

## بررسی تغییر ارتفاع امواج تحت تاثیر تغییر اقلیم با استفاده از

### شبکه عصبی مصنوعی و تئوری موجک

گلرخ منصوری واجاری<sup>1\*</sup>، ابوالفضل شمسایی<sup>2</sup> و بهرام ثقفیان<sup>3</sup>

(1) دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه عمران- آب، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات تهران، ایران.

(2) استاد، گروه مهندسی عمران- آب، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات تهران، ایران.

(3) استاد، گروه عمران- آب، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات تهران، ایران.

\* نویسنده مسئول مکاتبات: g.mansouri.v@gmail.com

تاریخ پذیرش: 91/4/28

تاریخ دریافت: 91/2/3

#### چکیده:

پیش‌بینی مشخصه های امواج که یکی از عوامل کلیدی مؤثر بر تغییر شکل سواحل، تولید انرژی تجدیدپذیر و طراحی سازه‌های دریایی می‌باشد، همواره از اهمیت بسزایی برخوردار بوده است. ارتفاع موج یکی از مهمترین و تأثیرگذارترین پارامترهای موج به شمار می‌رود. عوامل مختلفی در تغییر ارتفاع امواج مؤثرند، در این تحقیق تغییر ارتفاع امواج تحت تأثیر تغییر اقلیم و گرمایش جهانی\_ که به عنوان یکی از پیامدهای تجمع گازهای گلخانه‌ای امروزه از مهمترین چالش‌های محیطی در جهان به شمار می‌رود\_ مورد بررسی قرار گرفت. تأثیر تغییرات آب و هوایی در تغییر ارتفاع امواج با استفاده از داده‌های بدست آمده اقلیمی از مدل CGCM2 که یکی از انواع مدل‌های GCM می‌باشد، تحت دو سناریوی A2 و B2 ارزیابی شد. جهت پیش‌بینی ارتفاع امواج با استفاده از روش رگرسیون گام به گام از میان متغیرهای آب و هوایی شبیه‌سازی شده در مدل اقلیمی CGCM2، آن دسته از متغیرهایی که دارای بیشترین همبستگی با تغییر ارتفاع امواج بودند، برگزیده شدند. دو مدل ANN و DWNN برای بررسی ارتباط بین متغیرهای اقلیمی و ارتفاع امواج ساخته شدند و مدل DWNN که ترکیبی است از مدل ANN و تئوری موجک نتایج بهتر و دقیق تری ارائه کرد. نتایج برای سال‌های 2089 تا 2100 میلادی بیانگر افزایش 10 تا 46 سانتی متری در حداقل میانگین روزانه ارتفاع امواج و همچنین افزایش 10 تا 36 سانتی متری در ماکزیمم میانگین روزانه ارتفاع امواج، در منطقه چابهار است. با توجه به افزایش قابل توجه میانگین ارتفاع امواج این موضوع باید در مسائل مختلف، از جمله مدیریت مناطق ساحلی مدنظر قرار گیرد.

واژه‌های کلیدی: سناریوهای اقلیمی، تغییر ارتفاع امواج، شبکه عصبی، موجک، DWNN.

## مقدمه:

امواج دریاها و اقیانوس‌ها از جمله عوامل مهم تغییردهنده شکل سواحل و توپوگرافی منطقه می باشند، با توجه به قدرت بسیار زیاد امواج دریا، امروزه استحصال انرژی از امواج به عنوان یک منبع انرژی تجدید پذیر بیش از پیش مورد توجه قرار گرفته است. شاید بتوان با انفجار تعداد بسیار زیاد تی ان تی در دریا فقط در طول نوار ساحلی 5 کیلومتری، یک سانتی متر موج ایجاد نمود، بنابراین امواج یک منبع خدادادی انرژی به شمار می‌روند، از میان پارامترهای موج همواره ارتفاع موج به دلیل تاثیر قابل ملاحظه و محسوسی که در طراحی سازه های دریایی، تغییر شکل سواحل، تغییر در میزان انرژی قابل استحصال از موج و... دارد، از اهمیت بیشتری برخوردار بوده است. عوامل مختلفی بر ارتفاع امواج اثرگذارند، از جمله این عوامل می‌توان سرعت باد، جهت باد، ارتفاع سطح دریا، دمای سطح دریا و... را نام برد. بنابراین تغییر در هر یک از این عوامل موجب تغییر در ارتفاع امواج خواهد شد. یک عامل مهم و تاثیرگذار روی تمامی موارد فوق، اقلیم و تغییرات آن می باشد. موضوع تغییر اقلیم و اثرات آن در زمینه های گوناگون در سال‌های اخیر بسیار مورد توجه بوده است. Rietveld و Koeste در سال 2009 با مروری بر یافته‌های تجربی در زمینه تاثیر تغییر اقلیم، دریافتند که افزایش دمای ناشی از تغییر اقلیم در مقیاس جهانی موجب تغییرات افزایش پیش بینی شده سطح دریا و افزایش مربوط به شدت جریان طوفان و فشارهای سیل می شود. Cutforth و همکاران در سال 1999 به این نتیجه رسیدند که اقلیم کره زمین در طول تاریخ همواره در حال تغییر بوده، اما با شروع انقلاب صنعتی نقش بشر در تغییرات اقلیمی افزایش پیدا کرده است. این امر به طور عمده به دلیل افزایش مصرف سوخت های فسیلی، شهرنشینی، جنگل‌زدایی، بیابان‌زایی و غیره است.

Chini و همکاران در سال 2010 به بررسی تاثیر افزایش سطح دریا و تغییر اقلیم روی امواج نزدیک ساحل در شرق آنجلیا (انگلستان) پرداختند، در این پژوهش با توجه به پیامدهای تغییرات آب و هوا در اتمسفر و بالا آمدن سطح دریا در نزدیک ساحل یک روش ساده شامل مدلسازی عددی برای محاسبه امواج اجرا شد و مشخص شد برای این منطقه ساحلی آمار موج به روند بالا آمدن سطح دریا حساس هستند، همچنین مشخص شد که برای نقاط نزدیک ساحل افزایش متوسط سطح دریا ناشی از تغییر اقلیم نه تنها ارتفاع موج را شدیداً تغییر میدهد بلکه فراوانی وقوع امواج پر قدرت را نیز تغییر خواهد داد. P.Lionello و همکاران در سال 2012 به شبیه سازی طرح آب و هوایی باد و امواج بحرانی طوفان در سواحل ونیز پرداختند، آن‌ها از یک مدل آب کم عمق و یک مدل موج طیفی به ترتیب برای محاسبه خروجی های طوفان و امواج باد، از روی فشار سطح دریا و میدان های باد استفاده نمودند که این دو عامل خود با استفاده از مدل آب و هوایی منطقه ای Reg CM بدست آمده اند. شبیه سازی ها برای سالهای 1961 تا 1990 برای آب و هوای موجود انجام شد و مدت زمان 2071 تا 2100 تحت تاثیر سناریوهای آب و هوایی  $A_2$  و  $B_2$  برای بررسی آینده در نظر گرفته شد. شبیه سازی ها فرکانس بیش تری را برای طوفان های شدید تحت سناریوی  $B_2$  ارائه داد اما این افزایش فرکانس تحت سناریوی  $A_2$  مشاهده نشد. این اختلافات نه تاثیر تغییرات آب و هوایی بلکه تاثیر تغییرات چند دهه ای می‌باشد. بررسی آن‌ها نشان داد که احتمال وقوع طوفان های شدید با ارتفاع موج بلند تر در طرح های آینده قوی تر می باشند.

در مواردی که روابط اصولی علم فیزیک از جامعیت کافی جهت تحلیل سری‌های زمانی برخوردار نباشند، از تکنیک‌های هوش مصنوعی که توانایی بالای خود را در مواجهه با سری‌های زمانی تصادفی ثابت کرده‌اند می توان بهره جست. به تازگی تحولاتی در روش های محاسبات نرم افزاری مانند شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی انجام شده است که آن‌ها را اجرایی تر می کند. شبکه های

عصبی مصنوعی به دلیل توانایی برای کشف الگوهای موجود در داده های ثبت شده، که توسط محققان و روش های مرسوم آماری قابل کشف نیستند به طور گسترده و موفق برای مدلسازی و پیش بینی فرایندهای هیدرولوژیکی مورد استفاده قرار گرفته اند.

Deo و Naidu (1997)، Makarynskyy (2007)، Kazeminejad و همکاران (2005)، Etemad-Shahidi و Mahjoobi (2009) از جمله افرادی هستند که روشهای محاسبات نرم افزاری را برای شبیه سازی موج به کار بردند Kamranzad و همکاران در سال 2011 برای پیش بینی ارتفاع امواج در دیر خلیج فارس از روش شبکه عصبی مصنوعی به عنوان روش قوی آموزش دادن داده ها برای پیش بینی ارتفاع موج 3 و 6 و 12 و 24 ساعت بعد استفاده کردند. همچنین Deo و همکاران در سال 2001 نیز از روش شبکه های عصبی برای پیش بینی موج استفاده کردند. Tsai و همکاران در سال 2002 برای پیش بینی ارتفاع امواج و پیوند امواج مشاهداتی ثبت شده از شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند، آن ها نشان دادند که عملکرد شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی موج و تکمیل داده های ثبت شده امواج قابل قبول بوده است. علیرغم انعطاف پذیری بالا و استفاده وسیع مدل های شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی- فازی ، به دلیل نوسانات سیگنال های کاملا غیر ایستا و دامنه عملکرد وسیع فرآیندهای اقلیمی و هیدرولوژیکی، کاربرد این مدل ها در زمینه پیش بینی افزایش سطح آب دریا چندان رضایت بخش نمی باشد، Cannas و همکاران در سال 2006 به این نتیجه رسیدند که در این موارد پیش پردازش ورودی و یا داده های خروجی قبل از استفاده در مدل پیش بینی، ضروری به نظر می رسد و لذا برای این منظور کاربرد تئوری موجک در پردازش داده ها انتخاب مناسبی است. تئوری موجک در دامنه وسیعی از مطالعات و تحقیقات برای تحلیل سری های زمانی با سیگنال غیرایستا توسط Adamovski در سال 2008 نیز بکار برده شده است. در زمینه استفاده همزمان از مدل های موجک با شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی - فازی نیز مطالعاتی صورت گرفته است. برای مثال Ding و Wang در سال 2003 از این ترکیبات مدل ها جهت شبیه سازی و پیش بینی سری های زمانی مانند پیش بینی سطح آب زیرزمینی کم عمق و دبی روزانه استفاده کردند. همچنین Partel و Kisi در سال 2007 برای پیش بینی بارش - ر و اناب، Partel و Cigizoglu در سال 2008 جهت پیش بینی رسوب معلق روزانه از ترکیب مدل های موجک با شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی - فازی استفاده کردند. Wang و Ding در سال 2003 مدل شبکه موجکی را برای پیش بینی سطح آب زیرزمینی کم عمق و آبدهی روزانه استفاده کردند، آن ها الگوریتم آتروس را برای تبدیل موجک دوتایی گسسته همراه با سه لایه پیش خور شبکه عصبی به منظور پیشگویی سری های زمانی هیدرولوژیکی به کار بردند. مدل تلفیقی تبدیل موجکی و شبکه های عصبی برای پیش بینی خشکسالی و تخمین هوشمند دبی جریان ورودی به سد مخزنی دز توسط ابراهیمی و بارانی (1384) استفاده شده است. نتایج آن ها نشان داد که ترکیب موجک و شبکه عصبی توانایی پیش بینی شبکه عصبی را به میزان قابل توجهی افزایش می دهد و باعث افزایش سرعت پیش بینی بدون کاهش در دقت عملیات می شود .

در کشور ما بویژه در آبهای جنوب ایران با توجه به استراتژیک بودن منطقه، وجود سازه های دریایی مهم مانند سکوها های نفتی و همچنین وجود موج شکن ها و دیگر سازه های مهم در بنادر، رفت و آمد کشتی ها، پل ها و... و تعداد بسیار زیاد مردمی که در نزدیکی دریا زندگی می کنند، موضوع تغییر اقلیم و اثرات آن بر افزایش سطح آب دریاها و متعاقب آن تغییر ارتفاع امواج از اهمیت خاصی برخوردار است و ضرورت تحقیق جهت بررسی تغییر ارتفاع امواج در آب های جنوب ایران به شدت احساس می شود. یافتن مؤثرترین متغیر های

اقلیمی به عنوان پیش بینی کننده، بر تغییر ارتفاع امواج به عنوان پیش بینی شونده و بررسی چگونگی اثرگذاری آن‌ها از مهمترین اهداف این تحقیق است. با توجه به بررسی های انجام شده مدل پیشنهادی ما در این تحقیق ترکیبی است از مدل شبکه های عصبی مصنوعی و تئوری موجک که آن را مدل شبکه عصبی-موجکی (DWNN) می نامیم .

### مواد و روش ها

در این مطالعه قصد داریم از متغیرهای اقلیمی برای ارزیابی تغییر ارتفاع امواج دریا در منطقه چابهار ایران، در انتهای قرن بیست و یکم تحت دو سناریوی تغییر اقلیم استفاده کنیم. ابتدا از روش شبیه سازی شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش بینی استفاده خواهیم کرد و سپس روش دیگری را که ترکیبی است از تئوری موجک و شبکه عصبی مصنوعی برای این منظور به کار خواهیم برد و نتایج بدست آمده از دو روش را با هم مقایسه خواهیم کرد.

### بررسی کفایت داده ها

اولین گام در مدل های پیش بینی در حال توسعه پس از جمع آوری داده های مورد نیاز که متعاقبا شرح داده خواهد شد ، آماده سازی داده های آماری مورد استفاده از لحاظ صحت و کفایت داده ها جهت بکار گیری در مدل پیش بینی می باشد. در این تحقیق برای کنترل کافی بودن داده‌های ارتفاع امواج از ضریب هارست استفاده می کنیم. این ضریب کفایت طول موجود داده ها برای پیش بینی یک پدیده را ارزیابی می کند. برای مطالعه بیشتر رجوع شود به Mesa و Poveda در سال 1993 ضریب هارست از طریق فرمول (1) محاسبه می شود:

$$K = \frac{\text{Log}(R/\sigma)}{\text{Log}(N/2)} \quad (1)$$

که  $\sigma$  انحراف معیار داده‌ها،  $N$  تعداد داده‌ها و  $R$  تفاوت بین حداکثر و حداقل اختلاف تجمعی از میانگین و سری‌های زمانی داده‌ها می-باشد. چنانچه مقدار ضریب هارست بیشتر از 0/5 باشد، نشان دهنده این است که طول سری‌های زمانی برای این که در پیش‌بینی استفاده شوند، کافی است.

انتخاب پیش بینی کننده ها

برای بررسی اثرات تغییر اقلیم بر روند تغییرات ارتفاع امواج ، خروجی های مدل اقلیم جهانی، GCM با نام CGCM2 (دومین ورژن مدل اقلیم جهانی کانادا)، به دلیل اینکه تعداد به مراتب بیشتری از متغیرهای آب و هوایی موثر بر ارتفاع امواج را نسبت به سایر مدل ها در بر می گیرد، تحت دو سناریوی تغییر اقلیم A2 و B2 که تغییرات پارامترهای اقلیمی در آینده را نشان می‌دهد، به کار برده می شود. سپس با بررسی سیگنال‌های اقلیمی و داده‌های ارتفاع امواج، سیگنال‌های مناسب برای پیش‌بینی ارتفاع امواج را انتخاب خواهیم کرد، اما به دلیل اینکه بعضی از این سیگنال ها در ارتباط با سایر سیگنال‌های اقلیمی عمل می‌کنند از روش رگرسیون گام به گام با حداکثر همبستگی و حداقل افزونگی برای تعیین نوع سیگنال‌های اقلیمی استفاده خواهد شد. و متغیرهای اقلیمی با مقادیر بالاتر ضریب همبستگی و ضریب معنی داری کمتر به عنوان پیش بینی کننده تغییرات ارتفاع امواج انتخاب خواهند شد.

### شبیه‌سازی امواج

در مرحله بعد مدل های شبیه‌سازی ارتفاع امواج توسعه داده خواهند شد. مدل اول، شبکه عصبی مصنوعی خواهد بود و مدل دوم به کار رفته ترکیبی است از مدل شبکه عصبی مصنوعی و تئوری موجک که آن را مدل شبکه عصبی- موجکی (DWNN) می‌نامیم. در مدل DWNN تئوری موجک برای تجزیه داده‌های ورودی و خروجی با استفاده از دو موجک ساده مادر به نام‌های Haar و Db2 استفاده خواهد شد و پس از آن داده‌های ورودی و خروجی تجزیه شده توسط موجک در مدل شبکه عصبی مصنوعی به کار برده می‌شوند، در نهایت با بکارگیری تبدیل موجک معکوس بر خروجی بدست آمده از شبکه عصبی مصنوعی مقادیر پیش بینی شده ارتفاع امواج حاصل خواهد شد

### تبدیل موجک

برای آنالیز سیگنالها، مبدل های ریاضی مورد استفاده قرار می گیرند تا اطلاعاتی که از سیگنالهای خام براحتی قابل دسترس نیست، بدست آید. تبدیل موجک یکی از تبدیلهای ریاضی کارآمد در زمینه پردازش سیگنال است. موجک ها توابع ریاضی هستند که شکل مقیاس- زمان از سریهای زمانی و روابط آن ها جهت آنالیز سریهای زمانی که شامل متغیرها و غیر ثابتها میباشد را ارائه میدهد. از جمله تبدیل های موجکی پرکاربرد عبارتند از: 1-تبدیل پیوسته موجکی 2- تبدیل گسسته موجکی

تبدیل گسسته موجکی جهت پیش‌پردازش و آنالیز سری های زمانی مناسب تر از تبدیل موجکی پیوسته می باشد، زیرا داده های تبدیل یافته با تبدیل گسسته موجکی اجزای اضافی نداشته و بنابراین تبدیل معکوس را میتوان برای هر دسته از داده های زمان - فرکانس به کار برد. ما نیز در این تحقیق برای تجزیه سری زمانی داده های ارتفاع امواج، از تبدیل گسسته موجکی استفاده می کنیم.

### شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

یکی از انواع شبکه های عصبی مصنوعی، مدل شبکه عصبی پیش‌خوراست که در تحقیق حاضر مورد استفاده قرار گرفته است، این شبکه اغلب دارای یک یا چند لایه مخفی از نورون های sigmoid بوده و از یک لایه پایانی خطی استفاده می کند. وجود چند لایه از نورون ها با یک تابع انتقال غیرخطی به شبکه اجازه می دهد که توانایی یادگیری رابطه خطی و غیرخطی را بین ورودی ها و خروجی ها داشته باشد. برای مطالعه بیشتر رجوع شود به سید مصطفی کیا (1390).

### شبکه عصبی مصنوعی- موجک گسسته (DWNN)

این مدل یک مزدوج‌سازی از تبدیل موجک و مدل شبکه عصبی مصنوعی است. DWNN می‌تواند مشکلات مربوط به ابعاد بزرگ را حل کند و همچنین در مقایسه با مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی از ساختار شبکه‌ی کاراتری برخوردار است.

شاخص‌های بررسی صحت عملکرد مدل

معیارهای مختلفی برای برآورد عملکرد مدل‌های پیش‌بینی پیشنهاد شده وجود دارند. در این مطالعه شاخص‌های مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)، ضریب همبستگی (R) و ضریب Nash-Sutcliffe به کار گرفته شدند که در روابط زیر مشخص شده‌اند:

$$RMSE = \left[ \frac{\sum_{i=1}^N (S_i - O_i)^2}{N} \right]^{0.5} \quad (2)$$

$$R = \frac{N \sum_{i=1}^N S_i O_i - \sum_{i=1}^N S_i \sum_{i=1}^N O_i}{\left\{ \left[ N \sum_{i=1}^N S_i^2 - \left( \sum_{i=1}^N S_i \right)^2 \right] \left[ N \sum_{i=1}^N O_i^2 - \left( \sum_{i=1}^N O_i \right)^2 \right] \right\}^{0.5}} \quad (3)$$

$$N.S = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (S_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O}_i)^2} \quad (4)$$

که در آن  $O_i$  یک مقدار مشاهده شده در گام زمانی  $i$  ام،  $S_i$  یک مقدار پیش‌بینی شده در لحظه زمانی مشابه،  $N$  تعداد گام‌های زمانی و  $\bar{O}_i$  میانگین مقدار داده‌های مشاهده شده است. پیش‌بینی‌های رضایت‌بخش، مقادیر ضریب همبستگی بالاتر از 0/7 را ارائه می‌دهند. RMSE برای سنجش صحت پیش‌بینی استفاده می‌شود که وقتی تناقضات میان پیش‌بینی‌ها و مشاهدات شدیداً زیاد می‌شوند این مقدار از صفر برای پیش‌بینی‌های کامل به مقادیر مثبت بزرگ افزایش پیدا می‌کند. شاخص N.S از مقدار 1 برای پیش‌بینی کامل به مقادیر منفی بزرگ کاهش می‌یابد. مقادیر منفی N.S نتایج پیش‌بینی غیرقابل قبولی را نشان می‌دهند. واضح است که مقادیر نزدیکتر به یک برای N.S و مقدار کوچک برای RMSE، بر عملکرد بهتر مدل دلالت دارند

#### منطقه مورد مطالعه

چابهار با مساحتی حدود 17155 کیلومتر مربع در منتهی‌الیه جنوب شرقی ایران در کنار آب‌های گرم دریای عمان واقع‌شده است. در 60 درجه و 37 دقیقه طول شرقی و 25 درجه و 17 دقیقه عرض شمالی قرار دارد. این شهرستان دارای حدوداً 300 کیلومتر مرز آبی در دریای عمان است. خلیج چابهار با بریدگی طبیعی و استثنایی خود، بزرگترین خلیج ایران در پیرامون سواحل دریای عمان به شمار می‌رود و نزدیکترین آبراه به اقیانوس هند است. چابهار دارای آب‌وهوای معتدل گرمسیری با رطوبت نسبی می‌باشد. (شکل 1)



شکل 1: منطقه مورد مطالعه - چابهار

#### نتایج و بحث

##### جمع‌آوری آمار موج

داده‌های ارتفاع امواج برای یک دوره آماری 12 ساله از موسسه اقیانوس‌شناسی تهران تهیه شد. جهت بررسی تأثیر تغییر اقلیم بر ارتفاع امواج از سری زمانی میانگین روزانه ارتفاع امواج طی سال‌های 1992 تا 2003 میلادی استفاده شد.

### داده های متغیر های اقلیمی

خروجی های مدل CGCM2 تحت دو سناریوی A2 و B2 در آدرس <http://Lpki.qc.ec.gc.ca/DAI> قابل دسترسی هستند.

### بررسی کفایت داده ها

جهت کنترل کفایت داده ها مقدار ضریب هارست محاسبه شد که این ضریب برای ایستگاه چابهار 0/73 بدست آمد. از آنجا که عدد محاسبه شده بزرگتر از 0/5 است، طول سری زمانی ارتفاع امواج برای پیش بینی مناسب است.

### انتخاب پیش بینی کننده ها

جهت انتخاب چند متغیر اقلیمی که دارای بیشترین تاثیر در تغییر ارتفاع امواج می باشند به عنوان پیش بینی کننده، از بین 35 متغیر اقلیمی مدل CGCM2 تحت دو سناریوی A2 و B2، در مرحله اول از روش رگرسیون گام به گام استفاده شد، با بکارگیری این روش طی 17 مرحله انتخاب پیشرو و حذف پسرو 15 متغیر اقلیمی انتخاب شدند و در مرحله بعد از میان این 15 متغیر 5 متغیر اقلیمی که دارای بیشترین مقدار ضریب تعیین ( $R^2$ ) بودند به عنوان پیش بینی کننده های نهایی ارتفاع امواج انتخاب شدند این پنج متغیر عبارتند از: ارتفاع ژئوپتانسیل در سطح 850 هکتوپاسکال، مولفه مداری باد 500 هکتوپاسکال، شار تابش خورشیدی در بالای اتمسفر، فشار سطح زمین و شارش گرمای محسوس سطحی به جو. (جدول 1)

جدول 1: نتایج کاربرد روش رگرسیون گام به گام بر روی پارامترهای CGCM2 برای تعیین پیش بینی کننده های تغییر ارتفاع امواج در چابهار.

ردیف	پیش بینی کننده	ضریب معنی داری	ضریب تعیین
1	شارش گرمای محسوس سطحی به جو	0	«0/55
2	شار تابش خورشیدی در بالای اتمسفر	0/019	«0/52
3	داده های ارتفاع ژئوپتانسیل در سطح 850 هکتوپاسکال	0	«0/55
4	مولفه مداری باد 500 هکتوپاسکال	0	«0/51
5	تبخیر	0	0/04
6	فشار سطح زمین	0	«0/60
7	داده های ارتفاع ژئوپتانسیل در سطح 500 هکتوپاسکال	0/001	0/39
8	مولفه قائم باد 500 هکتوپاسکال	0	0/1
9	تابش خورشیدی جذب شده در اتمسفر	0/035	0/36
10	شار تابش خورشیدی در سطح	0/011	0/45
11	دمای متوسط روزانه سطح زمین	0/034	0/49
12	فشار باد منطقه ای	0	0/01
13	مولفه مداری باد بادنچ 10m	0	0/05
14	فشار باد اوجی	0/001	0/003
15	مولفه قائم باد 200 هکتوپاسکال	0/017	0

## آماده سازی مدل شبکه عصبی مصنوعی

در بکار گیری مدل شبکه عصبی مصنوعی، نخست پیش بینی کنندگان (متغیرهای اقلیمی منتخب در قسمت قبل و سری زمانی ارتفاع امواج دریا به عنوان ورودی مدل بارگذاری شدند، برای آموزش و اعتبارسنجی مدل شبکه عصبی با در نظر گرفتن نسبت های مختلف در نهایت مشخص شد نسبت 60% داده ها برای آموزش و 40% داده ها برای اعتبارسنجی از دقت بالاتری برخوردار است. مدل شبکه عصبی مطرح شده شامل یک لایه پنهان می باشد که دارای پنج نورون در لایه ورودی و یک نورون در لایه خروجی است. توابع انتقال ورودی، لایه های پنهان و خروجی به ترتیب  $\text{Logsig}$ ،  $\text{Tansig}$  و  $\text{Pureline}$  معین شدند. تعداد نورون های لایه پنهان از فرمول شماره 5 محاسبه شد. (Liang et al.(2008)

$$NNH = \frac{NNI + NNO}{2} \quad (5)$$

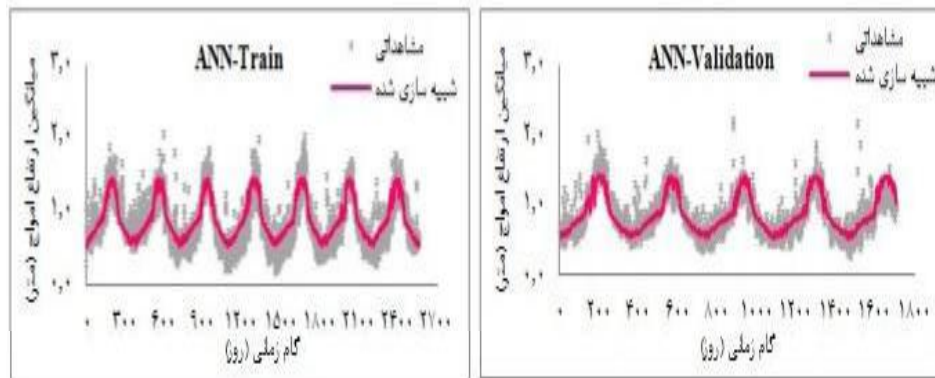
تعداد نورون های لایه پنهان با استفاده از فرمول فوق، برابر با مقدار 3 بود، اما برای اطمینان بیشتر، تنها جهت تعیین دقیق تعداد نورون های لایه پنهان، مدل شبکه عصبی مصنوعی با مقدار متفاوتی از نورون های لایه پنهان اجرا شد (جدول 2). با توجه به نتایج مشخص شد که عدد بدست آمده بوسیله فرمول 10 بهترین انتخاب برای تعداد نورون های لایه پنهان می باشد.

جدول 2: تعیین تعداد نرون های لایه پنهان مدل ANN با استفاده از پارامترهای بررسی عملکرد مدل.

تعداد نرون های لایه پنهان	R	R <sup>2</sup>	N.S	RMSE
4	0/8	0/64	0/65	0/204
3	0/82	0/67	0/66	0/179
2	0/78	0/62	0/61	0/214

در مرحله بعد مدل شبکه عصبی برای انجام تحقیق راه اندازی شد، با توجه به نمودار (1) که سری زمانی داده های مشاهداتی و شبیه سازی شده توسط ANN را نشان می دهد، می توان دریافت که نمودار حاصل در دوره آموزش از کیفیت مناسب برخوردار نبود و مدل تنها در بازوهای بالارونده نمودار توانست تغییرات ارتفاع امواج را اندکی جزئی تر شناسایی کند. این نتیجه در مرحله اعتبارسنجی نیز تکرار شد و مشخص شد که مدل قادر به یادگیری الگوی تغییر ارتفاع امواج به نحو مطلوب نیست.





نمودار ۱: نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای پیش بینی ارتفاع امواج در دوره های آموزش و اعتبار سنجی

### مدل شبکه عصبی مصنوعی - موجک گسسته (DWNN)

در بکارگیری مدل DWNN ابتدا پیش بینی کننده ها (متغیرهای منتخب تغییر اقلیم) و سری زمانی ارتفاع امواج با استفاده از دو تابع موجک گسسته به نام های Haar و Db2 تجزیه شدند و ماتریس ضرایب جزئیات و ضرایب تقریب بدست آمدند، سپس 60 درصد از این داده ها برای مرحله کالیبراسیون یا آموزش مدل و 40 درصد باقیمانده نیز برای اعتبارسنجی مدل استفاده شد. سپس برای هر گروه از داده های تجزیه شده مدل شبکه عصبی مصنوعی مجدداً راه اندازی شد و خروجی های مربوط به هر کدام به صورت جداگانه بدست آمد. در نهایت تبدیل معکوس موجک (idwt) روی خروجی های بدست آمده اعمال شد و نتیجه نهایی شبیه سازی ارتفاع امواج توسط مدل DWNN حاصل گردید.

نتایج حاصل از کاربرد موجک Haar نشان داد علاوه بر اینکه شاخص های بررسی صحت عملکرد مدل به مراتب بهتر از زمانی که مدل شبکه عصبی مصنوعی به تنهایی به کار برده شد، بدست آمد (جدول 3)، بلکه نمودار های حاصله برای هر دو مرحله آموزش و اعتبارسنجی بیانگر این مطلب بود که مدل به نحو بسیار مطلوبی همانند یک دستگاه الکتروکاردیوگراف توانست سیگنال های تغییر ارتفاع امواج را شناسایی کند. (نمودار 2)

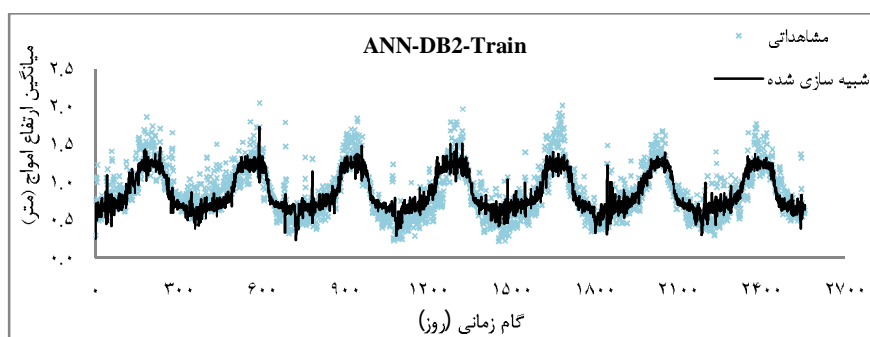
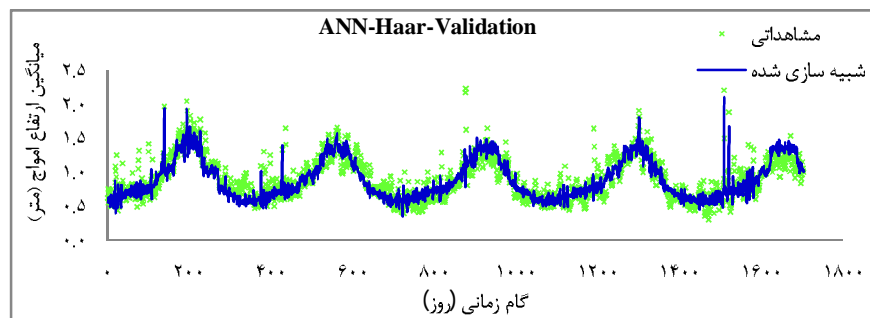
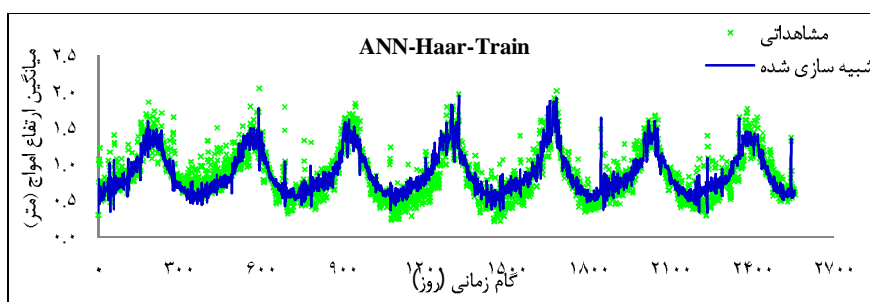
نمودارهای بدست آمده از موجک Db2 نیز بیانگر این مطلب بود که از لحاظ ضرایب بررسی صحت عملکرد، مدل تغییر چندانی نسبت به ANN نداشت اما به لحاظ کیفی مدل با به کار بردن موجک Db2 جهت تجزیه داده ها به نحو بسیار بهتری آموزش دید و توانست الگوی تغییرات ارتفاع امواج را بهتر شناسایی کند. (نمودار 2)

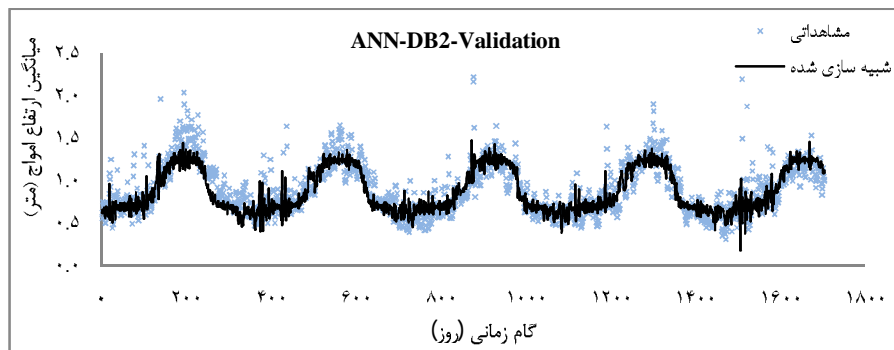
با بررسی نمودارهای حاصل از هر سه مدل در مراحل آموزش و اعتبارسنجی (نمودار 2) و همچنین مقایسه ضرایب بدست آمده برای بررسی عملکرد مدل (جدول 3)، مشخص شد که مدل شبکه عصبی مصنوعی به همراه تابع تبدیل موجک Haar نتایج بسیار بهتر و دقیق تری ارائه می دهد. در واقع با به کار گیری تئوری موجک و جداسازی ضرایب تقریب و جزئیات توانستیم مدل را قادر به شناسایی و پردازش بهتر سیگنال های تغییر ارتفاع امواج نماییم و قابلیت درک مدل و قدرت یادگیری آن را افزایش دهیم. بنابراین نهایتاً مدل

DWNN که در آن از تابع تبدیل موجک Haar استفاده شد، به عنوان بهترین مدل برای شبیه‌سازی تغییر ارتفاع امواج در آینده تحت تأثیر تغییر اقلیم برگزیده شد.

جدول 3: عملکرد مدل های ANN و DWNN برای پیش بینی ارتفاع امواج در دوره آموزش و اعتبارسنجی.

مدل	ساختار ANN	آموزش				اعتبارسنجی			
		R	R <sup>2</sup>	N.S	RMSE	R	R <sup>2</sup>	N.S	RMSE
شبکه عصبی مصنوعی (بدون تابع تبدیل موجک)	5.3.1	0/82	0/67	0/66	0/191	0/81	0/66	0/59	0/179
DWNN (شبکه عصبی مصنوعی به همراه تابع تبدیل موجک Haar)	5.3.1	0/87	0/76	0/76	0/166	0/83	0/70	0/67	0/173
DWNN (شبکه عصبی مصنوعی به همراه تابع تبدیل موجک Db2)	5.3.1	0/83	0/69	0/68	0/192	0/77	0/62	0/60	0/190

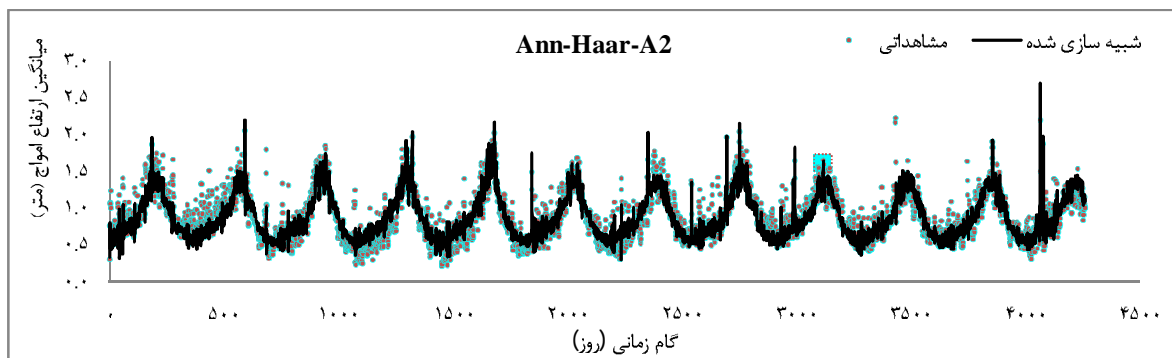




نمودار 2: نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی- موجک گسسته با استفاده از موجک های Haar و Db2 برای پیش بینی ارتفاع امواج

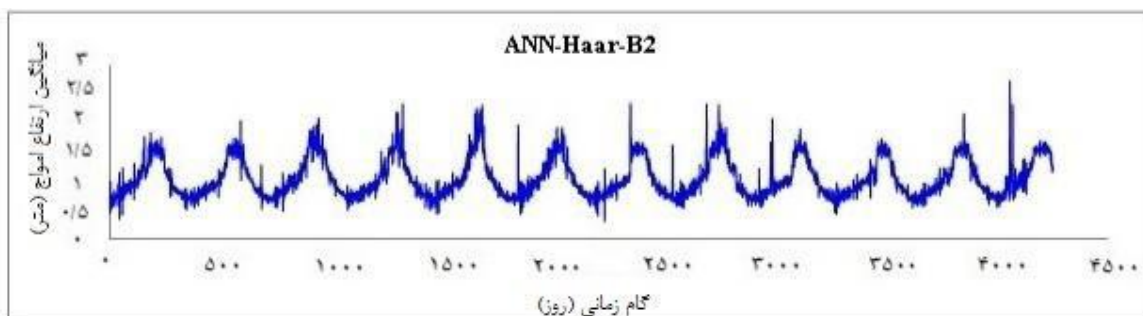
### نتایج شبیه سازی و چگونگی تغییر ارتفاع امواج

شبیه سازی برای سال های 2089 تا 2100 با استفاده از مدل منتخب DWNN به همراه موجک Haar تحت دو سناریوی تغییر اقلیم A2 و B2 انجام شد. نتایج حاصل برای سناریوی A2 در نمودار (3) آمده است.



نمودار 3: سری زمانی داده های مشاهداتی و شبیه سازی شده میانگین ارتفاع امواج با مدل منتخب ANN-Haar- سناریوی A2 از نمودار (3) مشخص است که تغییرات ارتفاع امواج در طول دوره پیش بینی از آهنگ بخصوصی تبعیت نمی کند و شاهد یک کاهش مداوم و یا یک افزایش مداوم در طول دوره پیش بینی سال های 2089 تا 2100 نسبت به امواج مشاهداتی سال های 1992 تا 2003 نیستیم. اما با بررسی دقیق تر از لحاظ عددی خروجی های مدل دریافتیم که در اکثر موارد بویژه در سالهای 2091 میلادی تا پایان 2093 میلادی، حداقل میانگین روزانه ارتفاع امواج به مراتب از حداقل میانگین ارتفاع امواج مشاهداتی در مدت مشابه بیشتر است و این افزایش بین 10cm تا 46cm متغیر است. بیشترین مقدار این افزایش در تابستان سال 2092 و پاییز سال های 2099 و 2100 بوده و کمترین میزان این افزایش نیز در زمستان سال 2093، تابستان 2094 و پاییز 2097 به دست آمد. همچنین مقادیر ماکزیمم میانگین روزانه ارتفاع امواج در چابهار در مواردی افزایش چشمگیری نسبت به سال های 1992 تا 2003 از خود نشان داد، که مقدار این افزایش بین 10cm تا 36cm متغیر بود، بیشترین مقدار افزایش در تابستان 2095 و کمترین میزان این افزایش در بهار 2090 میلادی محاسبه شد. با توجه به اینکه ماکزیمم میانگین ارتفاع امواج طول دوره پیش بینی در انتهای سال 2099، 2/7 متر است، می توان انتظار داشت که در ساعاتی از

روز امواجی با ارتفاع بیش از 3 متر نیز مشاهده شود. کمترین مقدار مشاهده شده در میانگین روزانه ارتفاع امواج 21cm و کمترین مقدار پیش‌بینی شده برای سال‌های 2089-2100 در هر دو سناریو حدود 30cm بوده است. نتایج بدست آمده برای سناریوی B2 تقریباً همسو با نتایج حاصله تحت سناریوی A2 بود اما در مجموع در نقاط اوج از لحاظ عددی مقادیر کمتری نسبت به روزهای مشابه در سناریوی A2 بدست آمد. مقادیر میانگین ارتفاع امواج شبیه سازی شده تحت سناریوی B2 در نمودار 4 نشان داده شده است. افزایش در مینیمم میانگین روزانه ارتفاع امواج پیش بینی شده نسبت به مدت زمان مشابه در طول دوره مشاهداتی تا 48cm رسید. همچنین ماکزیمم میانگین روزانه ارتفاع امواج تا حدود 34cm بیشتر از این مقدار در دوره مشاهداتی بود.



نمودار 4: سری زمانی داده های شبیه سازی شده میانگین ارتفاع امواج با مدل منتخب ANN-Haar - سناریوی B2

همچنین در انتها بررسی ها به طور تصادفی برای سال های 2030 تا 2041 میلادی نیز انجام شد، و مشخص شد که در این دوره مینیمم ارتفاع متوسط امواج در یک روز افزایشی از 5 تا 21 سانتی متر از خود نشان داد، که بیشترین مقدار این افزایش مربوط به تابستان سال 2031 و پاییز سال های 2048 و 2049 بود، همچنین ماکزیمم متوسط روزانه ارتفاع امواج در افزایشی تا 16 سانتی متر از خود نشان داد که بیشترین مقدار افزایش در تابستان 2047 میلادی محاسبه شد. بنابر این با توجه به بررسی های انجام شده می توان افزایش تدریجی ارتفاع امواج در طول قرن حاضر را انتظار داشت و هرچه به سال 2100 نزدیکتر می شویم میزان این تغییرات بیشتر خواهد شد.

#### نتیجه گیری:

تخمین صحیحی از تغییرات ارتفاع امواج دریا تحت تاثیر عوامل مختلف در مهندسی سواحل، کشتیرانی، فعالیت‌های تفریحی و در برنامه توسعه سواحل و بنادر از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در این مطالعه به منظور بررسی اثر تغییر اقلیم بر تغییر ارتفاع امواج از روش رگرسیون گام به گام جهت تعیین پارامترهای اقلیمی که دارای تاثیرگذاری بیشتری در تغییرات ارتفاع امواج دریا بودند و انتخاب پیش-بینی کننده‌های مناسب استفاده شد. سپس جهت مدلسازی مدل شبکه عصبی مصنوعی و ترکیبی از مدل شبکه‌های عصبی-موجکی مورد استفاده قرار گرفت. از تبدیل موجک جهت تجزیه داده‌های پیش‌بینی شونده و داده‌های پیش‌بینی کننده بهره گرفته شد. داده‌های ورودی که گسسته‌سازی شده بودند بعنوان ورودی مدل مورد نظر و جهت شبیه‌سازی ارتفاع امواج دریا مورد استفاده قرار گرفتند. تغییرات ارتفاع امواج در چابهار ایران با استفاده از داده‌های ارتفاع ژئوپتانسیل در سطح 850 هکتوپاسکال، مولفه مداری باد 500 هکتوپاسکال، شار تابش خورشیدی در بالای اتمسفر، فشار سطح زمین و شارش گرمای محسوس سطحی به جو بعنوان ورودی در بازه زمانی مشخص و ارتفاع امواج دریا در همان بازه زمانی مدلسازی شد. نتایج مشخص کرد که مدل DWNN دارای عملکرد بهتر و دقت بالاتری در مدلسازی

و پیش‌بینی تغییرات ارتفاع امواج دریا است. همچنین نتایج کاربرد دو نوع تابع تبدیل موجک Haar و Db2 نشان داد که مدل DWNN هنگامی که با استفاده از موجک Haar به کار گرفته شد نتایج به مراتب بهتر و دقیق‌تری ارائه کرد. تحلیل نتایج با توجه به شکل‌ها و جداول حاصل نشان می‌دهد تغییر اقلیم تاثیر قابل توجهی بر ارتفاع امواج داشته و بیشترین و کمترین مقدار متوسط روزانه ارتفاع امواج را به ترتیب دستخوش تغییر 10 تا 36 و 10 تا 46 سانتی متری می‌سازد. این تغییر ارتفاع به طور حتم بر اکوسیستم و شکل سواحل، طراحی سازه‌های مهم دریایی، شرکت‌های بیمه، تولید انرژی و به طور کلی در مسائل اقتصادی و اجتماعی منطقه در آینده بسیار موثر خواهد بود و باید در مطالعات مدیریت مناطق ساحلی مورد توجه ویژه قرار گیرد.

### پیشنهادات

با توجه به مرز آبی گسترده کشور ایران انجام مطالعاتی نظیر این تحقیق برای نوار ساحلی جنوب و شمال کشور با استفاده از مدل‌های آب و هوایی بیشتر و سناریوهای مختلف جهت رسیدن به یک طرح دقیق درباره الگوی تغییر ارتفاع امواج تحت تاثیر تغییر اقلیم در کشور جهت مدیریت مطلوب مناطق ساحلی، ضروری به نظر می‌رسد. همچنین با توجه به اینکه ترکیب تابع تبدیل موجک و مدل شبکه عصبی مصنوعی در این تحقیق منجر به دستیابی نتایج دقیق‌تری شد، به نظر می‌رسد ترکیب توابع تبدیل موجک به همراه یک مدل عصبی-فازی نظیر شبکه عصبی-فازی استنتاجی ANFIS، منجر به نتایج مطلوب‌تری نیز خواهد شد. لذا پیشنهاد می‌شود تحقیقی مشابه با استفاده از مدل ANFIS انجام و نتایج با تحقیق حاضر مقایسه شود.

### منابع

- ابراهیمی، ل و بارانی، غ. (1384). معرفی مدل تلفیقی تبدیل موجکی و شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی خشکسالی حوزه‌های آبخیز سدها. مجموعه مقالات دومین کنفرانس سراسری آبخیزداری مدیریت منابع آب و خاک، دانشگاه کرمان. ص. 45-56.
- کیا، س. م. (1390). شبکه‌های عصبی مصنوعی در MATLAB. انتشارات کیان رایانه سبز.
- Adamowski, J. (2008).** Development of a short-term river flood forecasting method for snowmelt driven floods based on wavelet and cross-wavelet analysis. *Journal of Hydrology*, 353, pp. 247–266.
- Adamowski, J. (2008).** River flow forecasting using wavelet and cross-wavelet transform models. *Hydrological Processes*, 22, pp. 4877–4891.
- Cannas, B., Fanni, A., See, and L., Sias, G. (2006).** Data preprocessing for river flow forecasting using neural networks: wavelet transforms and data partitioning. *Physics and Chemistry of the Earth*. 31 (18), pp. 1164–1171.
- Chini, N., Stansby, P., Leake, J., Wolf, J., Rpberts-Jones, J. and Lowe, J. (2010).** The impact of sea level rise and climate change on inshore wave climate: A case study for East Anglia (UK). *Coastal Engineering*, 57, pp. 973-984.
- Cutforth, h., Gwoodvin, b., Mcconkey, R. j., smith, D. j and Jefferson, P. G. (1999).** Climate change in the plant. *sci. plant. sci.* 79, pp. 343-353.
- Deo, M. C., Jha, A., Chaphekar, A. S. and Ravikant, K. (2001).** Neural network for wave forecasting. *Ocean Engineering*, 28, pp. 889–898.

- Deo, M.C. and Naidu,C.S.(1999).** Real time wave forecasting using neural networks. *Ocean Engineering* 26, pp.191–203.
- Etemad-Shahidi, A. and Mahjoobi, J. (2009).** Comparison between M5- model tree and neural networks for prediction of significant wave height in Lake Superior. *Ocean Engineering* 36, pp.1175–1181.
- Kazeminezhad, M.H., Etemad-Shahidi, A. and Mousavi, S.J. (2005).** Application of fuzzy inference system in the prediction wave parameters. *Ocean Engineering* 32, pp.1709–1725.
- Kamranzad,B., Etemad-Shahidi, A. and Kazeminejad,M.H. (2011).** Wave height forecasting inDayyer, the Persian Gulf. *Ocean Engineering*, 38, pp.248–255.
- Liang, S.X., Li, M.C. and Sun, Z.C. (2008).** Prediction models for tidal level including strong meteorologic effects using a neural network, *Ocean Engineering*, 35(7), pp. 666-675.
- Makarynskyy, O., Makarynska, D., Kuhn, M. and Featherstone, W.E. (2004).** Predicting sea level variations with artificial neural networks at Hillarys Boat Harbour, Western Australia, *Estuarine, Coastal and Shelf Science*. pp.351–360.
- Mark, J., Koetse, P.and Rietveld, g. (2009).** The impact of climate change and weather on transport: An overview of empirical findings. *Transportation Research, Part D* 14, pp. 205–221.
- Mesa, O.and Poveda, G. (1993).** The Hurst Effect: The scale of fluctuation approach. *Water Resources Research*, vol.29, No.12, 3995-4002.
- Partal, T.and Cigizoglu, H.K. (2008).** Estimation and forecasting of daily suspended sediment data using wavelet-neural networks. *Journal of Hydrology* 358 (3–4), pp. 317–331.
- Partal, T.and Kisi, O. (2007).** Wavelet and neuro fuzzy conjunction model for precipitation forecasting. *Journal of Hydrology* 342, 199–212.
- Lionello,p., Galati, M.B. and Elvini,E. (2012).** Extreme storm surge and wind wave climate scenario simulations at the Venetian littoral. *Physics and Chemistry of the Earth*, Pages pp.86-92.
- Tsai, C.P., Lin, C. and Shen, J.N. (2002).** Neural network for wave forecasting among multi-stations.*Ocean Engineering* 29, pp.1683–1695.
- Wang, D.and Ding, J. (2003).** Wavelet network model and its application to the prediction of hydrology. *Nature and Science* 1,pp. 67– 71.