**نکات و پرسش های مهم و پیشنهادهای داوران محترم:  
- حساسیت سنجی نسبت به متغیرهای ورودی می تواند انجام شود.**

با تشکر از نظر ارزشمند شما در خصوص پیشنهاد انجام حساسیت‌سنجی نسبت به متغیرهای ورودی، لازم به ذکر است که در این مطالعه، تمرکز اصلی بر مقایسه عملکرد روش‌های هوش مصنوعی (ANFIS, EANN, SVM) و مدل عددی SWAN بوده است. ازاین‌رو، تحلیل حساسیت متغیرهای ورودی خارج از محدوده اهداف و چارچوب این پژوهش تعریف شده است. با این وجود، متغیرهای ورودی بر اساس بررسی‌های اولیه، تحلیل‌های آماری و مطالعات پیشین انتخاب شده‌اند تا از تأثیرگذاری آن‌ها بر مدل اطمینان حاصل شود. همچنین، مدل‌های استفاده‌شده به‌گونه‌ای طراحی شده‌اند که تأثیر متغیرهای ورودی را بهینه‌سازی کرده و نتایج نهایی را با کمترین خطا ارائه دهند.

در صورت نیاز، این موضوع می‌تواند به‌عنوان محور مطالعات آتی مطرح شود و به‌طور مجزا مورد بررسی قرار گیرد. امیدواریم این توضیحات کافی بوده و مورد تأیید قرار گیرد.

**- در پاراگراف ماقبل جدول ۶ چه چیزی برابر ۲ تعیین شده است؟**

در مدل SWAN تیزی موج می‌تواند تاثیر زیادی بر استهلاک ناشي از ايجاد سفيدک در رأس موج داشته باشد، باید جهت بررسی این پديده، در دوره­های زماني مختلف مدل اجرا شود و با داده‌های واقعی کالیبره شود، برای محاسبه تاثیر اتلاف ناشی از ایجاد سفیدک راس موج از گزینه Komen با ضریب سفیدک (Whitecapping dissipation coefficient) برابر با (Cds1=2.0) استفاده شد.

**- در انتخاب گام زمانی برای مدلهای کوچک، متوسط و بزرگ مقادیر ۱، ۲ و ۵ دقیقه انتخاب شده است! چرا؟ این اعداد چطور انتخاب شده اند؟**

در این مطالعه، مقدار گام زمانی بر اساس بررسی‌های اولیه و آزمایشات مختلف تنظیم شده است تا از پایداریعددی 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 به‌دنبال انجام آزمایش‌های عددی برای تأمین دقت مدل در هر مقیاس و همچنین اطمینان از پایداری مدل به‌دست آمده است. به این صورت که گام‌های زمانی 1 دقیقه برای شبکه کوچک، 2 دقیقه برای شبکه متوسط و 5 دقیقه برای شبکه بزرگ، به‌عنوان بهترین انتخاب برای هر مقیاس از شبکه پس از بررسی پایداری و دقت به‌دست آمده‌اند.

**- همچنین چرا یک دوره ۶ روزه انتخاب شده است؟ چه درصدی از داده ها برای آموزش و چه درصدی برای صحت سنجی مدل ها در نظر گرفته شده است؟**

انتخاب محل و بازه زمانی جهت واسنجی و صحت‌سنجی مدل بطور مستقیم به داده‌های قابل دسترس و موجود بستگی دارد، ازنقطه نظر محل، بویه بندر امیرآباد محلی می­باشد که اطلاعات اندازه گیري شده­ي قابل اعتمادی از ویژگی­ها و مشخصات امواج را دارد. مبناي انتخاب دوره زماني واسنجي، داشتن اطلاعات همزمان بويه امیر آباد در آن دوره است، در این تحقیق براي اجراي مدل به منظور واسنجي آن يك دوره زماني 6 روزه انتخاب شد. پس از انجام واسنجی مدل به‌منظور اطمینان از صحت نتایج، یک دوره زمانی 3 روزه برای صحت‌سنجی مدل در نظر گرفته شده است به‌عبارتی از 67% داده ها جهت واسنجی و از 33% داده ها جهت صحت‌سنجی استفاده شده است.

**- بخش نتیجه گیری خیلی ساده و ضعیف است و لازم است بحث کاملتری در خصوص نتایج به دست آمده انجام شود.**

با تشکر از بازخورد سازنده شما در خصوص بخش نتیجه‌گیری، لازم به ذکر است که این بخش مطابق با پیشنهاد ارزشمند شما بازنویسی و تکمیل شد. نتایج به‌دست‌آمده با جزئیات بیشتری مورد بحث قرار گرفت و تحلیل‌های دقیق‌تری از یافته‌ها ارائه شد. همچنین، ارتباط نتایج با اهداف پژوهش و اهمیت آن به‌طور کامل‌تری بیان شد.

**-ورودی مدل‌ها (مثل باد، فشار، یا جریان) باید با جزئیات کمی بیان شود (مثلاً سرعت باد با چه محدوده‌ای؟).**

با تشکر از پیشنهاد ارزشمند شما در خصوص ارائه جزئیات کمی بیشتری درباره متغیرهای ورودی مدل‌ها، لازم به توضیح است که داده‌های مورد استفاده در این پژوهش شامل مؤلفه‌های باد در ارتفاع 10 متری از سطح آب بوده و این داده‌ها پس از پردازش با استفاده از نرم‌افزار Panoply به فرمت مناسب برای مدل SWAN تبدیل شده‌اند. در محدوده اهداف این پژوهش به تحلیل و پردازش داده‌ها در قالب مذکور اکتفا شده است. با این حال، این اطلاعات به شکلی تنظیم و استفاده شده‌اند که برای اجرای مدل‌ها و دستیابی به نتایج پژوهش به نحو احسنت کفایت کنند.

**-پارامترهای مدل SWAN و هوش مصنوعی در یک جدول خلاصه شوند (مثلاً لایه‌های مدل ANFIS، نوع کرنل در SVM).**

این موضوع به‌طور کامل مورد توجه قرار گرفت و تمامی پارامترهای مربوطه، از جمله مشخصات مدل‌ها در جدول (5) به‌طور خلاصه و جامع ارائه شده‌اند. این جدول شامل جزئیاتی مانند تعداد لایه‌های مدل ANFIS، نوع کرنل در SVM، و سایر تنظیمات مرتبط می‌باشد تا اطلاعات به‌صورت خلاصه و واضح برای خوانندگان محترم ارائه شود.

**-برای هر مدل، مقادیر دقیق RMSE، MAE و ضریب همبستگی (R²) گزارش شوند و با هم مقایسه شوند.**

با تشکر از پیشنهاد ارزشمند شما در خصوص مقایسه عملکرد مدل‌ها، اصلاحات لازم انجام شده است. بدین منظور، جدول (8) به مقاله اضافه شده است که علاوه بر پارامترهای بررسی‌شده قبلی، شامل مقادیر MAE نیز می‌باشد. این جدول به مقایسه عملکرد مدل‌های مورد استفاده اختصاص داده شده و مقادیر دقیق هر پارامتر آماری برای مدل‌های مختلف به‌وضوح گزارش شده است. علاوه بر این، برای ارائه مقایسه بصری بهتر و تکمیل توضیحات، نمودارهای بار (Bar Chart) نیز اضافه شده‌اند که به شکل واضح و گرافیکی، مقادیر پارامترهای آماری مدل‌ها را نمایش می‌دهند. این نمودارها خوانندگان را در ارزیابی بهتر و سریع‌تر عملکرد مدل‌ها در شرایط مختلف یاری می‌کنند.

**-محورهای نمودارها (مانند شکل ۳) باید واضح‌تر و با ذکر واحد باشند.**

این مورد در نسخه بازبینی‌شده مقاله مورد توجه قرار گرفت. محورهای نمودارها، به‌صورت واضح‌تر تنظیم شد و واحدهای مربوطه به آن‌ها اضافه شده‌اند تا ارائه داده‌ها دقیق‌تر و شفاف‌تر باشد.

**-ارائه یک جدول که عملکرد مدل‌ها را در شرایط مختلف مقایسه کند.**

از پیشنهاد ارزشمند شما در خصوص ارائه جدولی برای مقایسه عملکرد مدل‌ها در شرایط مختلف سپاسگزاریم. در نسخه بازبینی‌شده مقاله، نمودارهای سری زمانی ارائه شده‌اند که ارتفاع موج را بر حسب زمان برای مدل‌های مختلف در مقایسه با داده‌های واقعی (بویه) نمایش می‌دهند. این نمودارها امکان مقایسه بصری دقیق‌تر عملکرد مدل‌ها را در شرایط مختلف فراهم می‌کنند، به‌ویژه در پیش‌بینی مقادیر اوج ارتفاع موج که در مدیریت بندر و ایمنی عملیات دریایی اهمیت بالایی دارد. این نمودارها نشان می‌دهند که کدام مدل‌ها در پیش‌بینی پیک‌های ارتفاع موج دقیق‌تر عمل کرده‌اند و کدام مدل‌ها در شرایط خاص (مانند مقادیر بالا یا پایین ارتفاع موج) دقت کمتری داشته‌اند، همچنین، در بخش نتیجه‌گیری، تحلیل‌های تکمیلی مبتنی بر این موضوع ارائه شده است.

**-چرا مدل ANFIS نسبت به SWAN عملکرد بهتری دارد؟ آیا دلیل آن دقت ورودی‌ها است؟**

به مورد فوق، در متن مقاله، پرداخته شد و در بخش نتیجه‌گیری به تفصیل توضیح داده شد، که چرا مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، از جمله ANFIS، عملکرد بهتری نسبت به مدل عددی SWAN داشته‌اند. به طور خاص، مدل ANFIS به دلیل توانایی در تطبیق غیرخطی داده‌ها و یادگیری از الگوهای پیچیده موجود در داده‌های ورودی، توانسته است مقادیر خطا را کاهش دهد. همچنین، مدل‌های هوش مصنوعی معمولاً حساسیت بیشتری به دقت داده‌های ورودی نشان می‌دهند و قادرند با خطاهای کوچک در ورودی‌ها بهتر سازگار شوند. از سوی دیگر، عملکرد مدل SWAN ممکن است تحت تأثیر محدودیت‌های عددی و دقت داده‌های ورودی باشد.

**-تأثیر دقت مدل‌ها بر مدیریت بندر و تصمیم‌گیری‌ها روشن‌تر بیان شود.**

**-پیشنهاد شود که این مدل‌ها چگونه می‌توانند برای بنادر مشابه بهینه شوند.**

با سپاسگزاری از بازخورد ارزشمند شما در خصوص تأثیر دقت مدل‌ها بر مدیریت بندر و ارائه پیشنهادهایی برای بهینه‌سازی مدل‌ها در بنادر مشابه. لازم به ذکر است که در نسخه بازبینی‌شده مقاله، این موضوعات به‌طور کامل در بخش نتیجه‌گیری مورد بررسی قرار گرفت و تأثیر دقت مدل‌ها بر مدیریت بندر امیرآباد و اهمیت پیش‌بینی دقیق ارتفاع موج در تصمیم‌گیری‌های عملیاتی، نظیر برنامه‌ریزی پهلوگیری کشتی‌ها و ایمنی عملیات، به تفصیل بیان شد همچنین، پیشنهاداتی برای بهینه‌سازی این مدل‌ها در سایر بنادر، از جمله استفاده از داده‌های محلی دقیق‌تر و ترکیب این مدل‌ها با روش‌های عددی برای بهبود دقت، ارائه شد.

**-منابع ۲۰۱۵ و قبل از آن بهتر است با مقالات جدیدتر جایگزین شوند، به‌ویژه در زمینه هوش مصنوع**

این مورد نیز به‌طور کامل در نسخه بازبینی‌شده مقاله مورد توجه قرار گرفت. منابع قدیمی‌تر به‌ویژه در زمینه هوش مصنوعی با مقالات جدیدتر جایگزین شد تا به‌روز بودن اطلاعات مقاله و کیفیت علمی آن ارتقا یابد**.**

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

محمدعلی لطف الهی یقین\*1، علیرضا مجتهدی1 و عطا آقائی2 و ائلیاز صدقیانی3

1 استاد، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز

2 دانشجو‌ی کارشناسی ارشد مهندسی سواحل-بنادر و سازه‌های دریایی، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز

3 کارشناسی ارشد مهندسی سواحل-بنادر و سازه‌های دریایی، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز

Email: lotfollahi@tabrizu.ac.ir\*

**چکيده**

ارتفاع موج شاخص، در طراحی و تحلیل سازه­های دریایی و بهره برداری 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 يکي از انواع مدل­هاي 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 ماشين بردار پشتيبان و شبکه عصبی مصنوعی احساسی، در پيش‌بيني ارتفاع موج استفاده شده است و از داده­هاي بویه امیرآباد جهت صحت‌سنجی استفاده شده است. تحلیل مدل­های مختلف با استفاده از سنجه­های آماری اریبی، جذر میانگین مربع خطاها، ضریب پراکندگی و ضریب تبیین، انجام شده است. ارزيابي مدل‌ها توسط آماره­های فوق، حاکی از انطباق قابل قبول ارتفاع موج شاخص بدست آمده از مدل سوان با بويه دارد. همچنین هر سه مدل مبتنی بر هوش مصنوعی مذکور قابلیت پیش­بینی نسبتاً دقیق پارامتر ارتفاع موج را دارند. همچنین مقایسه نتايج 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 جايگزين برای مدل سوان یا سایر روش­های عددی، در مواردی که داده‌های ارتفاع موج به‌شکل گسترده در دسترس نبوده و یا کیفیت آماری لازم را ندارد نتایج مدل‌سازی را بهبود می‌بخشد.

**کلیدواژه­ها:** ارتفاع موج شاخص، امیرآباد، ماشین بردار پشتیبان، سیستم استنتاج عصبی-فازی انطباقی، شبکه عصبی مصنوعی احساسی، مدل سوان

**1- مقدمه**

دریاها به دلیل امتیازات متنوع اقتصادی، حقوقی و غیره که برای کشورهای همجوار دارند، از اهمیت ویژه­ای برخوردار هستند. يكي از مهم­ترين نقش‌هاي اقتصادي كه بنادر و صنايع دريايي ایفا می­نمایند، فعاليت­هاي ساحلي و لجستیک دريايي می­باشد. هر کشور غالباً برنامه­های منظمی را در حوزه مطالعات امواج و 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 پديده‌هاي دريايي هستند که به علت پیچیدگی فرآیند و ماهیت غیرخطی، از چالش برانگیزترین موضوعات مهندسي دريا محسوب می­گردند [2]. چنانچه بسیاری از پدیده‌های ساحلی و فراساحلی تحت الشعاع امواج قرار می‌گیرند، امواجی که خصوصیاتشان 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 طراح­های پروژه­های ساحلی و دریایی بر پایه داده­ها و آمار بلند مدت انجام می­گیرد [3].

برآورد آماری خصوصیات امواج در فعاليت­هايي نظير طراحی، ساخت، نصب و بهره­برداري از سازه­هاي ساحلي و فراساحلي مانند سکوها و دکل­های نفتی، تفریحی، خطوط انتقال لوله از کف دریا، پایانه‌های فراساحلی،  موج شكن­ها و حمل و نقل دريايي، انتقال رسوب و فرسایش ساحلی حائز 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 نظیر 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 خصوصیات 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 بسزایی برخوردار است. تجارب محققین نشان داده است در برخی موارد، ناآگاهی از وضعيت امواج و یا عدم پيش بيني درست مشخصات امواج، منجر به وارد آمدن لطمه‌های بسیار به برخی تأسیسات و سازه­ها مانند غرق شدن سکوها یا شناورهای دريايي شده است [5].

برآورد دقیق مشخصات امواج از جمله ارتفاع موج بعلت اثرات غیرقابل انکاری که بر مسائل ایمنی بنادر، و رسوب گذاری و فرسایش مناطق ساحلی و همچنین بهینه سازی طراحی سازه­ها و تأسیسات دریا دارد، از بایسته­ها و الزامات هر طرح و پروژه دریایی می­باشد [6]. امواج در اقیانوس­ها انواع مختلف دارند اما امواجی که معمولاً در ساحل مشاهده می­شود، توسط باد ایجاد می شوند. نوعی دیگر از انواع امواج، سونامی نام دارد که بر اثر زمین­لرزه زیرآبی یا لغزش صخره­ها و بستر دریا بوجود می­آیند و می‌توانند موجب خرابي­هاي عظيم و تلفات انساني شوند. نوع ديگر امواج، امواج موسوم به جزر و مدي 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 واقعي بوده و یا غیر اقتصادی شدن طرح­ها به علت تخمين دست بالاي 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 پيشرفت و توسعه تکنولوژی و ابزار فن­آوری و ارتقای توان محاسباتي پردازنده­ها، مدل­هاي عددي مختلف و پيچيده­ای براي مدل‌سازی امواج توسعه داده شده‌اند. مدل­های مذکوراغلب درقالب سه نسل و با انواع گوناگون بر پایه تفکر رشد طيفي موج توسعه داده شده و سیستم­ها و فرآیندهای وسیع فيزيکي را شامل می­گردند. اين مدل­هاي عددي انواع مختلفی را شامل می­گردند که مي‌توان به مدل‌هاي SWAN، WAVEWATCH III، WAM، Mike21 بعنوان بخشی از مدلهای عددی مورد استفاده اشاره نمود [8].

به موازات استفاده از روش­های عددی، با پيشرفت تکنولوژی و ارتقای سرعت و دقت محاسباتي 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 حصول به یک نتیجه خاص بیشترین شانس را دارد، یادگیری ماشینی، زیر مجموعه­ای از هوش مصنوعی می­باشد که به مفهومی می­پردازد که برنامه­های کامپیوتری می توانند به طور خودکار از داده‌های جدید، آموزش دیده و با آنها سازگاری پیدا کنند. هوش مصنوعی به طور مداوم در حال پیشرفت است تا 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. لذا 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 بعنوان ابزار محاسباتی نرم، قادر به پیش بینی و مدل‌سازی ارتفاع موج شاخص، پریود موج شاخص و یا پریود قله طیف بر اساس پارامترهای مختلف از جمله سرعت باد، جهت باد، مدت تداوم باد و غیره می­باشد.

**2- روش تحقیق**

**2-1- 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 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 نیستند، بلکه جابه­جایی انرژی در میان ذرات آب را نشان می­دهند [10].

**2-2- مدل عددی نسل سوم SWAN**

از مهم ترین 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 مدل­هاي نسل سوم، مدل SWAN از روش­های ضمني به منظور حل معادله موج بهره جسته است. درآخرین ورژن اين مدل، متد Finite Volume جهت حل اين معادله بر روي گره­بندي نامنظم مثلثي بکار گرفته شده است. لازم به توضیح است مکانیسم رشد و از بین رفتن امواج در آب عمیق نيز در مدل موجود می‌باشد ومدل قابلیت استفاده در آب‌های عمیق را نیز دارا می­باشد. مدل هاي نسل سوم موج مدل­هاي فاز متوسط يا تصادفي هستند و بر اساس معادله تعادل كنش طيف موج، به شبيه­سازي امواج دريا مي­پردازند [11].

**2-3- داده‌های استفاده شده در پژوهش**

به منظور آنالیز آماری و همچنین راه­اندازی و ارزیابی مدل‌های پیش­بینی امواج از اطلاعات باد و موج بويه که بصورت مداوم و در فواصل زمانی یک ساعته درکل شبانه روز ثبت شده، استفاده شده است، باد مهم­ترین عامل ايجاد امواج بوده و مطالعات انجام شده بیانگر این است که دقت مدل­ هاي تخمین موج، بطور مستقیم به دقت داده­هاي باد ورودي به مدل، وابسته است. به طوري که اندک خطاي موجود درداده‌های باد مي­تواند منجر به خطاهاي نسبتاً زيادي در مقادير ارتفاع و پريود موج پیش‌بینی شده، گردد، لذا در اجراي يك مدل عددي توليد موج، در اختيار داشتن اطلاعات دقيق و کافي باد در محدوده مدلسازي از اهميت فراواني برخوردار است. تا چندي پيش، اندازه گيري باد بر روي سطح دريا به اندازه گيري­هاي بويه­اي و اندازه‌گيري از روي کشتي محدود مي­شد. اندازه­گیري­هاي باد انجام شده به وسیله­ي ماهواره­هاي مختلف از نظر فواصل مکانی و زمانی هنوز به مرحله اي نرسیده اند که قابل استفاده جهت اجراي مدل هاي پیش بینی امواج باشد. ايستگاه­هاي سينوپتيك يا همديدي در سراسر دنيا اطلاعات مربوط به باد، شامل سرعت و جهت و پارامترهاي ديگر را در فواصل زماني 3 ساعته برداشت مي­کنند، مقايسه اطلاعات باد ساحلي با باد ثبت شده توسط بويه­ها و همچنين باد محاسبه شده توسط مدل­هاي هواشناسي جهاني در کنترل کيفي داده­هاي ورودي به مدل و اصلاح آنها مفيد خواهد بود. در این تحقیق داده­هاي بویه­ي امیرآباد جهت واسنجی (کالیبراسیون) و صحت سنجی استفاده شده است، این داده­ها از موسسه ملی اقیانوس شناسی دریافت شده است.، اطلاعات ثبت شده‌ي این بویه شامل تمام ماه­هاي سال 2001 بود که از این اطلاعات برای واسنجی و صحت سنجی نتایج مدل استفاده شد. در این مطالعه از داده­های ERA5 با بازه­های زمانی یک ساعته برای سال 2001 برای ورودی به مدل استفاده شده است. این داده­ها پنجمین نسل داده­های بازتحلیل اب و هوای جهانی است که توسط سرویس تغییرات آب و هوایی کوپرنیک (CSR) در مركز اروپايي پيش­بيني ميان مدت هوا (ECMWF) می­باشد، این اطلاعات شامل مؤلفه­هاي باد در ارتفاع 10 متري از سطح آب هستند. با استفاده از نرم افزار Panoply ، فايل‌هاي دانلود شده با پسوند GRIB، را باز كرده سپس پارامتر موردنظر انتخاب و به صورت CSVخروجي گرفته شده است. همچنین برای جاگذاري در مدل SWAN اين اطلاعات به فايل Text با پسوند abt و ماتريسي تبديل شده است. از دیگر داده‌های مورد استفاده در مدلسازي، می‌توان به داده‌های ژرفاسنجی اشاره کرد، با بهره­گیری از مدل SWAN اطلاعات ژرفاسنجی که بعنوان ورودي مدل منظور شده است، به صورت یک ماتریس مستطیلی با درشت نمایی یک شصتم درجه بوده که از سایت NOAA تهیه گردیده است که کل دریاي خزر را زیر پوشش قرار می­دهد. داده هاي موجود در سایت NOAA براي ژرفاسنجی شامل فرمت­هاي متعددی از جمله XYZ می­باشد که در این تحقیق از همین فرمت براي اجراي مدلSWAN استفاده گردید.

**2-4- فرایند مدل‌سازی**

جهت شروع فرآیند مدل­سازي، ابتدا استقرار مدل عددي SWAN انجام می­گیرد، منظور از استقرار مدل، تبیین هندسه و شرايط طبيعي موضوع با حداکثر دقت و به شکل قابل حل توسط مدل است، همچنین نحوه و مراحل حل مسأله با استفاده از مدل در اين فرآيند معرفي می­گردند، در اين بخش تعریف شبکه­های محاسباتی و سایر موارد لازم مورد اجرا قرار می­گیرند، دراین فرآیند تعریف مشخصات شبکه محاسباتی و ورودی­ها، فیزیک مسئله، شرایط اولیه و شرایط مرزی و خروجی­ها انجام می­گیرد. بعد از استقرار و برپایی مدل و متعاقباً حساسيت‌سنجي مدل نسبت به پارامترهاي ورودی، واسنجی و صحت‌سنجی می­گردند تا اعتبار مدل مورد سنجش قرار گیرد پس از انجام درستي‌سنجي و اطمينان از صحت مدل‌سازي، مدل براي دوره زماني که در آن، داده‌هاي باد اخذ شده­اند، اجرا مي­شود تا مشخصات موج را توليد نمايد همچنین تعیین دوره زمانی برای واسنجی جهت کاهش اختلاف نتایج با مقادیر اندازه‌گیري شده اهمیت بسزایی دارد سپس جزئيات پيش‌بيني ارتفاع موج مشخصه با استفاده از مدل عددي SWAN ارائه می­گردد در ادامه، مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی احساسی و سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی براي مقایسه مقادير مشاهداتي و مقادير محاسباتي هر مدل، ارائه شده است. همچنین جداول مربوط به شاخص­هاي آماري مدل­ها نیز نمايش داده شده و دقت مدل­ها مورد مقايسه قرار گرفته است [12].

**2-5- شبکه محاسباتی**

شبكه­ي محاسباتي مدل، دربرگيرنده شبكه­ي مكاني و شبكه‌ي طيفي است، در این پژوهش شبکه­ي محاسباتی اولیه (بزرگتر) براي این پژوهش به صورت منظم مستطیلی با طول 5/8 درجه (از 5/46 درجه تا 56 درجه) در راستای شرقی-غربی و عرض 11 درجه (از 5/36 تا 5/47 درجه) در راستای شمالی-جنوبی می­باشد، بطوریکه طول این المان 1201 کیلومتر و عرض آن 841 کیلومتر می­باشد، در مدل ریز که طبیعتاً برای دستیابی به نتایج دقیق­تر انتخاب گردیده است، طول و عرض بترتیب 2/1 درجه (از 8/52 درجه شرقی تا 54 درجه شرقی) و 5/0 درجه (از 8/36 درجه شمالی تا 3/37 درجه شمالی) در نظر گرفته شده است، این شبکه به 120 قسمت در راستای طولی و 50 قسمت در راستای عرضی تقسیم­بندی شده است، همچنین شبکه زاویه­ای بصورت دایره­ای کامل در 18 قطاع و شبکه بسامدی از بسامد 08/0 تا 1 تغییر می­کند و به 20 قسمت بصورت لگاریتمی تقسیم­بندی شده است.

**2-6- دوره‌های واسنجی و صحت‌سنجی**

لازم است مدل اجرا شده براي یک دوره­ي زمانی کالیبره یا واسنجی شود تا اختلاف نتایج مدل با مقادیر واقعی به حداقل مقدار خود تقلیل یابد، انتخاب محل و بازه زمانی واسنجی و صحت‌سنجی مدل بطور مستقیم به داده‌های قابل دسترس و موجود بستگی دارد، ازنقطه نظر محل، بویه بندر امیرآباد محلی می­باشد که اطلاعات اندازه گیري شده­ي قابل اعتمادی از ویژگی­ها و مشخصات امواج را دارد. مبناي انتخاب دوره زماني واسنجي، داشتن اطلاعات همزمان بويه امیر آباد در آن دوره است، در این تحقیق براي اجراي مدل به منظور واسنجي آن يك دوره زماني 6 روزه انتخاب شد. پس از انجام واسنجی مدل به‌منظور اطمینان از صحت نتایج، یک دوره زمانی 3 روزه برای صحت‌سنجی مدل در نظر گرفته شده است به‌عبارتی از 67% داده ها جهت واسنجی و از 33% داده ها جهت صحت‌سنجی استفاده شده است.

**2-7- واسنجی مدل**

به منظور انجام واسنجی مدل در حالت کلی از تغییر ضرایب مربوط به افت انرژي ناشي از اصطکاک بستر، شکست ناشی از کاهش عمق موج و افت ناشی از ایجاد سفیدك رأس موج بهره گرفته می‌شود، پارامترهاي مربوط به مکانیسم سفیدك رأس موج که به نوعی کنترل کننده­ي میزان رشد موج است، مطلوب­ترین و در دسترس‌ترین فاکتور مدل، جهت واسنجی نتایج می‌باشد [13].

**2-7-1- اصطکاک بستر**

در مدل SWAN براي محاسبه افت انرژي ناشي از اصطکاک بستر دریا سه گزينه 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 بر روي خروجي­های مدل عددی، يک بار مدل بدون در نظر گرفتن اصطکاک بستر تحلیل شده و نتايج بررسي شده­اند و سپس هر سه گزينه موجود جهت محاسبه افت انرژي ناشي از اصطکاک بستر نيز مورد ارزیابی قرار گرفته­اند. در جدول (1) شاخص­های آماری یاد شده براي ارتفاع موج مشخصه Hs نشان داده شده است، جدول (1) بیانگر این است که اجرای مدل بدون استفاده از پارمتر اصطکاک بستر باعث افت دقت تخمین خواهد بود و ضمناً فعال نمودن گزینه Madsen بهترين نتيجه نسبت به ساير گزينه­ها را بدست می­دهد.

**جدول 1.** پارامترهای آماری گزینه‌های اصطکاک بستر روی خروجی مدل

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Hs (m) | | | | SWAN RUN |
| CV | R2 | RMSE | Bias |
| 0.60 | 0.54 | 0.232 | 0.129 | Without Friction |
| 0.61 | 0.61 | 0.198 | 0.105 | Jonswap |
| 0.62 | 0.66 | 0.183 | 0.097 | Collins |
| 0.67 | 0.74 | 0.140 | 0.084 | Madsen |

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

**2-7-2- تاثیر ضریب زبری**

مقدار پیش‌فرض براي ضریب Knکه نشان دهنده مقياس طول زبري در بيان Madsen می­باشد، برابر 0.05 است. مدل SWAN يک بار با اين مقدار پیش‌فرض (Kn=0.05) و همچنين با (Kn=0.03) و (Kn=0.07) اجرا شده است، نتايج مربوطه در جدول ‌(2) آورده شده است، همانطور که در جدول (2) دیده می­شود برای (Kn=0.03) نتایج از دقت کمتری برخوردار هستند و همچنین نتايج با (Kn=0.07) از دقت بالاتری برخوردار میباشد.

**جدول 2.** پارامترهای آماری ضریب زبری (Kn) روی خروجی مدل

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Hs (m) | | | | SWAN RUN |
| CV | R2 | RMSE | Bias |
| 0.60 | 0.79 | 0.167 | 0.088 | Madsen: Kn = 0.03 |
| 0.61 | 0.77 | 0.159 | 0.085 | Madsen: Kn = 0.05 |
| 0.69 | 0.73 | 0.152 | 0.078 | Madsen: Kn = 0.07 |

**Table 2.** Statistical parameters of different Kn on model output

**2-7-3- تاثیر شکست موج**

به منظور مطالعه بر روی اثر شکست موج ناشي از کاهش عمق بر روی نتایج مدل، يک بار مدل بدون در نظر گرفتن شکست موج ناشي از کاهش عمق و يک بار با در نظر گرفتن آن اجرا شده است، نتايج مربوط به اين آزمايش در جدول (3) آورده شده است و همانطور که در جدول (3) مشاهده می­گردد، در نظر گرفتن این پارامتر باعث بهبود محسوس نتایج مدل می­گردد، بنابراين در شبيه­سازي­هايي که انجام خواهد گرفت به جهت ارتقای دقت مدل، اين پديده در نظر گفته خواهد شد.

**جدول 3.** پارامترهای آماری شکست موج روی خروجی مدل

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Hs (m) | | | | SWAN RUN |
| CV | R2 | RMSE | Bias |
| 0.53 | 0.52 | 0.170 | 0.095 | Without breaking |
| 0.68 | 0.77 | 0.151 | 0.074 | With breaking |

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

**2-7-4- تاثیر ایجاد سفیدک راس موج**

در مدل SWAN دو بیان مختلف براي محاسبه تأثیر اتلاف ناشي از ایجاد سفيدک در رأس موج وجود دارد که یکی از آنها بر پایه رابطه پيشنهادي Komen و دیگري بر پایه روابط Janssen است. در مورد مدل SWAN باید گفت در این مدل نمي­توان میزان انرژي ورودي را تغيير داد و لذا صرفاً باید از بين یکی از گزينه­های Komen و Janssen انتخاب نمود. ولی میزان افت ناشي از ايجاد سفيدک رأس موج را با تنظیم ضریب سفیدک موج مي­توان مشخص نمود، با اعمال موارد فوق، نتایج مربوطه در جدول (4) آورده شده است، در اجراي مدل با گزینه Komen براي محاسبه انرژي ورودي باد و افت ناشي از ايجاد سفيدک در رأس موج نتايج بهتري حاصل شده است، علاوه براين مشاهده شده است که عدم تأثیر دادن پارامتر افت سفيدک در رأس موج بر خلاف ساير پارامترهاي فیزیکی منجر به انحراف بيشتر در نتايج شده است [14]. در مدل SWAN تیزی موج می‌تواند تاثیر زیادی بر استهلاک ناشي از ايجاد سفيدک در رأس موج داشته باشد، باید جهت بررسی این پديده، در دوره­های زماني مختلف مدل اجرا شود و با داده‌های واقعی کالیبره شود، پس از اجراها بسیار در نهايت برای محاسبه تاثیر اتلاف ناشی از ایجاد سفیدک راس موج از گزینه Komen با ضریب سفیدک برابر با (Cds1=2.0) استفاده شد.

**جدول 4.** پارامترهای آماری گزینه‌های مختلف سفیدک راس موج روی خروجی مدل

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Hs (m) | | | | SWAN RUN |
| CV | R2 | RMSE | Bias |
| 0.75 | 0.64 | 0.128 | 0.058 | Janssen |
| 0.81 | 0.68 | 0.098 | 0.027 | Komen |
| 0.72 | 0.59 | 0.135 | 0.071 | Without White capping |

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

**جدول 5.** مروری بر پارامترهای مدل‌های پیش‌بینی موج

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

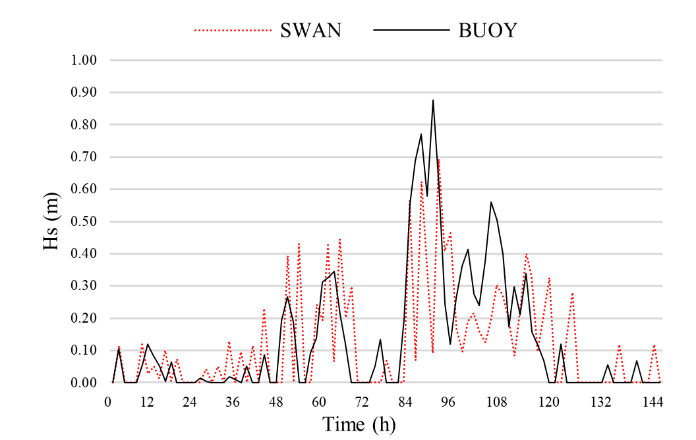
**Table 5.** Parameter Overview for Wave Prediction Models

**3- نتایج و بحث**

**3-1- واسنجی و صحت‌سنجی مدل**

در این مطالعه، مقدار گام زمانی بر اساس بررسی‌های اولیه و آزمایشات مختلف تنظیم شده است تا از پایداریعددی 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 به‌دنبال انجام آزمایش‌های عددی برای تأمین دقت مدل در هر مقیاس و همچنین اطمینان از پایداری مدل به‌دست آمده است. به این صورت که گام‌های زمانی 1 دقیقه برای شبکه کوچک، 2 دقیقه برای شبکه متوسط و 5 دقیقه برای شبکه بزرگ، به‌عنوان بهترین انتخاب برای هر مقیاس از شبکه پس از بررسی پایداری و دقت به‌دست آمده‌اند. نتایج واسنجی مدل در شکل (1) به صورت سری زمانی و در شکل (2) به صورت نمودار پراکندگی آمده است.

**شکل 1.** 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

از شکل (1) می­توان استنباط نمود كه روند كلي ارتفاع موج شاخص مدل‌سازی شده با مدل SWAN با مقدار اندازه‌گیری شده بویه، منطبق است، اما در مقادیر بالا، بصورت دست پایین محاسبه شده­اند؛ ارتفاع بلندترين قله در دوره واسنجي داده هاي بويه 0.885متر است و در نتايج حاصل از مدل 0.686 است، علت اين امر مي­تواند به دليل دست پايين محاسبه نمودن قله‌ها در مدل SWAN و یا وزش تندبادهاي ناگهاني باشد.

**شکل 2.** پراکندگی مقادیر اندازه‌گیری شده و مدل‌سازی شده ارتفاع موج مشخصه برای دوره‌ی واسنجی

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

پارامتر‌های آماری برای ارتفاع موج مشخصه محاسبه شده در دوره‌ی واسنجی در جدول (6) آورده شده است.

**جدول 6.** پارامترهای آماری پیش‌بینی ارتفاع موج مشخصه در دوره واسنجی

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Hs (m) | | | | SWAN RUN |
| CV | R2 | RMSE | Bias |
| 0.173 | 0.561 | 0.134 | 0.165 | Hs |

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

پارامتر‌های آماری برای ارتفاع موج مشخصه در این دوره در جدول (7) آورده شده است.

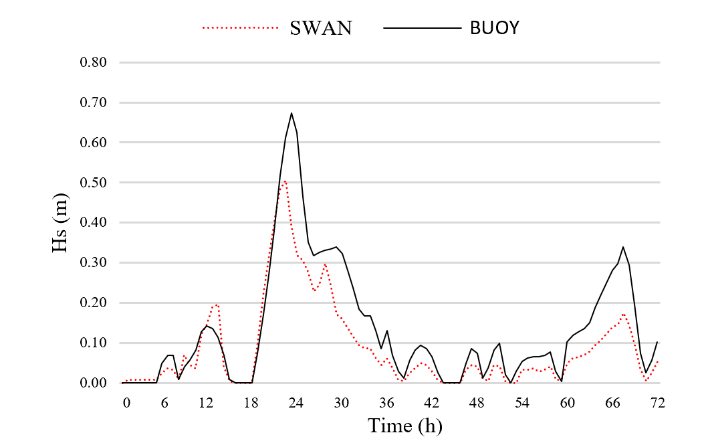
**جدول 7.** پارامترهای آماری پیش‌بینی ارتفاع موج مشخصه در دوره صحت‌سنجی

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Hs (m) | | | | SWAN RUN |
| CV | R2 | RMSE | Bias |
| 0.113 | 0.747 | 0.079 | 0.168 | Hs |

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

نحوه تغييرات ارتفاع موج شاخص بر حسب زمان در دوره صحت‌سنجی در شکل (3) نشان داده شده است.

**شکل 3.** سری زمانی ارتفاع امواج مشخصه برای دوره صحت‌سنجی مقادیر اندازه‌گیری شده و مدل SWAN



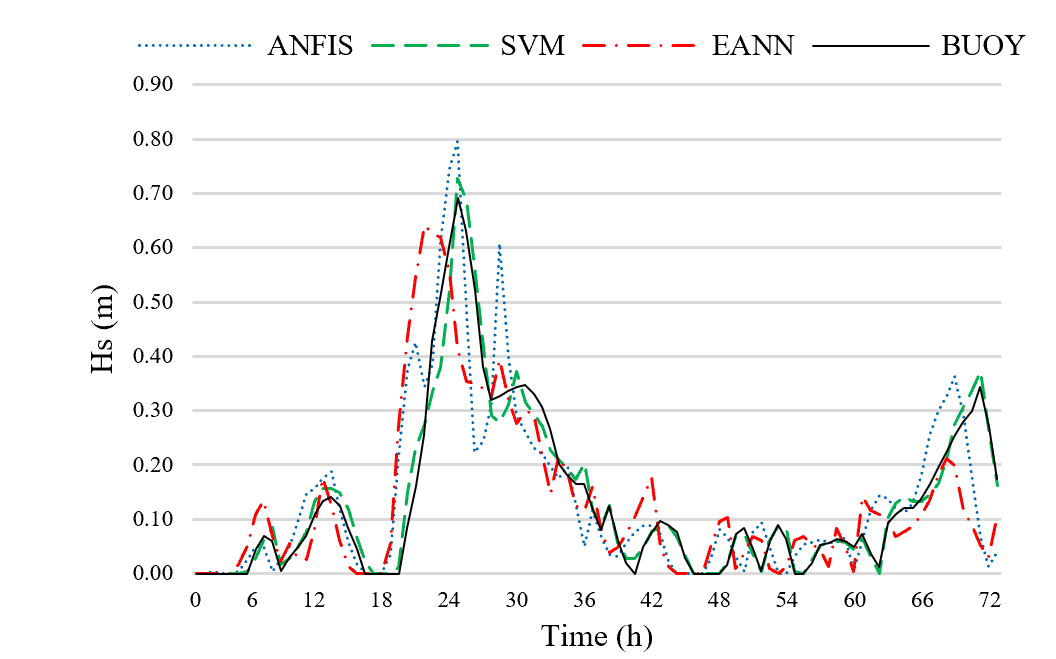
**Fig. 3.** Significant wave height time series between measured and SWAN modeled values during verification period

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

**3-3 مدل‌های هوش مصنوعی**

نتايج 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 (4) ارائه شده است.

**شکل 4.** سری زمانی ارتفاع اموج مشخصه بین مقادیر مشاهداتی با مقادیر شبیه‌سازی شده به روش‌های ANFIS، EANN، SVM

****

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

در شکل (5) نحوه پراکنش ميان مقادیر مشاهدات اندازه‌گیری و محاساباتي توسط مدل‌هایEANN ، ANFIS و SVM نشان داده شده است. همانطور که از شکل مشخص است بيشتر مقادير محاسباتی و مشاهداتي به غير از چند نقطه، روي خط نيمساز قرار گرفته و این امر دلالت بر برابري مقادير مشاهداتي و محاسباتي بر اساس خط Y=X دارد.

**شکل 5.** پراکنش بین مقادیر اندازه‌گیری شده و مدل‌سازی شده ارتفاع اموج مشخصه الف) مدل SVM ب) مدل EANN ج) مدل ANFIS

a)

c)

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

c) ANFIS model

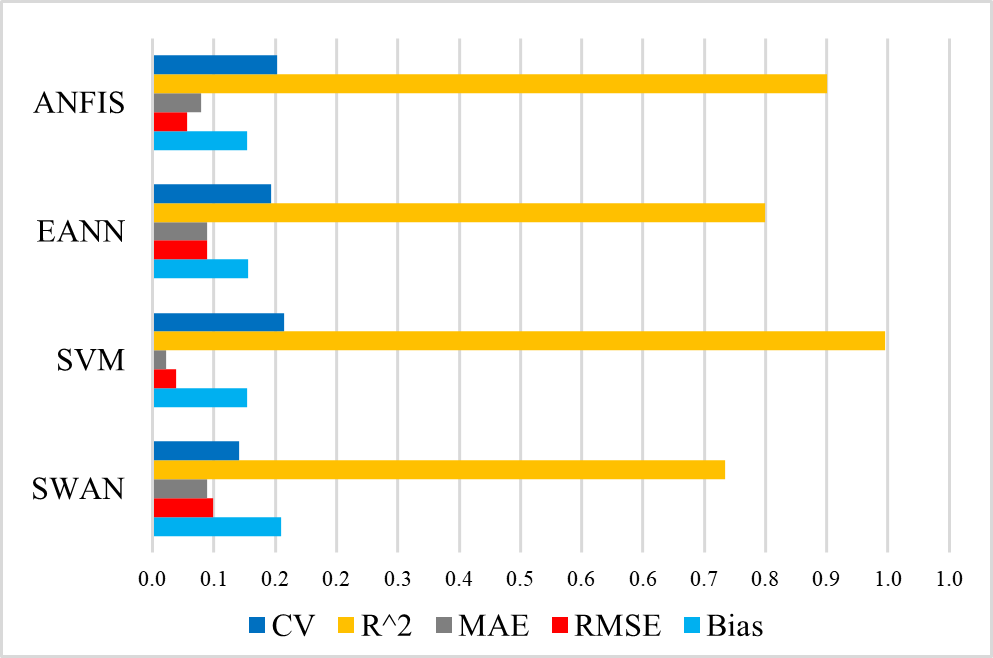
نتايج حاصل از مقادير خطاهای هر سه مدل در جدول (8) نشان داده شده است و در شکل (6) مقایسه گردیده‌اند، مشاهده می‌شود که هر سه مدل در بهترین حالت خود، به خوبی توانسته­اند ارتفاع موج مشخصه مورد مطالعه را پیش­بینی کنند اما روش SVM نسبت به روش‌های EANN و ANFIS دقت بالاتر و خطاي کمتري دارد، این در حالی است که دقت پیش بینی هر سه مدل نسبت به مدل عددی SWAN بالاتر بود.

**جدول 8.** پارامتر‌های آماری مقادیر ارتفاع اموج مشخصه مدل‌ها

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Hs (m) | | | | |  |
| CV | | MAE | R2 | RMSE | Bias |
| 0.155 | | 0.07102 | 0.799 | 0.071 | 0.124 | EANN |
| 0.162 | | 0.06327 | 0.88 | 0.045 | 0.123 | ANFIS |
| 0.171 | | 0.01717 | 0.956 | 0.031 | 0.123 | SVM |
| 0.113 | | 0.07112 | 0.747 | 0.079 | 0.168 | SWAN |

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

**شکل 6.** نمودار مقایسه پارامتر های آماری مدل‌ها



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

**4- نتیجه‌گیری**

يک مدل، زمانی مي­تواند ادعا کند که يک برآورد دقيق ارائه می‌دهد که معيار خطاهای آن حداقل 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 گردید. تحلیل هر معیار و نتیجه‌گیری کلی به شرح زیر است:

1- برای معیار ضریب تغییرات (CV)، مدل SWAN با مقدار (0.113) کمترین مقدار پراکندگی را در پیش‌بینی‌های خود نشان داده است که به‌معنای 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.

2- برای معیار ضریب تعیین (R2)، مدل SVM با مقدار (0.956) بهترین عملکرد را دارد، که نشان می‌دهد این مدل به‌خوبی 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.

3- 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.

4- برای معیار ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، مدل SVM با مقدار (0.031) کمترین مقدار را از خود نشان‌داد 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.

5- 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 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 مدل‌سازي و پیش‌بینی ارتفاع موج مشخصه در منطقه امیرآباد مورد ارزيابي قرار گرفت، بررسی­های انجام گرفته در این تحقیق نشان داد که با توجه به معيارهاي ارزيابي که پیش‌تر به تفصیل بیان گردید، مدل SVM با عملکرد برتر در معیارهای (R2)، (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 به‌کار 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 شبيه‌سازي مقادير اوج، دقت نسبی کمی داشته­اند بهطوري که با افزايش ميزان ارتفاع، دقت مدل کاهش مي­يابد.

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 به‌عنوان ابزارهای قابل‌اعتماد برای پیش‌بینی شرایط دریایی و برنامه‌ریزی عملیاتی مورد استفاده قرار گیرند. از جمله کاربردهای کلیدی این مدل‌ها می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

1- بهبود ایمنی ناوبری در ورودی‌ها و خروجی‌های بندر.

2- کاهش ریسک تأخیر یا لغو عملیات دریایی به دلیل شرایط نامساعد پیش‌بینی نشده.

3- 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:

1- تنظیم پارامترهای مدل‌ها بر اساس داده‌های میدانی هر بندر و استفاده از داده‌های بویه‌ها و ایستگاه‌های هواشناسی محلی برای واسنجی دقیق‌تر.

2- استفاده ترکیبی از مدل‌های عددی و مدل‌های هوش مصنوعی برای پوشش نقاط ضعف هر کدام. به عنوان مثال استفاده از مدل SWAN برای مناطق ساحلی و کم‌عمق و استفاده از مدل SVM برای پیش‌بینی مقادیر اوج امواج.

3- گسترش بانک داده از طریق جمع‌آوری داده‌های بلندمدت و متنوع برای افزایش دقت آموزش مدل‌های هوش مصنوعی و استفاده از داده‌های شبیه‌سازی‌شده در شرایط حدی برای بهبود دقت مدل‌ها در پیش‌بینی رویدادهای شدید.

4- پیاده‌سازی در زمان واقعی با ادغام مدل‌های دقیق‌تر با سامانه‌های مدیریت بنادر برای ارائه پیش‌بینی‌های زمان واقعی و تصمیم‌گیری فوری.

پیشنهادات فوق می‌تواند منجر به بهبود عملکرد مدل‌ها و افزایش قابلیت اطمینان آن‌ها در مدیریت بنادر مشابه در نقاط مختلف شود.

**5- منابع**

[1] Hajian R. and Amiri M., 2024, Development and Evolution of Maritime Law from the Perspective of International Law. 7th National Congress in Human Sciences, Tehran, Iran. (In Persian)

[2] Bitner-Gregersen EM., Gramstad O., Magnusson AK. and Malila M., 2020. Challenges in Description of Nonlinear Waves Due to Sampling Variability. Journal of Marine Science and Engineering, 8(4), pp: 279.

[3] Naibi R., Bakhtiari M., Sadri Nasab M. and 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: 145-133. (In Persian)

[4] Neary VS., Ahn S., Seng BE., Allahdadi MN., Wang T., Yang Z. and 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), pp: 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. and 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), 220.https://doi.org/10.3390/jmse12020220.

[6] Salah H. and Elbessa M., 2024. Using Machine Learning Techniques to Predict Significant Wave Height Compared with Parametric Methods. Engineering and Applied Sciences, 9(5), 106-128. <https://doi.org/10.11648/j.eas.20240905.12>

[7] Khosravi K., Ali M. and 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. Published online August 31, doi:10.1007/s13762-024-05944-7.

[8] Ponce de Leon S., Bettencourt J., Vledder G., Doohan P., Higgins C., Guedes Soares C. and Dias F., 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. June 17, 2018; V11BT12A052. doi:10.1115/OMAE2018-77291.

[9] Abouhalima M., das Neves L., Taveira-Pinto F. and Rosa-Santos P., 2024. Machine Learning in Coastal Engineering: Applications, Challenges, and Perspectives. Journal of Marine Science and Engineering, 12(4) pp: 638.

[10] Cavaleri L., Langodan S., Pezzutto P. and Benetazzo A., 2024. The Earliest Stages of Wind Wave Generation in the Open Sea. Journal of Physical Oceanography, 54(3), 755-766. <https://doi.org/10.1175/JPO-D-23-0217.1>.

[11] Booij N., Ris RC. and Holthuijsen LH., 1999. SWAN: A third-generation wave model for coastal regions. 1. Model description and validation. Journal of Geophysical Research: Oceans, 104 (C4), pp: 7666-7649.

[12] Chen C., Lin H., Guan D., Cai F., Wang Q. and Liu Q., 2024. Enhancing typhoon wave hindcasting with random forests and BP neural networks in the SWAN model. Frontiers in Marine Science, 11, 1472047. <https://doi.org/10.3389/fmars.2024.1472047>

[13] Du J., Bolaños R., Larsén X. G. and Kelly M., 2019. Wave boundary layer model in SWAN revisited. Ocean Science, 15(2), 361–377. <https://doi.org/10.5194/os-15-361-2019>.

[14] Lei Z., Wu W., Gu Y., Zhai F. and Li P., 2023. A general method to determine the optimal whitecapping dissipation coefficient in the SWAN model. Front. Mar. Sci. 10:1298727. doi:10.3389/fmars.2023.1298727.

**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-Yagin1\*, A. Mojtahedi1, A. Aghayi2, E. Sadaghiani3

1Professor, Faculty of Civil Engineering, Tabriz University, Tabriz, Iran

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

3M.Sc., Faculty of Civil Engineering, Tabriz University, Tabriz, Iran

Email: lotfollahi@tabrizu.ac.ir\*

**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.

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