیز به در کنار بهره‌مندی از روش‌های عددی، در مدل‌سازی امواج مورد استفاده قرار گرفته است [9].

بکارگیری روش‌های فوق به دلیل ماهیت غیرخطی و پیچیده امواج به عنوان ابزار محاسباتی نرم، قادر به پیش‌بینی و مدل‌سازی ارتفاع موج شاخص، پریرود موج شاخص و یا پریرود قله طیف بر اساس پارامترهای مختلف از جمله سرعت باد، جهت باد، مدت تداوم باد و غیره می‌باشد.

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. این امواج به صورت 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 نیستند، بلکه جابه‌جایی انرژی در میان ذرات آب را نشان می‌دهند [10].

۲-۲- مدل عددی نسل سوم SWAN

از مهم‌ترین و پرکاربردترین مدل‌های نسل سوم، مدل نسل سوم SWAN است که در آغاز 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 جسته است. در آخرین ورژن این مدل، متد Finite Volume برای حل این معادله روی گره‌بندی نامنظم مثلثی بکار گرفته شده است. لازم به توضیح است سازوکار رشد و از بین رفتن امواج در آب عمیق نیز در مدل موجود می‌باشد و مدل قابلیت استفاده در آب‌های عمیق را نیز دارد. مدل‌های نسل سوم

مدل‌ها نیز نمایش داده شده و دقت مدل‌ها مورد مقایسه قرار گرفته است [12].

۲-۵- شبکه محاسباتی

شبکه محاسباتی مدل، دربرگیرنده شبکه مکانی و شبکه طیفی است، در این پژوهش شبکه محاسباتی اولیه (بزرگتر) برای این پژوهش به صورت منظم مستطیلی با طول ۸/۵ درجه (از ۴۶/۵ درجه تا ۵۶ درجه) در راستای شرقی-غربی و عرض ۱۱ درجه (از ۳۶/۵ تا ۴۷/۵ درجه) در راستای شمالی-جنوبی می‌باشد، بطوریکه طول این المان ۱۲۰۱ کیلومتر و عرض آن ۸۴۱ کیلومتر می‌باشد، در مدل ریز که طبیعتاً برای دستیابی به نتایج دقیق‌تر انتخاب شده است، طول و عرض به ترتیب ۱/۲ درجه (از ۵۲/۸ درجه شرقی تا ۵۴ درجه شرقی) و ۰/۵ درجه (از ۳۶/۸ درجه شمالی تا ۳۷/۳ درجه شمالی) در نظر گرفته شده است، این شبکه به ۱۲۰ قسمت در راستای طولی و ۵۰ قسمت در راستای عرضی تقسیم‌بندی شده است، همچنین شبکه زاویه‌ای به صورت دایره‌ای کامل در ۱۸ قطاع و شبکه بسامدی از بسامد ۰/۰۸ تا ۱ تغییر می‌کند و به ۲۰ قسمت بصورت لگاریتمی تقسیم‌بندی شده است.

۲-۶- دوره‌های واسنجی و درستی‌آزمایی

لازم است مدل اجرا شده برای یک دوره زمانی کالبره یا واسنجی شود تا اختلاف نتایج مدل با مقادیر واقعی به کمترین مقدار خود تقلیل یابد، انتخاب محل و بازه زمانی واسنجی و درستی‌آزمایی مدل بطور مستقیم به داده‌های قابل دسترس و موجود بستگی دارد، از نقطه نظر محل، بویه بندر امیرآباد محلی می‌باشد که اطلاعات اندازه‌گیری شده قابل اعتمادی از ویژگی‌ها و مشخصات امواج را دارد. مبنای انتخاب دوره زمانی واسنجی، داشتن اطلاعات همزمان بویه امیر آباد در آن دوره است، در این تحقیق برای اجرای مدل به منظور واسنجی آن یک دوره زمانی ۶ روزه انتخاب شد. پس از انجام واسنجی مدل به منظور اطمینان از درستی نتایج، یک دوره زمانی ۳ روزه برای درستی‌آزمایی مدل در نظر گرفته شده است به عبارتی از ۶۷٪ داده‌ها برای واسنجی و از ۳۳٪ داده‌ها برای درستی‌آزمایی استفاده شده است.

۲-۷- واسنجی مدل

به منظور انجام واسنجی مدل در حالت کلی از تغییر ضرایب مربوط به افت انرژی ناشی از اصطکاک بستر، شکست ناشی از

سطح آب هستند. با استفاده از نرم افزار Panoply، فایل‌های دانلود شده با پسوند GRIB، را باز کرده سپس پارامتر موردنظر انتخاب و به صورت CSV خروجی گرفته شده است. همچنین برای جاگذاری در مدل SWAN این اطلاعات به فایل Text با پسوند abt و ماتریسی تبدیل شده است. از دیگر داده‌های مورد استفاده در مدل‌سازی، می‌توان به داده‌های ژرفاسنجی اشاره کرد، با بهره‌گیری از مدل SWAN اطلاعات ژرفاسنجی که به عنوان ورودی مدل منظور شده است، به صورت یک ماتریس مستطیلی با درشت‌نمایی یک شصتم درجه بوده که از سایت NOAA تهیه شده است که کل دریای خزر را زیر پوشش قرار می‌دهد. داده‌های موجود در سایت NOAA برای ژرفاسنجی شامل فرمت‌های متعددی از جمله XYZ می‌باشد که در این تحقیق از همین فرمت برای اجرای مدل SWAN استفاده شد.

۲-۴- فرایند مدل‌سازی

برای شروع فرایند مدل‌سازی، ابتدا استقرار مدل عددی SWAN انجام می‌گیرد، منظور از استقرار مدل، تبیین هندسه و شرایط طبیعی موضوع با بیشترین دقت و به شکل قابل حل توسط مدل است، همچنین چگونگی و مراحل حل مسأله با استفاده از مدل در این فرایند معرفی می‌شوند، در این بخش تعریف شبکه‌های محاسباتی و سایر موارد لازم مورد اجرا قرار می‌گیرند، در این فرایند تعریف مشخصات شبکه محاسباتی و ورودی‌ها، فیزیک مسئله، شرایط اولیه و شرایط مرزی و خروجی‌ها انجام می‌گیرد. بعد از استقرار و برپایی مدل و به دنبال حساسیت‌سنجی مدل نسبت به پارامترهای ورودی، واسنجی و درستی‌آزمایی می‌شود تا اعتبار مدل مورد سنجش قرار گیرد پس از انجام درستی‌سنجی و اطمینان از درستی مدل‌سازی، مدل برای دوره زمانی که در آن، داده‌های باد اخذ شده‌اند، اجرا می‌شود تا مشخصات موج را تولید نماید همچنین تعیین دوره زمانی برای واسنجی برای کاهش اختلاف نتایج با مقادیر اندازه‌گیری شده اهمیت بسزایی دارد سپس جزئیات پیش‌بینی ارتفاع موج مشخصه با استفاده از مدل عددی SWAN ارائه می‌گردد در ادامه، مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی احساسی و سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی برای مقایسه مقادیر مشاهداتی و مقادیر محاسباتی هر مدل، ارائه شده است. همچنین جداول مربوط به شاخص‌های آماری

مدل، این پدیده در نظر گرفته خواهد شد.

جدول ۱. پارامترهای آماری گزینه‌های اصطکاک بستر روی خروجی مدل

Table 1. Statistical parameters of different options for Bed Friction on the model output

SWAN RUN	Hs (m)			
	Bias	RMSE	R ²	CV
Without Friction	0.129	0.232	0.54	0.60
Jonswap	0.105	0.198	0.61	0.61
Collins	0.097	0.183	0.66	0.62
Madsen	0.084	0.140	0.74	0.67

جدول ۲. پارامترهای آماری ضریب زبری (Kn) روی خروجی مدل

Table 2. Statistical parameters of different Kn on model output

SWAN RUN	Hs (m)			
	Bias	RMSE	R ²	CV
Madsen: Kn = 0.03	0.088	0.167	0.79	0.60
Madsen: Kn = 0.05	0.085	0.159	0.77	0.61
Madsen: Kn = 0.07	0.078	0.152	0.73	0.69

جدول ۳. پارامترهای آماری شکست موج روی خروجی مدل

Table 3. Statistical parameters of breaking wave on the model output

SWAN RUN	Hs (m)			
	Bias	RMSE	R ²	CV
Without breaking	0.095	0.170	0.52	0.53
With breaking	0.074	0.151	0.77	0.68

۲-۷-۴- تاثیر ایجاد سفیدک راس موج

در مدل SWAN 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. در مورد مدل SWAN باید گفت در این مدل نمی‌توان میزان انرژی ورودی را تغییر داد پس صرفاً باید از بین یکی از گزینه‌های Komen و Janssen انتخاب نمود. ولی میزان افت ناشی از ایجاد سفیدک رأس موج را با تنظیم ضریب سفیدک موج می‌توان مشخص نمود، با اعمال موارد فوق، نتایج مربوطه در جدول (۴) آورده شده است، 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 فیزیکی منجر به انحراف بیشتر در نتایج شده است [14]. در مدل SWAN تیزی موج می‌تواند تأثیر زیادی بر استهلاک

کاهش عمق موج و افت ناشی از ایجاد سفیدک رأس موج بهره گرفته می‌شود، پارامترهای مربوط به مکانیسم سفیدک رأس موج که به نوعی کنترل‌کننده میزان رشد موج است، مطلوب‌ترین و در دسترس‌ترین فاکتور مدل، برای واسنجی نتایج است [13].

۲-۷-۱- اصطکاک بستر

در مدل SWAN برای محاسبه افت انرژی ناشی از اصطکاک بستر دریا سه گزینه متفاوت (گزینه پیش فرض Jonswap و دو گزینه دیگر Collins و Madsen) وجود دارد که برای کاربر قابل انتخاب می‌باشد، به منظور بررسی تأثیر این پارامتر 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 برای محاسبه افت انرژی ناشی از اصطکاک بستر نیز مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند. در جدول (۱) شاخص‌های آماری یاد شده برای ارتفاع موج مشخصه Hs نشان داده شده است، جدول (۱) 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.

۲-۷-۲- تاثیر ضریب زبری

مقدار پیش‌فرض برای ضریب Kn که نشان دهنده مقیاس طول زبری در بیان Madsen می‌باشد، برابر 0.05 است. مدل SWAN یک بار با این مقدار پیش‌فرض (Kn=0.05) و همچنین با (Kn=0.03) و (Kn=0.07) اجرا شده است، نتایج مربوطه در جدول (۲) آورده شده است، همانطور که در جدول (۲) دیده می‌شود برای (Kn=0.03) نتایج از دقت کمتری برخوردار هستند و همچنین نتایج با (Kn=0.07) از دقت بالاتری برخوردار می‌باشد.

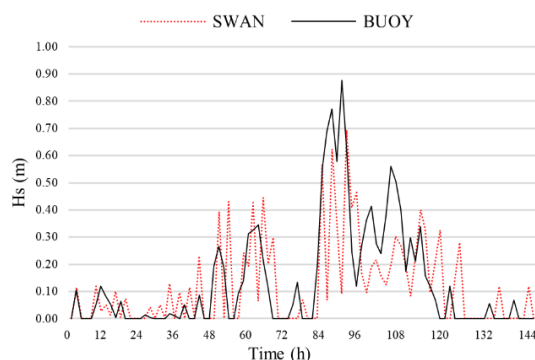
۲-۷-۳- تاثیر شکست موج

به منظور مطالعه روی اثر شکست موج ناشی از کاهش عمق 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، نتایج مربوط به این آزمایش در جدول (۳) آورده شده است و همانطور که در جدول (۳) مشاهده می‌شود، در نظر گرفتن این پارامتر باعث بهبود محسوس نتایج مدل می‌شود، بنابراین در شبیه‌سازی‌هایی که انجام خواهد گرفت به منظور ارتقای دقت

جدول ۵. مروری بر پارامترهای مدل‌های پیش‌بینی موج

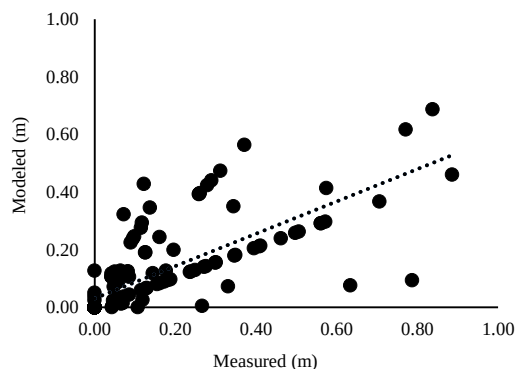
Table 5. Parameter Overview for Wave Prediction Models

Parameter	SWAN	SVM	ANFIS	EANN
Whitcapping dissipation coefficient	Cds1=2.0	-	-	-
Depth-induced breaking	$\gamma = 0.8$	-	-	-
Kernel type	-	Gaussian	-	-
Number of layers	-	-	5	2
Number of membership functions	-	-	5	-
Type of membership functions	-	-	Gaussian	-
Training algorithm	Empirical adjustment	Cross-Validation	Gradient Descent	GA
Calibration method	Empirical adjustment	Kernel and parameter tuning via Grid Search	Fuzzy rule tuning	AT via EA



شکل ۱. سری زمانی ارتفاع امواج مشخصه برای دوره واسنجی بین مقادیر اندازه‌گیری شده و مدل SWAN

Fig. 1. Significant wave height time series between measured and SWAN modeled values during calibration period



شکل ۲. پراکندگی مقادیر اندازه‌گیری شده و مدل‌سازی شده ارتفاع موج مشخصه برای دوره واسنجی

Fig. 2. Scatter plot between measured and modeled values of significant wave height during calibration period

ناشی از ایجاد سفیدک در رأس موج داشته باشد، باید برای بررسی این پدیده، در دوره‌های زمانی مختلف مدل اجرا شود و با داده‌های واقعی کالیبره شود، پس از اجراها بسیار در نهایت برای محاسبه تاثیر اتلاف ناشی از ایجاد سفیدک راس موج از گزینه Komen با ضریب سفیدک برابر با (Cds1=2.0) استفاده شد.

۳- نتایج و بحث

۳-۱- واسنجی و درستی‌آزمایی مدل

در این مطالعه، مقدار گام زمانی بر اساس بررسی‌های اولیه و آزمایشات مختلف تنظیم شده است تا از پایداری عددی اطمینان حاصل شود و در عین حال دقت مدل حفظ گردد. گام‌های زمانی انتخاب شده به این صورت بوده است که عدد کورانت در محدوده پایداری برای هر نوع شبکه (بزرگ، متوسط و کوچک) قرار گیرد، این انتخاب‌ها به دنبال انجام آزمایش‌های عددی برای تأمین دقت مدل در هر مقیاس و همچنین اطمینان از پایداری مدل به دست آمده است. به این صورت که گام‌های زمانی ۱ دقیقه برای شبکه کوچک، ۲ دقیقه برای شبکه متوسط و ۵ دقیقه برای شبکه بزرگ، به عنوان بهترین انتخاب برای هر مقیاس از شبکه پس از بررسی پایداری و دقت به دست آمده‌اند. نتایج واسنجی مدل در شکل (۱) به صورت سری زمانی و در شکل (۲) به صورت نمودار پراکندگی آمده است.

از شکل (۱) می‌توان استنباط نمود که روند کلی ارتفاع موج شاخص مدل‌سازی شده با مدل SWAN با مقدار اندازه‌گیری شده بویه، منطبق است، اما در مقادیر بالا، به صورت دست پایین محاسبه شده‌اند؛ ارتفاع بلندترین قله در دوره واسنجی داده‌های بویه ۰.۸۸۵ متر است و در نتایج حاصل از مدل ۰.۶۸۶ است، علت این امر می‌تواند به دلیل دست پایین محاسبه نمودن قله‌ها در مدل SWAN و یا وزش تندبادهای ناگهانی باشد.

جدول ۴. پارامترهای آماری گزینه‌های مختلف سفیدک راس موج روی

خروجی مدل

Table 4. Statistical parameters of different options for White Capping on the model output

SWAN RUN	Hs (m)			
	Bias	RMSE	R ²	CV
Janssen	0.058	0.128	0.64	0.75
Komen	0.027	0.098	0.68	0.81
Without White capping	0.071	0.135	0.59	0.72

پارامترهای آماری برای ارتفاع موج مشخصه در این دوره در جدول (۷) آورده شده است.

چگونگی تغییرات ارتفاع موج شاخص بر حسب زمان در دوره صحت‌سنجی در شکل (۳) نشان داده شده است.

مطابق انتظار، دقت خروجی مدل در دوره زمانی صحت‌سنجی نیز همانند دوره واسنجی از میزان قابل قبولی برخوردار است، مقدار متوسط ارتفاع شاخص مدلسازی شده در این دوره برابر با 0.087 متر می‌باشد.

۳-۲- مدل‌های هوش مصنوعی

نتایج سه مدل شبکه عصبی احساسی، سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی و ماشین بردار پشتیبان برای ارتفاع موج شاخص در مقایسه با مقادیر اندازه‌گیری شده به صورت نمودار سری زمانی در شکل (۴) ارائه شده است.

در شکل (۵) چگونگی پراکنش میان مقادیر مشاهدات اندازه‌گیری و محاسباتی توسط مدل‌های EANN، ANFIS و SVM نشان داده شده است. 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 برابری مقادیر مشاهداتی و محاسباتی بر اساس خط $Y=X$ دارد.

۴- نتیجه‌گیری

یک مدل، زمانی می‌تواند ادعا کند که یک برآورد دقیق ارائه می‌دهد که معیار خطاهای آن کمترین باشد، در جداول و نمودارهای بخش قبل پنج معیار آماری شامل ضریب تغییرات، ضریب تعیین، میانگین خطای مطلق، ریشه میانگین مربعات خطا و انحراف سیستماتیک برای مدل‌ها ارائه شد. تحلیل هر معیار و نتیجه‌گیری کلی به شرح زیر است:

نتایج حاصل از مقادیر خطاهای هر سه مدل در جدول (۸) نشان داده شده است و در شکل (۶) مقایسه شده‌اند، مشاهده می‌شود که هر سه مدل در بهترین حالت خود، به خوبی توانسته‌اند ارتفاع موج مشخصه مورد مطالعه را پیش‌بینی کنند اما روش SVM نسبت به روش‌های EANN و ANFIS دقت بالاتر و خطای کمتری دارد، این در حالی است که دقت پیش‌بینی هر سه مدل نسبت به مدل عددی SWAN بالاتر بود.

جدول ۶. پارامترهای آماری پیش‌بینی ارتفاع موج مشخصه در دوره واسنجی

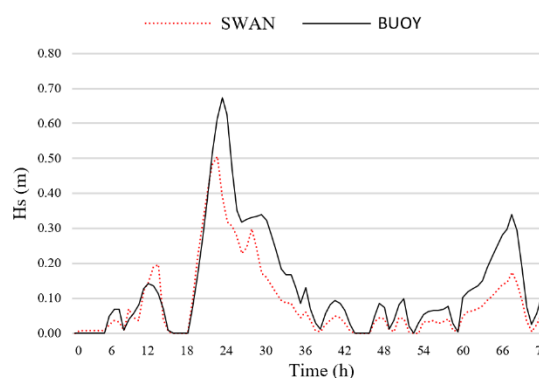
Table 6. Statistical parameters of significant wave height prediction during calibration period

SWAN RUN	Hs (m)			
	Bias	RMSE	R ²	CV
Hs	0.165	0.134	0.561	0.173

جدول ۷. پارامترهای آماری پیش‌بینی ارتفاع موج مشخصه در دوره درستی‌آزمایی

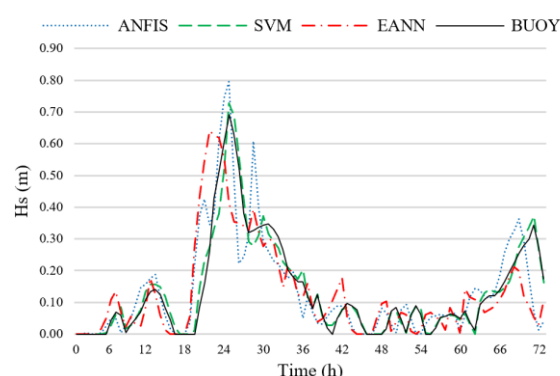
Table 7. Statistical parameters of significant wave height prediction during verification period

SWAN RUN	Hs (m)			
	Bias	RMSE	R ²	CV
Hs	0.168	0.079	0.747	0.113



شکل ۳. سری زمانی ارتفاع امواج مشخصه برای دوره صحت‌سنجی مقادیر اندازه‌گیری شده و مدل SWAN

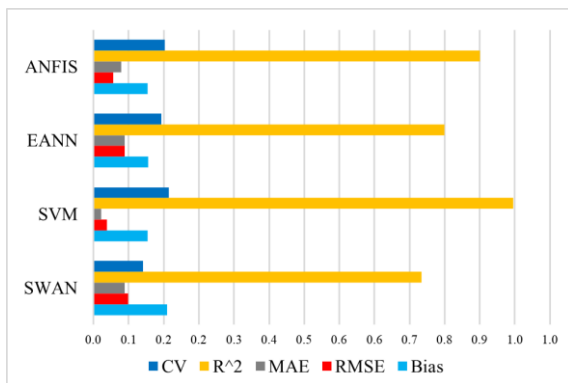
Fig. 3. Significant wave height time series between measured and SWAN modeled values during verification period



شکل ۴. سری زمانی ارتفاع امواج مشخصه بین مقادیر مشاهداتی با مقادیر شبیه‌سازی شده به روش‌های SVM، EANN، ANFIS

Fig. 4. Significant wave height time series between observational and simulated values using EANN, ANFIS, SVM models

پارامترهای آماری برای ارتفاع موج مشخصه محاسبه شده در دوره واسنجی در جدول (۶) آورده شده است.



شکل ۶. نمودار مقایسه پارامترهای آماری مدل‌ها

Fig. 6. Bar chart for the comparison of statistical parameters across models

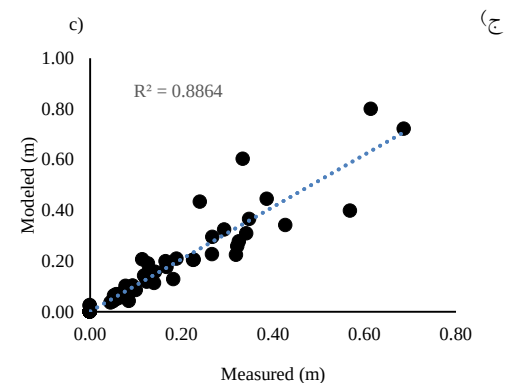
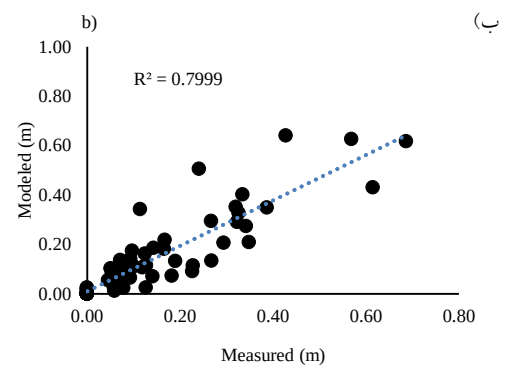
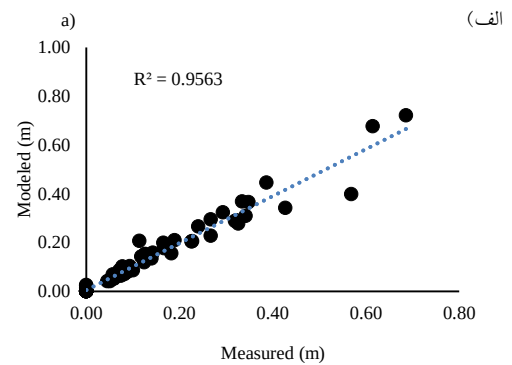
۱- برای معیار ضریب تغییرات (CV)، مدل SWAN با مقدار (0.113) کمترین مقدار پراکندگی را در پیش‌بینی‌های خود نشان داده است که به معنای پایداری بیشتر نتایج این مدل است، مدل SVM با مقدار (0.171) بیشترین مقدار را دارد که نشان‌دهنده تنوع بیشتر خطا در پیش‌بینی این مدل است و دو مدل EANN و ANFIS هر دو مقادیر متوسطی ارائه دادند.

۲- برای معیار ضریب تعیین (R^2)، مدل SVM با مقدار (0.956) بهترین عملکرد را دارد، که نشان می‌دهد این مدل به خوبی تغییرات داده‌های واقعی را توضیح می‌دهد، مدل SWAN با مقدار (0.747) ضعیف‌ترین عملکرد را در بین مدل‌ها دارد و دو مدل EANN و ANFIS هر دو مقادیر متوسطی داشتند.

۳- برای معیار میانگین خطای مطلق (MAE)، مدل SVM با مقدار (0.017) کمترین مقدار را دارد که نشانگر دقت بالا و خطای کم این مدل است، دو مدل SWAN و EANN با مقادیر نزدیک بهم (0.071) عملکرد ضعیف‌تری نسبت به مدل‌های دیگر در پیش‌بینی از خود نشان دادند.

۴- برای معیار ریشه میانگین مربعات خطا ($RMSE$)، مدل SVM با مقدار (0.031) کمترین مقدار را از خود نشان داد که نمایانگر عملکرد دقیق و کاهش خطاهای بزرگ می‌باشد، مدل ANFIS با مقدار (0.045) عملکردی نزدیک به مدل SVM داشت و دو مدل SWAN و EANN با مقادیر (0.079) و (0.071) ضعیف‌ترین عملکرد را داشتند.

۵- برای معیار انحراف سیستماتیک ($Bias$)، سه مدل SVM و EANN و ANFIS با مقادیر (0.123) و (0.124) و (0.123) که بیانگر خطای کم و پیش‌بینی نزدیک به واقعیت این مدل‌ها است، عملکرد



شکل ۵. پراکنش بین مقادیر اندازه‌گیری شده و مدل‌سازی شده ارتفاع امواج

مشخصه الف) مدل SVM ب) مدل EANN ج) مدل ANFIS

Fig. 5. Scatter plot between measured and modeled values of significant wave height a) SVM model b) EANN model c) ANFIS model

جدول ۸. پارامترهای آماری مقادیر ارتفاع امواج مشخصه مدل‌ها

Table 8. Statistical parameters of significant wave height values across models

	Hs (m)				
	Bias	RMSE	R^2	MAE	CV
EANN	0.124	0.071	0.799	0.07102	0.155
ANFIS	0.123	0.045	0.88	0.06327	0.162
SVM	0.123	0.031	0.956	0.01717	0.171
SWAN	0.168	0.079	0.747	0.07112	0.113

مشابهی داشتند در مقابل مدل SWAN با مقدار (0.168) عملکرد ضعیف‌تری ارائه داد.

در پژوهش حاضر عملکرد رویکرد عددی SWAN و مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی به منظور مدل‌سازی و پیش‌بینی ارتفاع موج مشخصه در منطقه امیرآباد مورد ارزیابی قرار گرفت، بررسی‌های انجام گرفته در این تحقیق نشان داد که با توجه به معیارهای ارزیابی که پیش‌تر به تفصیل بیان شد، مدل SVM با عملکرد برتر در معیارهای (R^2) ، (RMSE) و (MAE) بهترین مدل در این مقایسه می‌باشد همچنین مدل ANFIS با عملکردی نزدیک به مدل SVM عملکرد مناسبی داشته و گزینه‌ای قابل اعتماد است هرچند که دقت کمتری نسبت به مدل SVM ارائه داد. مدل EANN با مقادیر متعادل در تمامی معیارها عملکردی متوسط از خود نشان داد و برای شرایطی که پیچیدگی محاسباتی کمتری دارد، می‌تواند به کار گرفته شود. مدل SWAN نسبت به مدل‌های دیگر دقت کمتری ارائه داد.

بخشی از خطای مدل در هر سه رویکرد فوق می‌تواند مربوط به خطای داده‌های ورودی باشد که ممکن است ناشی از ثبت نادرست برخی داده‌ها توسط دستگاه اندازه‌گیری باشد، تمامی مدل‌ها در شبیه‌سازی مقادیر اوج، دقت نسبی کمی داشته‌اند به طوری که با افزایش میزان ارتفاع، دقت مدل کاهش می‌یابد.

دقت مدل‌ها در پیش‌بینی ارتفاع موج مشخصه تأثیر مستقیمی بر مدیریت بندر و فرایندهای تصمیم‌گیری عملیاتی دارد. مدل‌هایی مانند SVM و ANFIS با دقت بالاتر در معیارهای آماری کلیدی، می‌توانند به عنوان ابزارهای قابل اعتماد برای پیش‌بینی شرایط دریایی و برنامه‌ریزی عملیاتی مورد استفاده قرار گیرند. از جمله کاربردهای کلیدی این مدل‌ها می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

- ۱- بهبود ایمنی ناوبری در ورودی‌ها و خروجی‌های بندر.
 - ۲- کاهش ریسک تأخیر یا لغو عملیات دریایی به دلیل شرایط نامساعد پیش‌بینی نشده.
 - ۳- بهینه‌سازی برنامه‌ریزی‌های مرتبط با بارگیری و تخلیه در اسکله‌ها.
- بنابراین، دقت بالاتر مدل‌ها در شبیه‌سازی مقادیر اوج و شرایط پیچیده می‌تواند تصمیم‌گیری استراتژیک را برای مدیریت بندر تسهیل کند.

برای استفاده مؤثر از این مدل‌ها در بنادر مشابه، پیشنهاد می‌شود که موارد زیر در نظر گرفته شود:

- ۱- تنظیم پارامترهای مدل‌ها بر اساس داده‌های میدانی هر بندر و استفاده از داده‌های بویه‌ها و ایستگاه‌های هواشناسی محلی برای واسنجی دقیق‌تر.
 - ۲- استفاده ترکیبی از مدل‌های عددی و مدل‌های هوش مصنوعی برای پوشش نقاط ضعف هر کدام. به عنوان نمونه استفاده از مدل SWAN برای مناطق ساحلی و کم‌عمق و استفاده از مدل SVM برای پیش‌بینی مقادیر اوج امواج.
 - ۳- گسترش بانک داده از طریق جمع‌آوری داده‌های بلندمدت و متنوع برای افزایش دقت آموزش مدل‌های هوش مصنوعی و استفاده از داده‌های شبیه‌سازی شده در شرایط حدی برای بهبود دقت مدل‌ها در پیش‌بینی رویدادهای شدید.
 - ۴- پیاده‌سازی در زمان واقعی با ادغام مدل‌های دقیق‌تر با سامانه‌های مدیریت بندر برای ارائه پیش‌بینی‌های زمان واقعی و تصمیم‌گیری فوری.
- پیشنهادات فوق می‌تواند منجر به بهبود عملکرد مدل‌ها و افزایش قابلیت اطمینان آن‌ها در مدیریت بندر مشابه در نقاط مختلف شود.

قدردانی نویسندگان

نویسندگان مراتب قدردانی خود را از داوران این تحقیق اعلام می‌دارند. نظرات سازنده آنها باعث بهبود کیفی تحقیق شد.

تعارض منافع

نویسندگان اعلام می‌کنند که هیچ نوع تعارض منافع وجود ندارد.

سهم نویسندگان

تمامی نویسندگان به یک اندازه در این تحقیق مشارکت داشتند.

منابع مالی

این تحقیق بدون دریافت حمایت مالی صورت گرفته است.

References

1. Hajian, R. & Amiri, M. 2024. Development and

Evolution of Maritime Law from the Perspective of International Law. In: 7th National Congress in Human

- Sciences, Tehran, Iran. (In Persian)
2. Bitner-Gregersen, E.M., Gramstad, O., Magnusson, A.K. & Malila, M. 2020. Challenges in Description of Nonlinear Waves Due to Sampling Variability. *Journal of Marine Science and Engineering*, 8(4), p. 279.
 3. Naibi, R., Bakhtiari, M., Sadri Nasab, M. & Shahni Karamzadeh, N. 2016. Investigating the effect of refractive index and bed roughness on the propagation pattern of wind waves in near-shore areas. *Irrigation Science and Engineering*, 39(4), pp. 133-145. (In Persian)
 4. Neary, V.S., Ahn, S., Seng, B.E., Allahdadi, M.N., Wang, T., Yang, Z. & He, R. 2020. Characterization of Extreme Wave Conditions for Wave Energy Converter Design and Project Risk Assessment. *Journal of Marine Science and Engineering*, 8(4), p. 289.
 5. Makris, C., Papadimitriou, A., Baltikas, V., Spiliopoulos, G., Kontos, Y., Metallinos, A., Androulidakis, Y., Chondros, M., Klonaris, G., Malliouri, D., Nagkoulis, N., Zissis, D., Tsoukala, V., Karambas, T. & Memos, C. 2024. Validation and Application of the Accu-Waves Operational Platform for Wave Forecasts at Ports. *Journal of Marine Science and Engineering*, 12(2), p. 220. [https://doi.org/10.3390/jmse12020220]
 6. Salah, H. & Elbessa, M. 2024. Using Machine Learning Techniques to Predict Significant Wave Height Compared with Parametric Methods. *Engineering and Applied Sciences*, 9(5), pp. 106-128. [https://doi.org/10.11648/j.eas.20240905.12]
 7. Khosravi, K., Ali, M. & Heddam, S. 2024. Near real-time significant wave height prediction along the coastline of Queensland using advanced hybrid machine learning models. *International Journal of Environmental Science and Technology*. [https://doi.org/10.1007/s13762-024-05944-7]
 8. Ponce de Leon, S. et al. 2018. Performance of WAVEWATCH-III and SWAN Models in the North Sea. In: *Proceedings of the ASME 2018 37th International Conference on Ocean, Offshore and Arctic Engineering*. [https://doi.org/10.1115/OMAE2018-77291]
 9. Abouhalima, M., das Neves, L., Taveira-Pinto, F. & Rosa-Santos, P. 2024. Machine Learning in Coastal Engineering: Applications, Challenges, and Perspectives. *Journal of Marine Science and Engineering*, 12(4), p. 638.
 10. Cavaleri, L., Langodan, S., Pezzutto, P. & Benetazzo, A. 2024. The Earliest Stages of Wind Wave Generation in the Open Sea. *Journal of Physical Oceanography*, 54(3), pp. 755-766. [https://doi.org/10.1175/JPO-D-23-0217.1]
 11. Booij, N., Ris, R.C. & Holthuijsen, L.H. 1999. SWAN: A third-generation wave model for coastal regions. 1. Model description and validation. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 104(C4), pp. 7649-7666.
 12. Chen, C., Lin, H., Guan, D., Cai, F., Wang, Q. & Liu, Q. 2024. Enhancing typhoon wave hindcasting with random forests and BP neural networks in the SWAN model. *Frontiers in Marine Science*, 11, p. 1472047. [https://doi.org/10.3389/fmars.2024.1472047]
 13. Du, J., Bolaños, R., Larsén, X.G. & Kelly, M. 2019. Wave boundary layer model in SWAN revisited. *Ocean Science*, 15(2), pp. 361-377. [https://doi.org/10.5194/os-15-361-2019]
 14. Lei, Z., Wu, W., Gu, Y., Zhai, F. & Li, P. 2023. A general method to determine the optimal whitecapping dissipation coefficient in the SWAN model. *Frontiers in Marine Science*, 10, p. 1298727. [https://doi.org/10.3389/fmars.2023.1298727]

چگونه به این مقاله ارجاع دهیم؟

Lotfollahi-Yagin, M.A., Mojtahedi, A., Aghayi, A. and Sadaghiani, E., 2025. Prediction of significant wave height in Amir Abad Port using artificial intelligence methods (ANFIS, EANN, SVM) and evaluating its results with SWAN numerical model. *Modares Civil Engineering journal*, 25(5), pp.83-93.

DOI: 10.22034/25.5.4

