

مقاله پژوهشی

DOR: 20.1001.1.24767131.1399.6.2.11.7

درصد همانندی: ۸٪

## بررسی اثر غیرخطی سرعت باد اندازه‌گیری شده در پیش‌بینی ارتفاع امواج ناشی از باد

همایون احمدوند<sup>۱</sup>، محمدعلی نجارپور<sup>۲\*</sup>، محمد اکبری نسب<sup>۳</sup>، ایمان اسمعیلی پابین افراکتی<sup>۴</sup>

homayoon.ahmadvand@kmsu.ac.ir

najarpour171@gmail.com

m.akbarinasab@umz.ac.ir

i.esmaili.p@umz.ac.ir

<sup>۱</sup> دانشجوی دکتری فیزیک دریا، دانشگاه علوم و فنون دریایی خرمشهر، خرمشهر

<sup>۲\*</sup> نویسنده مسئول، استادیار، دانشگاه علوم و فنون دریایی خرمشهر، خرمشهر

<sup>۳</sup> دانشیار، دانشکده علوم دریایی و محیطی، دانشگاه مازندران، بابلسر

<sup>۴</sup> استادیار، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه مازندران، بابلسر

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۷/۱۴

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۵/۰۹

### چکیده

پیش‌بینی ارتفاع موج شاخص در تحلیل سامانه‌های دریایی از جمله مهندسی سازه‌های دریایی و انتقال رسوب استفاده می‌شود. خلیج مکزیک سالانه با طوفان‌های حاره‌ای به شکل هاریکن مواجه است و ارتفاع امواج این منطقه را تحت تأثیر قرار می‌دهد، بنابراین پیش‌بینی ارتفاع امواج شاخص دریا در این منطقه دریایی اهمیت خاصی دارد. در این مقاله با مروری بر مطالعات قبلی و استفاده از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی، تأثیر توان‌های مختلف سرعت باد و سرعت برشی در پیش‌بینی ارتفاع موج شاخص ساعت‌های آینده مورد ارزیابی قرار داده شده است. نتایج نشان داد که حضور توان‌های مختلف سرعت باد، سبب افزایش دقت پیش‌بینی ارتفاع موج شاخص نسبت به سرعت برشی باد می‌شود. سپس برای افزایش دقت پیش‌بینی نیز از خودهمبستگی داده‌های ارتفاع امواج ثبت شده در این منطقه استفاده و مدلی مناسب ارائه شد. در این مدل توان ۲/۳ از سرعت باد برای پیش‌بینی ارتفاع امواج ۳، ۶ و ۸ ساعت آینده و توان ۱/۹ از سرعت باد برای پیش‌بینی ارتفاع امواج ۱۲ ساعت آینده محاسبه شد. در آخر، نتایج پیش‌بینی با مطالعات گذشته مقایسه شد که حاکی از دقت پیش‌بینی بالاتر این تحقیق بود.

واژه‌های کلیدی: ارتفاع موج شاخص، خلیج مکزیک، شبکه عصبی مصنوعی، سرعت برشی باد

### ۱. مقدمه

پیش‌بینی ارتفاع موج شاخص ( $H_s$ ) فرایند کلیدی در

مهندسی دریایی است و پیش‌بینی دقیق  $H_s$  به دلیل

ویژگی‌های تصادفی و نوسان امواج چالش‌برانگیز است [۱].

استهلاک انرژی در ناحیه شکست با این مدل، مدل‌سازی می‌شود.

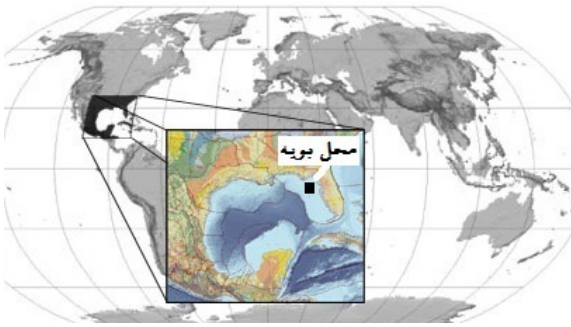
مدل‌های عددی به علت پیچیدگی و زمان‌بر بودن فرایندهای انجام پیش‌بینی و همچنین آماده‌سازی پارامترهای موردنیاز از قبیل توپوگرافی و شناخت کامل از فرایندهای فیزیکی از قبیل سفیدک رأس موج، به‌کارگیری آن‌ها روشی آسان و مقرون به‌صرفه نیست [۸،۷]. ولی با چشم‌پوشی از هزینه‌بر بودن مدل‌های عددی، این نوع مدل‌ها دقت بیشتری نسبت به روش‌های نرم دارند [۹]. طی دو دهه اخیر با رویکردهای مختلف به استفاده از روش‌های پیش‌بینی محاسبات نرم از قبیل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) سیستم (FIS)، مدل استنتاجی تطبیقی عصبی فازی (ANFIS) درختان تصمیم‌گیری و بردارهای ماشین پشتیبان پرداخته شده است که می‌توان به تحقیقات دئو و نایدو [۱۰]، آگراوال و دئو [۱۱]، ماکارنسکی [۱۲،۱۳]، کاظمی نژاد [۱۴]، محجوبی [۱۵]، گائور و دئو [۱۶]، اعتماد شهیدی و همکاران [۱۷]، اشاره کرد. در همه این تحقیقات سرعت باد؛ به عنوان پارامتر مؤثر ورودی در نظر گرفته شده است. قابل اشاره است که تحقیقات دیگری در سال‌های اخیر نیز با استفاده از ترکیب شبکه عصبی با ویولت و ترکیب الگوریتم ژنتیک با مدل فازی در تحقیقات ازگر [۱۸]، شهابی [۱۹]، یا به‌کارگیری روش‌های غیرخطی پیش‌بینی سری زمانی در تحقیقات دونان [۲۰]، معافی [۲۱] انجام شده است.

زمانی نشان داده است که در مواقع طوفانی با به‌کارگیری سرعت برشی باد به جای سرعت در ارتفاع ده متری، رفتار پیش‌بینی مدل، افزایش می‌یابد [۲۲]. کامران زاد نیز با به‌کارگیری سرعت برشی باد به جای سرعت در ارتفاع ۱۰ متری نشان داد که دقت پیش‌بینی در ۳، ۶، ۱۲ و ۲۴ ساعت افزایش می‌یابد [۲۳]. با توجه به رویدادهای طوفانی در خلیج مکزیک، هدف اصلی این تحقیق بررسی اثر غیرخطی توان‌های مختلف سرعت باد ثبت شده در پیش‌بینی ارتفاع امواج ۳، ۶، ۸ و ۱۲ ساعت آینده است. اساس این فرضیه از رابطه غیرخطی سرعت باد با فاکتور تنش باد که در رابطه SPM ( $U_A = 0.71 U_{10}^{1.23}$ ) برای پیش‌بینی امواج اشاره

پیش‌بینی ارتفاع موج شاخص در برنامه‌ریزی مهندسی سواحل از جمله بهره‌برداری از انرژی‌های تجدیدپذیر دریایی، ساخت وسازهای بندرگاهی و عملیات دریایی اهمیت دارد [۲]. علاوه بر پیش‌بینی بلندمدت، پیش‌بینی ارتفاع موج شاخص آینده نیز کاربردهای فراساحلی دارد [۳،۴]. به همین دلیل محققان از روش‌ها و مدل‌های متعددی از قبیل روش‌های تجربی<sup>۱</sup>، محاسبات نرم<sup>۲</sup> و مدل‌های عددی برای تخمین ارتفاع امواج استفاده کرده‌اند که از روش‌های تجربی می‌توان به روابط SPM و CEM اشاره کرد [۵، ۶].

مدل WAM یک از بهترین مدل‌های عددی موج آزمایش شده در جهان است که در مختصات کروی فرموله شده و بیشتر برای کاربردهای اقیانوسی طراحی شده است. خروجی‌های این مدل ارتفاع، جهت و بسامد امواج محلی و دورا در هر نقطه و در هر فاصله زمانی است. مدل WAVEWATCH هم یکی از مدل‌های قوی پیش‌بینی امواج است که مشابه مدل WAM در مختصات کروی فرموله شده و بیشتر برای کاربردهای اقیانوسی طراحی شده است. البته این مدل از فرمولاسیون و روش عددی متفاوتی نسبت به مدل WAM استفاده می‌کند. مدل SWAN مدل نسل سوم است که برای محاسبه امواج ناشی از باد بر پایه شبکه‌بندی اوپلری مناسب است. این مدل می‌تواند در هر مقیاسی برای امواج گرانشی سطحی ناشی از باد استفاده شود. اگر چه این مدل مخصوص کاربردهای ساحلی توسعه یافته است، ولی دارای تنوع‌پذیری در مقیاس است که به آن اجازه می‌دهد که از شرایط آزمایشگاهی تا دریایی قابل استفاده باشد. البته این مدل برای مقیاس‌های اقیانوسی به خوبی مدل‌های دیگر جواب نمی‌دهد. مدول SW از بسته نرم‌افزاری مایک ۲۱ یک مدل نسل سوم شبیه‌سازی فرایندهای تولید و انتشار امواج ناشی از باد است، که قادر است پدیده‌های تولید امواج ناشی از باد در آب عمیق مانند اندرکنش چهارتایی، جفت‌شدگی میدان باد و موج و فرایندهای مرتبط با انتشار امواج مانند پشته شدن، تفرق ناشی از تغییرات عمق بستری را لحاظ کند. فرایندهای انتشار موج در آب کم‌عمق مثل

داده بویه (ndbc3) قرار گرفته شده‌اند [۲۵]. منطقه مورد مطالعه ایستگاه بویه اندازه‌گیری داده‌های باد و موج شماره ۴۲۰۳۶ در شرق خلیج مکزیک با موقعیت جغرافیایی  $28^{\circ}30'00''N$ ،  $84^{\circ}31'00''W$  و عمق ۵۴/۵ متری است. آرشیو داده‌های ثبت شده این بویه از سال ۱۹۹۴ تا ۲۰۲۰ است که در این تحقیق از داده‌های ثبت شده باد و موج دوره زمانی یک ژانویه تا ۳۱ اکتبر ۲۰۱۵ با گام یک ساعته استفاده شده است. در این بویه بادسنج در ارتفاع ۵ متری از سطح دریا نصب شده است. جدول ۱ محدوده تغییرات داده‌های مورد مطالعه را نشان می‌دهد.



شکل ۱: موقعیت جغرافیایی بویه ۴۲۰۳۶ در شرق خلیج مکزیک

جدول ۱: محدوده تغییرات داده‌های مورد مطالعه

پارامتر	کمینه	میانگین	بیشینه
$H_s$ (m)	۰/۰۹	۰/۷۹۲	۳/۷۶۰
سرعت باد (m/s)	۰	۵/۰۶۷	۱۴/۸

## ۲-۲. مدل شبکه عصبی

اساس شبکه‌های عصبی مصنوعی در واقع شبیه‌سازی و مدل‌سازی عملکرد مغز انسان از طریق سلول‌های عصبی است. هر سلول عصبی به عنوان یک واحد پردازشگر عددی عمل می‌کند. نورون‌های شبکه با هم در ارتباط بوده و به صورت موازی کار می‌کنند. اطلاعات از طریق نورون‌های ورودی وارد شبکه می‌شوند سپس به وسیله نورون‌های لایه پنهان متصل شده و در نهایت خروجی شبکه از نورون‌های لایه خروجی حاصل خواهد شد. یکی از عمومی‌ترین روش‌های محاسبات نرم شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون است که در آن با استفاده از ارتباط غیرخطی بین ورودی و

شده، گرفته شده است. بنابراین مراحل مختلفی که در این مقاله بدین منظور استفاده شده، به صورت زیر است:

- بررسی ضریب همبستگی خطی بین توان‌های مختلف سرعت باد با ارتفاع موج و استفاده از مدل رگرسیون خطی،
- بررسی میزان دقت شبکه عصبی با به کارگیری ورودی مدل‌های مرحله قبل،
- بررسی تأثیر تأخیرهای زمانی حالت‌های مختلف سرعت ثبت شده در افزایش دقت پیش‌بینی،
- بررسی میزان دقت پیش‌بینی ترکیب خروجی مرحله سوم همراه با ارتفاع موج کنونی و تأخیری،
- مقایسه نتایج این تحقیق با تحقیقات پیشین.

## ۲. مواد و روش کار

### ۲-۱. منطقه مورد مطالعه و داده‌های جمع‌آوری شده

خلیج مکزیک، حوزه اقیانوسی است که بیشتر آن به وسیله قاره آمریکای شمالی و مرکزی احاطه شده است. این خلیج در شمال غرب و شمال شرق به سواحل خلیجی ایالات متحده محدود است و در جنوب غرب و جنوب به مکزیک و در جنوب شرق به کشور کوبا منتهی می‌شود. ایالت‌های تگزاس، لوئیزیانا، می‌سی‌سی‌پی، آلاباما و فلوریدای ایالت متحده آمریکا در شمال خلیج هم‌مرز هستند که اغلب در کنار سواحل شرقی اقیانوس اطلس و سواحل غربی اقیانوس آرام، ساحل سوم نامیده می‌شود و گاهی در مجاورت نواحی دریاچه‌های بزرگ که ساحل شمالی خوانده می‌شوند، ساحل جنوبی نام دارد. خلیج مکزیک سالانه درگیر طوفان‌های گرمسیری است که گاهی ارتفاع امواج این منطقه را تحت تأثیر قرار می‌دهد. این موضوع سبب شده است که خلیج مکزیک از لحاظ دینامیک امواج تولیدشده با مناطق دیگر از جمله خلیج فارس یا سایر مناطق دریایی دیگر متفاوت باشد. هرچند این حوزه دریایی مشابه دریا‌های نیمه بسته مثل خلیج فارس است و اندک تغییراتی در ارتفاع امواج به سبب جزر و مد کم در آن است [۲۴]. در این منطقه بیش از ۷۰ بویه موج‌نگاری مستقر است که از سوی سازمان مرکز ملی

دقیق هسین<sup>۵</sup> کار نمی کند، بلکه بر اساس بردار گرادیان و ماتریس ژاکوبین است. اگر تابع زیر را به عنوان مجموع خطاهای مربعات در نظر بگیریم ( $m$  تعداد داده‌های موجود در مجموعه داده‌هاست)

$$f = \sum_{i=1}^m e_i^2 \quad (4)$$

با فرض  $n$  تعداد پارامترهای موجود در شبکه عصبی، می توان ماتریس ژاکوبین تابع  $f$  را به عنوان مشتق خطاهای مربوط به پارامترها تعریف کرد:

$$J_{i,j} = \frac{\partial e_i}{\partial w_j} \quad i = 1, \dots, m \quad j = 1, \dots, n \quad (5)$$

بردار گرادیان از تابع  $f$  به صورت زیر محاسبه می شود:

$$\nabla f = 2 J^T \cdot e \quad (6)$$

که در اینجا  $e$  بردار جمله‌های خطاست. در انتها می توان ماتریس هسین را به صورت زیر محاسبه نمود:

$$Hf \approx 2J^T \cdot J + \sigma I \quad (7)$$

که  $\sigma$ ، فاکتور میرایی است و مثبت بودن ماتریس هسین را تضمین می کند و  $I$  ماتریس تشخیص است. فرایند بهبود پارامترها با الگوریتم لونیبرگ مارکوارت به صورت زیر تعریف می شود:

$$W^{(i+1)} = W^{(i)} - (J^{(i)T} \cdot J^{(i)} + \sigma^{(i)} I)^{-1} (2J^{(i)T} \cdot e^{(i)}), \quad i = 0, 1, \dots \quad (8)$$

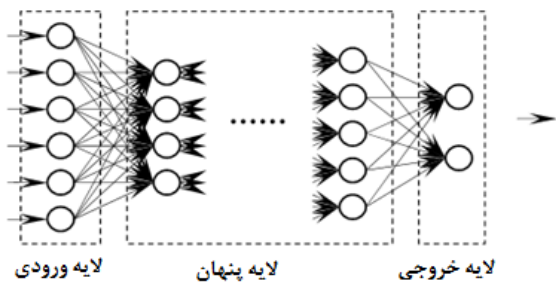
هنگامی که پارامتر  $\sigma$  برابر صفر باشد، روش نیوتن برقرار است که استفاده از تخمینی از ماتریس هسین می باشد؛ وقتی  $\sigma$  عددی بزرگ باشد، این عبارت به گرادیان نزولی با یک مقدار سرعت آموزش کم تبدیل می شود. هر جا تکرار به خرابی منجر شود،  $\sigma$  با چند فاکتور افزایش می یابد. در غیر این صورت، با کاهش خطا،  $\sigma$  نیز کاهش می یابد تا الگوریتم لونیبرگ مارکوارت به روش نیوتن نزدیک شود. این فرایند به طور معمول همگرایی را به حداقل می رساند [۲۷].

### ۳. نتایج و بحث

۳-۱. بررسی ضریب همبستگی خطی بین فاکتور تنش باد همراه با توان‌های مختلف و ارتفاع موج شاخص با کمک مدل رگرسیون

بر اساس الگوی روش SPM، می توان رابطه کلی  $U_A =$

متغیر پاسخ (خروجی) به پیش‌بینی سری زمانی پارامتر هدف می پردازد [۲۶]. در این تحقیق از شبکه عصبی پیش‌خور با عنوان پرسپترون چند لایه (MLP) استفاده شده است. همچنین به منظور آموزش مدل، مجموعه داده به دو دسته؛ داده‌های آموزش و تست تقسیم شد. از آنجاکه قاعده مشخصی برای این نوع تقسیم بندی وجود ندارد؛ بنابراین ۹۰ درصد از داده‌ها به منظور آموزش و انتخاب وزن‌های مدل، و ۱۰ درصد باقی مانده برای تست انتخاب شد. به بیان دیگر داده‌های ۱ ژانویه تا ۲۸ سپتامبر به عنوان داده‌های آموزش و داده‌های ماه اکتبر به عنوان داده‌های تست استفاده شده‌اند.



شکل ۲. شبکه عصبی چند لایه پیش‌خور

برای بررسی عملکرد مدل نیز از معیارهای شاخص خطای ضریب همبستگی ( $R$ ) و جزر میانگین خطای مربعات خطا RMSE مطابق رابطه ۱ استفاده شد.

$$R = \frac{\sum_i ((x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}))}{\sqrt{\sum_i (x_i - \bar{x})^2 \sum_i (y_i - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\sum_i (x_i - y_i)^2 / n} \quad (2)$$

$$SI = \frac{RMSE}{\bar{x}_i} \quad (3)$$

که در این روابط  $x_i$ ،  $y_i$  به ترتیب مقادیر اندازه‌گیری توسط بویه و پیش‌بینی شده با مدل هستند.  $\bar{x}$  نیز به ترتیب میانگین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده هستند. مقدار خطای RMSE در پیش‌بینی ارتفاع امواج نیز بر حسب متر محاسبه می شود.

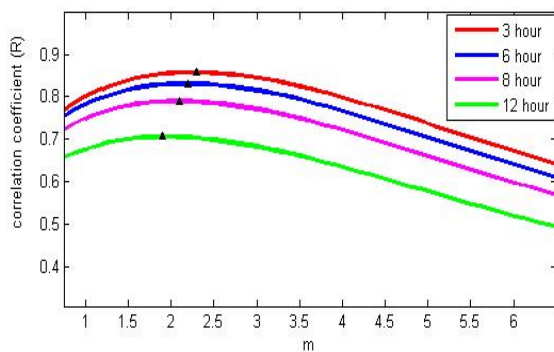
### ۳-۲. الگوریتم لونیبرگ-مارکوارت<sup>۴</sup>

الگوریتم لونیبرگ مارکوارت، که به عنوان روش حداقل مربعات میرایی نیز شناخته می شود، به طور خاص به صورت مجموع خطاهای مربعات طراحی شده که با محاسبه ماتریس

می‌شود، از مقدار توان ۲،۳ به بعد ضریب همبستگی کاهش می‌یابد.

جدول ۲: نتایج مدل رگرسیون خطی در پیش‌بینی ارتفاع موج

پارامتر	شاخص	۳	۶	۸	۱۲
ورودی	خطا	ساعت	ساعت	ساعت	ساعت
$U$	$R$	۰/۷۹۹	۰/۷۸۲	۰/۷۴۸۲	۰/۶۷۷
	$mse$	۰/۰۹۶	۰/۱۰۳	۰/۱۱۶۵	۰/۱۴۳
$U_*$	$R$	۰/۸۱۶	۰/۷۹۷	۰/۷۶۱۴	۰/۶۸۷
	$mse$	۰/۰۸۹	۰/۰۹۷	۰/۱۱۱۲	۰/۱۴۰
$U^{1.23}$	$R$	۰/۸۲۱	۰/۸۰۱	۰/۷۶۵۶	۰/۶۹۱
	$mse$	۰/۰۸۶	۰/۰۹۵	۰/۱۰۹۶	۰/۱۳۹
$U^{1.9}$	$R$	۰/۸۵۴	۰/۸۲۹	۰/۷۸۸	۰/۷۰۶
	$mse$	۰/۰۷۲	۰/۰۸۳	۰/۱۰۰۰	۰/۱۳۳
$U^{2.1}$	$R$	۰/۸۵۷۱	۰/۸۳۱۱	۰/۷۸۹۸	۰/۷۰۵۱
	$mse$	۰/۰۷۰۲	۰/۰۸۱۸	۰/۰۹۹۶	۰/۱۳۳
$U^{2.2}$	$R$	۰/۸۵۷۷	۰/۸۳۱۲	۰/۷۸۹۴	۰/۷۰۵
	$mse$	۰/۰۷۰	۰/۰۸۱۸	۰/۰۹۹۷	۰/۱۳۴
$U^{2.3}$	$R$	۰/۸۵۷۸	۰/۸۳۰۸	۰/۷۸۸۵	۰/۷۰۳
	$mse$	۰/۰۷۰	۰/۰۸۲۰	۰/۱۰۰۱	۰/۱۳۴



شکل ۳: تغییرات ضریب همبستگی ارتفاع موج نسبت به تغییرات توان سرعت (m)

### ۲-۳. بررسی میزان دقت شبکه عصبی با به کارگیری ورودی مدل رگرسیون مرحله قبل

در ادامه تحقیق همان مراحل قبل یعنی تعیین میزان اثر رابطه غیرخطی سرعت باد با استفاده از مدل شبکه عصبی مورد بررسی قرار گرفت (جدول ۳). برای پیاده‌سازی شبکه عصبی

به عنوان فاکتور تنش باد معرفی کرد. رابطه سرعت برشی باد بر حسب سرعت باد در ارتفاع ۱۰ متری نیز به صورت زیر است:

$$U_* = U_{10} \sqrt{C_D} \quad (9)$$

که در آن ضریب دراگ باد به صورت زیر تعریف می‌شود: [۶]

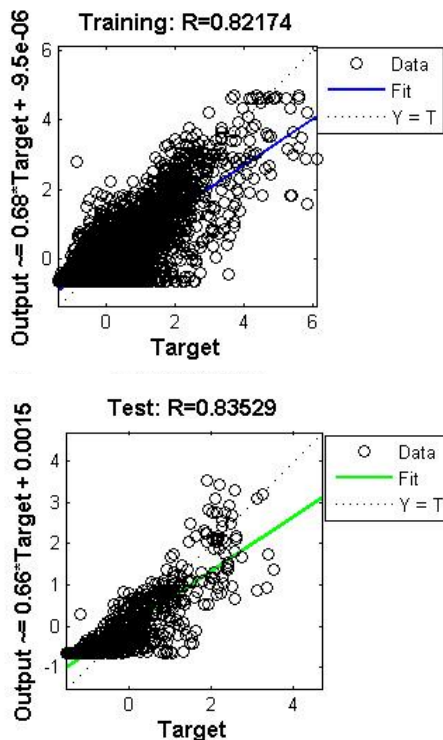
$$C_D = \begin{cases} 1.2875 \times 10^{-3}, & U_{10} < 7.5 \frac{m}{s} \\ (0.8 + 0.065 \times U_{10}) \times 10^{-3}, & U_{10} \geq 7.5 \frac{m}{s} \end{cases} \quad (10)$$

طول موجگاه و مدت زمان تداوم وزش باد می‌تواند به عنوان ورودی مدل شبکه عصبی در نظر گرفته شود؛ ولی در تحقیقات دئو [۲۸] و محجوبی [۱۵] نشان داده شده است، که این دو پارامتر تأثیری در افزایش دقت پیش‌بینی ندارند. بنابراین در این تحقیق برای کاهش پیچیدگی مدل، داده‌های سرعت باد اندازه‌گیری شده در حالت‌های مختلف از جمله، سرعت باد اندازه‌گیری شده در محل نصب بویه، سرعت در ارتفاع ۱۰ متری، سرعت باد اندازه‌گیری شده با توان‌های مختلف، در رابطه  $U_A$  جایگزین شد. مقدار سرعت برشی باد نیز محاسبه شد. سپس مدل رگرسیون خطی بین ارتفاع موج در ۳، ۶، ۸ و ۱۲ ساعت آینده و سرعت‌های محاسبه شده برقرار شد (جدول ۲).

با مقایسه نتایج این جدول مشهود است که به کارگیری سرعت برشی باد نسبت به سرعت باد ثبت شده روی بویه نتایج دقیق‌تری برای پیش‌بینی در ساعت‌های آینده را ارائه می‌دهد. بعلاوه استفاده از مقادیر غیرخطی سرعت ثبت شده بویه با توان‌های مختلف، نتایج بهتری نسبت به سرعت برشی ارائه می‌دهد.

با بررسی ضریب همبستگی خطی بین توان‌های مختلف سرعت باد و ارتفاع موج در ساعت‌های آینده، نتایج نشان داد که افزایش توان سرعت باعث افزایش چشم‌گیر ضریب همبستگی خواهد شد. با رسم نمودار تغییرات مقادیر ضریب همبستگی نسبت به تغییرات توان سرعت (m) (شکل ۳)، حاکی از آن است که افزایش توان تا حداکثر ۲،۳ به ترتیب باعث افزایش ضریب همبستگی در ساعات ۱۲، ۸، ۶ و ۳

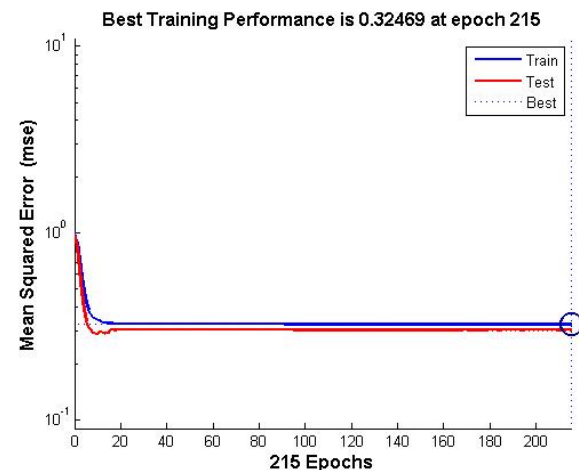
دارد، و معرف این است که افزایش توان، نقش مؤثری در افزایش دقت پیش‌بینی دارد. به طوری که در ۳، ۶، ۸ و ۱۲ ساعت آینده انتخاب مقادیر  $m=2/1$ ،  $m=2/2$ ،  $m=2/3$  و  $m=1/9$  نقش مؤثری در آموزش و شبکه عصبی ایفا کرده‌اند و سبب افزایش ضریب همبستگی بین سرعت باد و ارتفاع موج می‌شوند. شکل ۶ مقایسه مقادیر اندازه‌گیری داده‌های تست و پیش‌بینی شده با مدل شبکه عصبی و ورودی‌های مختلف  $U^m$  را نشان می‌دهد.



شکل ۵: ضریب همبستگی بین داده‌های اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده در داده‌های آموزش و تست با ورودی  $U_*$

و بهینه نمودن پاسخ پیش‌بینی مدل، پارامترهای شبکه به صورت زیر انتخاب شد:

- انتخاب ۲ و ۳ نورون در لایه ورودی و پنهان،
- به کارگیری توابع فعالیت tansig، purelin و tansig در لایه‌های ورودی، پنهان و خروجی،
- نرخ آموزش  $Lr=0/01$ ،
- انتخاب الگوریتم آموزشی لوبرگ-مارکوارت<sup>۱</sup>،
- توقف مدل نیز در تعداد چرخه لازم برای مقدار بهینه mse (خطای میانگین مربعات) در نظر گرفته شد. به عبارتی شرط توقف، عدم بهبود در آموزش شبکه بعد از چندین تکرار است که در این حالت وزن‌های شبکه بهینه شده است. برای نمونه نحوه ارزیابی تعداد چرخه مناسب برای آموزش شبکه به صورت شکل‌های (۴) و (۵) نمایش داده شده است.



شکل ۴: شیوه آموزش شبکه عصبی با ورودی  $U_*$  در پیش‌بینی ارتفاع امواج ۶ ساعت آینده و توقف مدل در چرخه ۲۱۵

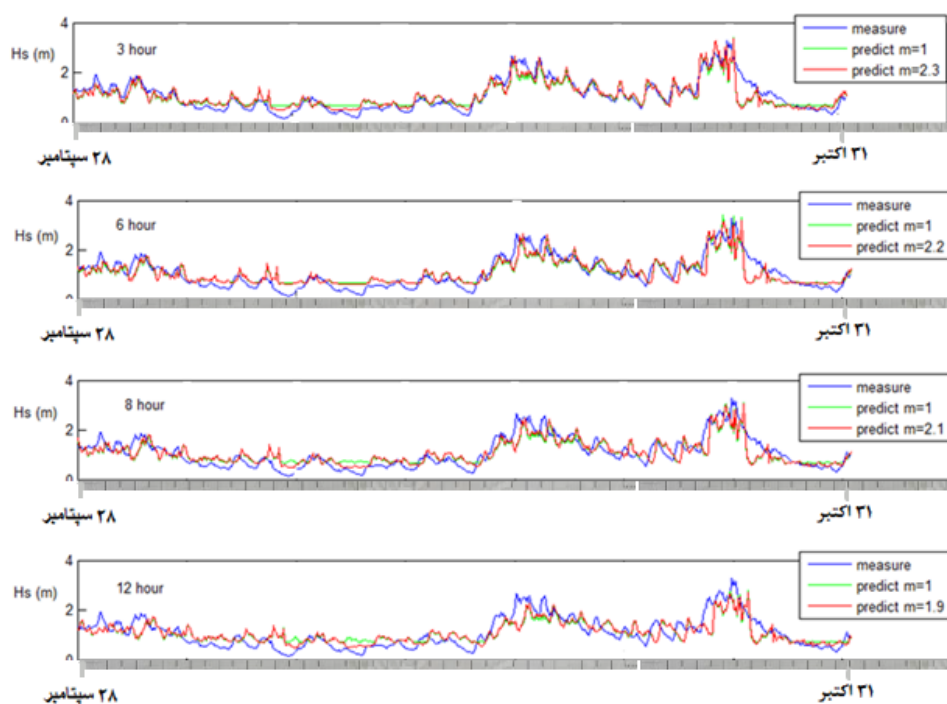
بر اساس جدول (۳) ملاحظه می‌شود که نتایج خروجی مدل شبکه عصبی، نتایجی مشابه مانند خروجی مدل رگرسیون

جدول ۳: مقادیر خطا خروجی شبکه عصبی با مقادیر اندازه‌گیری شده با شکل‌های مختلف سرعت باد به عنوان ورودی مدل

ورودی	شاخص خطا	۳ ساعت	۶ ساعت	۸ ساعت	۱۲ ساعت
$U$	$R$	۰/۸۷۱۴	۰/۸۳۴۵	۰/۸۰۱۵	۰/۷۶۳۵
	$mse$	۰/۰۹۴۵	۰/۱۱۷۲	۰/۱۳۸۴	۰/۱۶۴۵
$U_*$	$R$	۰/۸۷۰۱	۰/۸۳۵۳	۰/۸۰۴۸	۰/۷۷۱۱
	$mse$	۰/۰۹۳۶	۰/۱۱۵۷	۰/۱۳۵۱	۰/۱۵۸۵



ورودی	شاخص خطا	۳ ساعت	۶ ساعت	۸ ساعت	۱۲ ساعت
$U^{1.23}$	$R$	۰/۸۷۲۳	۰/۸۳۶۹	۰/۸۰۵۹	۰/۷۷۲۵
	$mse$	۰/۰۹۳۷	۰/۱۱۵۸	۰/۱۳۵۷	۰/۱۵۹۵
$U^{1.9}$	$R$	۰/۸۷۴۶	۰/۸۴۰۴	۰/۸۱۷۰	۰/۷۷۵۸
	$mse$	۰/۰۹۱۵	۰/۱۱۳۰	۰/۱۲۷۶	۰/۱۵۴۷
$U^{2.1}$	$R$	۰/۸۷۶۶	۰/۸۴۲۲	۰/۸۱۷۷	۰/۷۷۴۴
	$mse$	۰/۰۸۹۹	۰/۱۱۱۷	۰/۱۲۶۸	۰/۱۵۵۹
$U^{2.2}$	$R$	۰/۸۷۷۰	۰/۸۴۲۶	۰/۸۱۰۷	۰/۷۷۳۸
	$mse$	۰/۰۸۹۳	۰/۱۱۱۳	۰/۱۳۱۵	۰/۱۵۵۸
$U^{2.3}$	$R$	۰/۸۸۷۱	۰/۸۳۹۴	۰/۸۰۴۶	۰/۷۷۳۰
	$mse$	۰/۰۸۱۷	۰/۱۱۳۷	۰/۱۳۵۹	۰/۱۵۶۶



شکل ۶. مقایسه مقادیر اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده با مدل شبکه عصبی و ورودی  $U^m$

اعمال توان‌های مختلف، سرعت‌های باد در هفت گام زمانی ۱ تا ۷ ساعت قبل انتخاب و نتایج این مدل‌ها به صورت رابطه‌های ۷ تا ۱۳ نشان داده شده است که هر یک از این مدل‌ها به عنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته شده اند و نتایج پیش‌بینی به صورت جدول ۴ نشان داده شده است. بر اساس این جدول نتایج نشان داد که با به کارگیری زمان‌های تأخیری برای پیش‌بینی ارتفاع امواج در ۳، ۶ و ۸ ساعت آینده، مقدار توان  $m=2.3$  در زمان ۱۲ ساعت آینده مقدار توان  $m=1.9$  مناسب‌تر است. برای مقایسه بین سرعت باد در

### ۳-۳. بررسی تأثیر داده‌های مختلف سرعت ثبت شده ساعت‌های قبل در افزایش دقت پیش‌بینی

مطالعات قبلی همچون زمانی و سولوماتین برای پیش‌بینی ارتفاع امواج دریای خزر با به کارگیری میانگین اطلاعات متقابل<sup>۷</sup> از سرعت باد ساعت‌های قبل در پیش‌بینی ارتفاع موج استفاده کرده است [۲۲]. در این مطالعات سرعت باد کنونی با سرعت‌های باد زمان‌های ۱ تا ۷ ساعت گذشته به عنوان ورودی شبکه استفاده شده است که در جدول ۴ مدل B نمونه‌ای از این ترکیب را نشان می‌دهد. در پژوهش حاضر با

- ارتفاع ۱۰ متری همراه با توان‌های مختلف و نیز خروجی  
 سرعت باد در ارتفاع ثبت بویه همراه با توان‌های مختلف،  
 مدل G نیز طراحی و با نتایج بالا مقایسه شد و نتایج نشان داد  
 که به کارگیری سرعت باد در ارتفاع ثبت بویه همراه با  
 توان‌های مختلف ارائه شده، نتایج مطلوب‌تری را نشان  
 می‌دهد. بنابراین نتیجه کلی تا این مرحله از تحقیق، افزایش  
 دقت با حضور توان است.

$$\text{Model A: } H_{i+t} = f(U_i, U_{i-1}, \dots, U_{i-7}) \quad (11)$$

جدول ۴: مقایسه خطای پیش‌بینی ارتفاع امواج ساعت‌های آینده با استفاده از هر یک از مدل‌های A تا G

پارامتر ورودی	شاخص خطا	۳ ساعت	۶ ساعت	۸ ساعت	۱۲ ساعت
Model A	R	۰/۹۱۷۷	۰/۸۷۴۴	۰/۸۳۶۴	۰/۷۹۹۶
	mse	۰/۰۶۱۵	۰/۰۹۱۰	۰/۱۱۵۳	۰/۱۳۸۸
	bias	-۰/۰۰۶۳	-۰/۰۰۸۳	-۰/۰۰۸۳	-۰/۰۰۶۴
Model B	R	۰/۹۱۷۵	۰/۸۷۱۷	۰/۸۴۲۳	۰/۷۹۷۳
	mse	۰/۰۶۰۵	۰/۰۹۱۵	۰/۱۱۱۴	۰/۱۴۰۵
	bias	-۰/۰۰۲۳	۰/۰۰۳۱-	۰/۰۰۹۰-	۰-/۰۰۲۱
Model C	R	۰/۹۲۲۳	۰/۸۷۷۹	۰/۸۴۲۴	۰/۸۰۳۶
	mse	۰/۰۵۷۱	۰/۰۸۷۴	۰/۱۱۰۸	۰/۱۳۵۷
	bias	۰/۰۰۳۲	۰-/۰۰۲۳	۰-/۰۰۰۵	۰/۰۰۵۸
Model D	R	۰/۹۲۲۴	۰/۸۷۸۶	۰/۸۴۶۰	۰/۷۹۳۵
	mse	۰/۰۵۶۸	۰/۰۸۷۰	۰/۱۰۸۶	۰/۱۴۱۴
	bias	۰/۰۰۰	-۰/۰۰۳۳	۰/۰۰۲۸	۰/۰۰۵۸
Model E	R	۰/۹۲۴۵	۰/۸۷۷۶	۰/۸۴۶۰	۰/۷۸۹۱
	mse	۰/۰۵۵۳	۰/۰۸۸۷	۰/۱۰۸۵	۰/۱۴۴۱
	bias	۰-/۰۰۲۳	۰-/۰۰۲۱	۰/۰۰۳۴	۰-/۰۱۴۷
Model F	R	۰/۹۲۴۹	۰/۸۸۰۲	۰/۸۴۶۴	۰/۷۹۳۷
	mse	۰/۰۵۵۱	۰/۰۸۵۹	۰/۰۱۰۸۱	۰/۱۴۱۱
	bias	۰/۰۰۴۵-	۰/۰۰۲۵	۰/۰۰۳۸	۰-/۰۰۱۵
Model G	R	۰/۹۲۲۶	۰/۸۷۸۶	۰/۸۴۱۰	۰/۸۰۱۹
	mse	۰/۰۵۶۶	۰/۰۸۶۹	۰/۰۱۱۲۱	۰/۱۳۶۶
	bias	۰/۰۰۲۱	-۰/۰۰۱۶	-۰/۰۱۵۴	-۰/۰۰۶۵

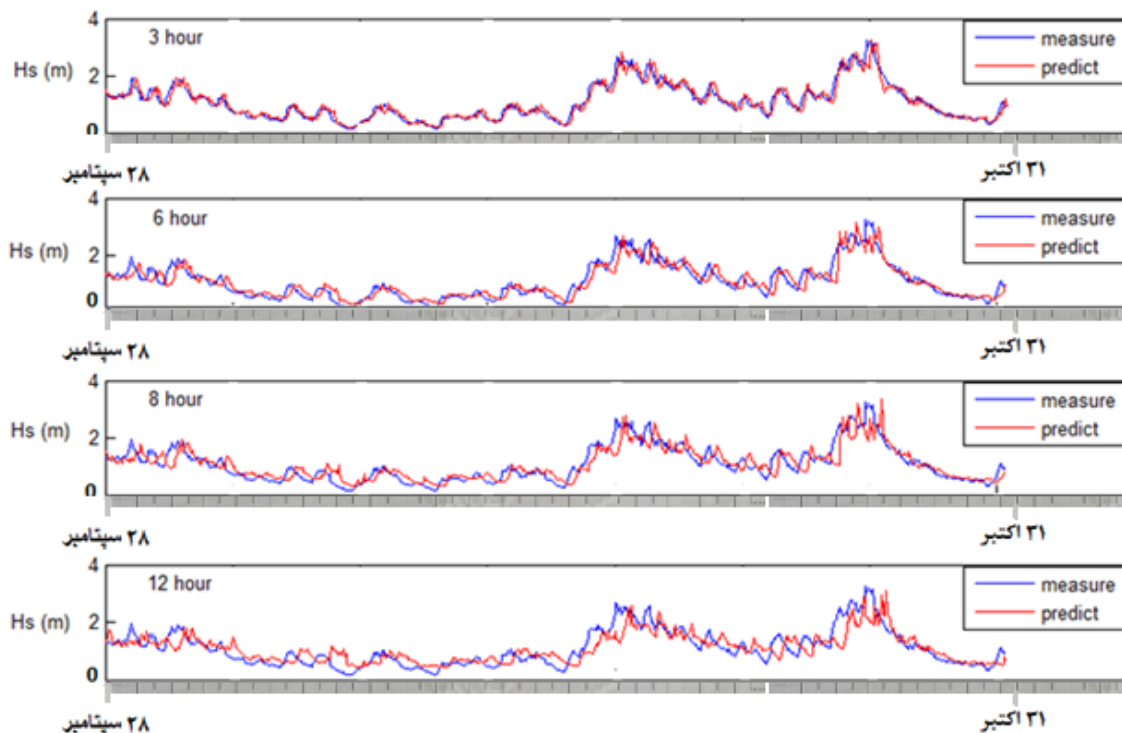


ارتفاع امواج در ۳، ۶ و ۸ ساعت آینده) و مدل C (برای پیش‌بینی ارتفاع امواج در ۱۲ ساعت آینده) طراحی و به عنوان ورودی شبکه عصبی معرفی شدند. جدول ۵ خروجی مدل I را نشان می‌دهد. در این جدول ساختار مدل شبکه عصبی اجرا شده ۱۰ نورون در لایه ورودی، ۳ نورون در لایه پنهان و یک نورون در لایه خروجی در نظر گرفته شده است. همانطور که در این جدول مشاهده می‌شود، حضور ارتفاع امواج ثبت شده کنونی و تأخیر زمانی، با توان سرعت دقت بیشتری نسبت به عدم حضور توان نشان می‌دهد.

$$\text{Model I: } \begin{cases} H_{i+3,6,8} = f(H_i, H_{i-1}, H_{i-2}, U_i^{2.3}, U_{i-1}^{2.3}, \dots, U_{i-7}^{2.3}) & I_A \\ H_{i+12} = f(H_i, H_{i-1}, H_{i-2}, U_i^{1.9}, U_{i-1}^{1.9}, \dots, U_{i-7}^{1.9}) & I_B \end{cases} \quad (18)$$

جدول ۵: نتایج شبکه عصبی با ورودی‌های سرعت و ارتفاع امواج زمان‌های قبل و اکنون در پیش‌بینی ارتفاع امواج ۳، ۶، ۸ و ۱۲ ساعت آینده

پارامتر ورودی	ساختار مدل	شاخص خطا	۳ ساعت	۶ ساعت	۸ ساعت	۱۲ ساعت
Model I	(۱۰*۳*۱)	R	۰/۹۶۷۵	۰/۹۰۶۷	۰/۸۶۰	۰/۸۱۶۳
		mse	۰/۰۲۴	۰/۰۶۷	۰/۰۹۸	۰/۱۲۷
		bias	-۰/۰۰۱۱	-۰/۰۰۵۴	-۰/۰۱۰	۰/۰۰۳۳



شکل ۷: مقایسه مقادیر ارتفاع امواج اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده در ۳، ۶، ۸ و ۱۲ ساعت آینده با به کارگیری مدل I

این به این معناست که برای تطبیق مدل شبکه عصبی با داده‌های خروجی و تنظیم ضرایب مدل، پیچیدگی مدل افزایش می‌یابد. همچنین به کارگیری حالت غیرخطی سرعت باد در ۱۲ ساعت تأثیر بیشتری در کاهش خطای دارد.

استفاده از داده‌های با گام زمانی ۶ ساعت، ارتفاع امواج در ساعت ۲۴ را پیش‌بینی کرده است [۳۰]. با توجه به گام زمانی ثبت داده‌های بویه و پیش‌بینی ۲۴ ساعت، بیشتر بودن خطا در تحقیق یادشده، بدیهی به نظر می‌رسد. با توجه به نتایج به‌طور خلاصه می‌توان اشاره کرد، ضریب همبستگی نتایج تحقیق حاضر از دیگر تحقیقات بیشتر است و در عین حال خطای RMSE کمتری نسبت به سایر تحقیقات دارد.

با مقایسه نتایج جدول‌های (۲) تا (۵) می‌توان اشاره کرد که با افزایش زمان پیش‌بینی از ۳ تا زمان‌های بالاتر دقت پیش‌بینی کاهش می‌یابد. علاوه بر این با توجه به جدول ۵ به کارگیری حالت غیرخطی سرعت باد با ارتفاع موج به عنوان ورودی مدل، تعداد نوروها در لایه ورودی و پنهان افزایش می‌یابد.

### ۳-۵. مقایسه نتایج این تحقیق با مطالعات پیشین

برای دستیابی به اهداف راهبردی، نتایج این تحقیق با نتایج دیگر پژوهش‌های انجام شده در خلیج مکزیک که با مدل‌های مختلف انجام شده، در جدول (۵) آمده است. در این جدول لاندهی با استفاده از داده‌های ثبت‌نشده ۵ بویه مستقر در خلیج مکزیک به پیش‌بینی ارتفاع امواج بویه ششم یعنی بویه ۴۲۰۳۶ پرداخته است [۲۹]. کریشنا کومار نیز با

### جدول ۵. مقایسه نتایج تحقیقات قبل در خلیج مکزیک با نتایج این تحقیق

ایستگاه	ورودی‌های مدل	الگوریتم	mse	R
Londhe (2008)	ارتفاع امواج بویه‌های مجاور	GP	۰/۰۵۷	۰/۹۴
		ANN	۰/۰۷۲	۰/۹۲
KrishnaKumar (2018)	سرعت باد و تأخیرهای زمانی ارتفاع امواج ۶ و ۱۲ ساعت قبل	SVR	۰/۳۲۷	۰/۸۲۸۳
		Ensemble ELM	۰/۰۵۳	۰/۹۴۹۵
		WISWAVE	۰/۰۷۸	۰/۹۱
		WAM	۰/۰۶۷	۰/۹۱
		WAVE WATCH III	۰/۰۷۸	۰/۹۰
		SVR	۰/۵۲۵	۰/۷۹۱۴
		Ensemble ELM	۰/۰۲۹	۰/۹۳۰۷
۴۲۰۳۵	ارتفاع امواج ۶ و ۱۲ ساعت قبل	WISWAVE	۰/۰۴۴	۰/۸۷
		WAM	۰/۰۴۴	۰/۸۶
		WAVE WATCH III	۰/۰۵۷	۰/۸۳
۴۲۰۰۲		SVR	۰/۲۴۳	۰/۸۶۴۶
		ENSEMBLE ELM	۰/۰۴۸	۰/۹۵۰۱
۴۲۰۱۹		SVR	۰/۴۷۰	۰/۸۰۶۳
		ENSEMBLE ELM	۰/۱۰۸	۰/۸۶۶۰
نتایج این تحقیق (پیش‌بینی ارتفاع امواج ۳ ساعت آینده)	تأخیرهای زمانی سرعت باد با توان‌های مختلف و تأخیرهای زمانی ارتفاع امواج ثبت شده در ساعت‌های قبل	ANN	۰/۰۲۴	۰/۹۶۷

مطالعاتی این تحقیق خارج از محدوده خلیج مکزیک هستند. کامران‌زاد نیز با استفاده از داده‌های سرعت برشی باد، جهت باد، ارتفاع موج شاخص و جهت موج به پیش‌بینی ارتفاع امواج در ۳، ۶ و ۱۲ ساعت آینده پرداخته است که نتایج آن در این جدول آمده است.

در جدول ۶ نیز دیگر تحقیقاتی که در پیش‌بینی ارتفاع امواج انجام شده آمده است. مینگ لی و کفنگ با استفاده از مجموعه داده‌های هواشناسی باد و موج بویه ۵۱۱۰۱ شامل سرعت باد، سرعت تند باد، پرپود موج میانگین، دمای هوا به عنوان داده‌های آموزش و از مجموعه داده‌های ۴۱۰۰۲ و ۲۲۱۰۳ به عنوان داده‌های تست استفاده کرده‌اند. داده‌های

جدول ۶. مقایسه نتایج تحقیقات گذشته با این تحقیق

مرجع	مدل	ورودی‌های مدل	Hs میانگین	شاخص خطا	۳ ساعت	۶ ساعت	۱۲ ساعت
نتیجه این تحقیق	ANN	توان متغیر سرعت باد	۰/۷۹۲	R	۰/۹۶۷۵	۰/۹۰۶۷	۰/۸۱۶۳
		ارتفاع موج شاخص		SI	۰/۱۹۷	۰/۳۲۹	۰/۴۵۱
				mse	۰/۰۲۴	۰/۰۶۷	۰/۱۲۷
(Ming Li & Kefeng Liu., 2020)	ANN	سرعت باد- سرعت تند	۲/۳۵۹	R	۰/۹۲۲	۰/۸۸۲	۰/۸۴۲
		باد- پرپود موج		SI	۰/۱۰۳	۰/۱۳۶	۰/۱۶۴
		میانگین- دمای هوا		mse	۰/۱۵۹	۰/۲۲۷	۰/۴۰۴۰
Kamranzad(2011)	ANN	سرعت برشی- جهت باد	۰/۲۹	R	۰/۹۰۷	۰/۸۲۰	۰/۶۶۳
		ارتفاع موج شاخص-		SI	۰/۳۷۸	۰/۵۱۱	۰/۶۶۳
		جهت موج		mse	۰/۰۱۲	۰/۰۲۲	۰/۰۳۷

چه شاخص SI کمتر و ضریب همبستگی بیشتر باشد، دقت پیش‌بینی بیشتر خواهد بود. بنابراین با مقایسه ارتفاع موج شاخص ثبت شده در این دو تحقیق با تحقیق حاضر این نتیجه به دست می‌آید که نتایج این تحقیق در ۳، ۶ و ۱۲ ساعت دقت پیش‌بینی بالاتری نسبت به نتایج تحقیق کامران‌زاد دارد و به بیان بهتر به کارگیری توان‌های غیرخطی فاکتور تنش باد به جای تنش برشی باد نتیجه مناسب تری را در دقت پیش‌بینی ارائه می‌دهد. در پژوهش مینگ لی نیز با توجه به مطالعه‌ای که از این پژوهش انجام شد شاخص mse ثبت شده این مطالعه با تحقیق حاضر قابل مقایسه نبود. با توجه به رابطه SI که برابر با تقسیم شاخص خطای mse بر میانگین خطای داده‌های اندازه‌گیری شده است، در شرایط نابرابری در ارتفاع موج میانگین مقایسه شاخص SI مدل‌ها نیز صحیح نیست. بنابراین بنا بر مقایسه ضریب همبستگی گذاشته شد که ضریب همبستگی تحقیق حاضر از تحقیق مینگ لی بیشتر است و دقت پیش‌بینی بالاتری در ۳، ۶ و ۱۲ ساعت آینده دارد. این

تحقیق مینگ لی در منطقه شرق سواحل آمریکا انجام گرفته است که گاهی مشابه خلیج مکزیک در معرض طوفان‌های شدید یا هاریکن قرار دارند؛ بنابراین احتمال حضور امواج با ارتفاع‌های بلند به علت بادهای شدید بیشتر است. این نوع طوفان‌ها در خلیج فارس قابل مشاهده نیست، بنابراین میانگین ارتفاع امواج تصادفی ناشی از باد در این منطقه تحت تأثیر وجود امواج ناشی از بادهای ناگهانی نیست و در مطالعه کامران‌زاد این نوع امواج حضور نداشته است. به منظور عدم اشتباه در مقایسه نتایج با مطالعات پیشین بایستی شاخص‌های خطا به درستی انتخاب شوند. مطابق جدول ۶ مشاهده می‌شود که در دو مطالعه پیشین، شاخص mse بهتر از تحقیق حاضر است، ولی شاخص ضریب همبستگی پایینی دارد. در حالی که بایستی ضریب همبستگی بالایی را نیز داشته باشند. بنابراین شاخص خطای mse شاخص مناسب برای مقایسه نتایج محسوب نمی‌شود و برای مقایسه از شاخص ضریب همبستگی R و SI استفاده خواهد شد، باید اشاره کرد که هر

$(U^{1/9})$  برای پیش‌بینی امواج در ۱۲ ساعت آینده دقت پیش‌بینی بیشتری دارد.

به عنوان نتیجه گیری کلی می‌توان بیان نمود که نتایج این تحقیق برای هر منطقه دریایی دیگر لزوماً برقرار نیست و ممکن است، برای بهبود پیش‌بینی، مقادیر توان‌های متغیر سرعت باد در پیش‌بینی ۳، ۶، ۸ و ۱۲ ساعت آینده از یک محیط به محیط دیگر تغییر کند و این موضوع بستگی به رفتار دینامیکی محیط مورد مطالعه دارد. بنابراین مقادیر توان‌ها برای هر منطقه دریایی بایستی به صورت جداگانه مورد بررسی قرار گیرد.

### مراجع

- [1] Wang J, Wang Y, Yang J. Forecasting of Significant Wave Height Based on Gated Recurrent Unit Network in the Taiwan Strait and Its Adjacent Waters. *Water*. 2021 Jan;13(1):86.
- [2] Li M, Liu K. Probabilistic prediction of significant wave height using dynamic bayesian network and information flow. *Water*. 2020 Aug;12(8):2075.
- [3] Zheng CW, Li CY. Variation of the wave energy and significant wave height in the China Sea and adjacent waters. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2015 Mar 1;43:381-7.
- [4] Zheng CW, Wu GX, Chen X, Wang Q, Gao ZS, Chen YG, Luo X. CMIP5-based wave energy projection: case studies of the South China Sea and the East China Sea. *IEEE Access*. 2019 Jun 20;7:82753-63.
- [5] US Army. *Shore Protection Manual*. 4th ed. US Army Engineer Waterways Experiment Station. Washington, DC: US Government Printing Office; 1984.
- [6] US Army. *Coastal Engineering Manual – Part II*. No. 111 0-2-11 00. Washington, DC: US Army Corps of Engineers; 2015.
- [7] Browne M, Castelle B, Strauss D, Tomlinson R, Blumenstein M, Lane C. Near-shore swell estimation from a global wind-wave model: Spectral process, linear, and artificial neural network models. *Coastal Engineering*. 2007 May 1;54(5):445-60.
- [8] van der Westhuysen AJ, Zijlema M, Battjes JA. Nonlinear saturation-based whitecapping dissipation in SWAN for deep and shallow water. *Coastal Engineering*. 2007 Feb 1;54(2):151-70.

در حالی است که در این تحقیق فاکتورهای مؤثر کمتری برای پیش‌بینی ارتفاع موج در نظر گرفته شده و انتظار می‌رود که خطاها بیشتر باشد، اما این طور نیست و در تحقیق‌های مینگ لی و کامران‌زاد از چند پارامتر هواشناسی و شاخص موج استفاده شده است.

### ۴. نتیجه گیری

در اغلب مطالعات قبل، از پارامتر سرعت باد  $U_{10}$  و سرعت برشی باد  $(U_* = U_{10}\sqrt{C_D})$  برای پیش‌بینی موج استفاده شده است، درحالی‌که هدف اصلی این تحقیق، بررسی اثر غیرخطی توان‌های مختلف سرعت باد ثبت شده و ساعت‌های قبلی با ارتفاع موج در پیش‌بینی امواج ۳، ۶، ۸ و ۱۲ ساعت آینده است. مراحل مختلفی که بدین منظور در این مقاله بکار گرفته شد، به صورت زیر است:

توان‌های مختلف از سرعت باد به عنوان ورودی مدل رگرسیون خطی در نظر گرفته شد و ارتفاع امواج ۳، ۶، ۸ و ۱۲ ساعت آینده پیش‌بینی شد. با این روش مشخص شد که به کارگیری توان‌های مختلف سرعت باد، نتایج دقیق‌تری را نسبت به سرعت باد کنونی نشان می‌دهد. سپس مرحله قبل با استفاده از شبکه عصبی تکرار شد و نتایجی مشابهی مانند خروجی مدل رگرسیونی به دست آمد و معرف این است که افزایش توان، نقش مؤثری در افزایش دقت پیش‌بینی دارد. در مرحله بعد تأثیر حالت‌های مختلف سرعت ثبت شده ساعت‌های قبل و ارتفاع امواج ثبت شده اکنون و ساعت‌های قبل در افزایش دقت پیش‌بینی بررسی شد و نتایج نشان داد که حضور ارتفاع امواج ثبت شده کنونی و تأخیر زمانی، همراه با توان‌های سرعت دقت بیشتری نسبت به عدم حضور توان را نشان می‌دهد. در انتها نتایج این تحقیق با تحقیقات پیشین که از روش‌های دیگر تعریف ورودی‌های مدل شبکه عصبی استفاده کرده‌اند، مقایسه شد. با این مقایسه مشخص شد که نتایج کلی این تحقیق یعنی به کارگیری تأخیرهای زمانی از ارتفاع امواج ثبت شده در زمان‌های قبل و توان‌های سرعت  $(U^{2/3})$  در پیش‌بینی ۳، ۶ و ۸ ساعت آینده دقت پیش‌بینی بالاتری را نشان می‌دهد و به کارگیری توان سرعت

- [22] Zamani A, Solomatine D, Azimian A, Heemink A. Learning from data for wind-wave forecasting. *Ocean engineering*. 2008 Jul 1;35(10):953-62.
- [23] Kamranzad B, Etemad-Shahidi A, Kazeminezhad MH. Wave height forecasting in Dayyer, the Persian Gulf. *Ocean engineering*. 2011 Jan 1;38(1):248-55.
- [24] Wikipedia [Internet]. 2017. Available from: [https://en.wikipedia.org/wiki/2016\\_Atlantic\\_hurricane\\_season](https://en.wikipedia.org/wiki/2016_Atlantic_hurricane_season)
- [25] NOAA. national data buoy center [Internet]. 2014. [cited 2014 March]. Available from: <https://www.ndbc.noaa.gov/>
- [۲۶] منهای محمدباقر. مبانی شبکه‌های عصبی. انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر؛ ۱۳۸۱.
- [27] Beale MH, Hagan MT, Demuth HB. Neural network toolbox. User's Guide, Math Works. 2010; 2:77-81.
- [28] Deo MC, Jha A, Chaphekar AS, Ravikant K. Neural networks for wave forecasting. *Ocean engineering*. 2001 Jul 1;28(7):889-98.
- [29] Londhe S, Panchang V. One-day wave forecasts using buoy data and artificial neural networks. In: *Proceedings of OCEANS 2005 MTS/IEEE*; 2005 Sep 17; Washington, DC, USA. IEEE;2006.
- [30] Kumar NK, Savitha R, Al Mamun A. Ocean wave height prediction using ensemble of extreme learning machine. *Neurocomputing*. 2018 Feb 14;277:12-20.
- [9] Shamsirband S, Mosavi A, Rabczuk T, Nabipour N, Chau KW. Prediction of significant wave height; comparison between nested grid numerical model, and machine learning models of artificial neural networks, extreme learning and support vector machines. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*. 2020 Jan 1;14(1):805-17.
- [10] Deo MC, Naidu CS. Real time wave forecasting using neural networks. *Ocean engineering*. 1998 Aug 1;26(3):191-203.
- [11] Agrawal JD, Deo MC. On-line wave prediction. *Marine structures*. 2002 Jan 1;15(1):57-74.
- [12] Makarynskyy O. Improving wave predictions with artificial neural networks. *Ocean Engineering*. 2004 Apr 1;31(5-6):709-24.
- [13] Makarynskyy O, Pires-Silva AA, Makarynska D, Ventura-Soares C. Artificial neural networks in wave predictions at the west coast of Portugal. *Computers & geosciences*. 2005 May 1;31(4):415-24.
- [14] Kazeminezhad MH, Etemad-Shahidi A, Mousavi SJ. Application of fuzzy inference system in the prediction of wave parameters. *Ocean Engineering*. 2005 Oct 1;32(14-15):1709-25.
- [15] Mahjoobi J, Etemad-Shahidi A, Kazeminezhad MH. Hindcasting of wave parameters using different soft computing methods. *Applied Ocean Research*. 2008 Feb 1;30(1):28-36.
- [16] Gaur S, Deo MC. Real-time wave forecasting using genetic programming. *Ocean engineering*. 2008 Aug 1;35(11-12):1166-72.
- [17] Etemad-Shahidi A, Mahjoobi J. Comparison between M5' model tree and neural networks for prediction of significant wave height in Lake Superior. *Ocean Engineering*. 2009 Nov 1;36(15-16):1175-81.
- [18] Özger M. Significant wave height forecasting using wavelet fuzzy logic approach. *Ocean Engineering*. 2010 Nov 1;37(16):1443-51.
- [19] Shahabi S, Khanjani MJ, Kermani MR. Significant wave height modelling using a hybrid Wavelet-genetic Programming approach. *KSCE Journal of Civil Engineering*. 2017 Jan;21(1):1-0.
- [20] Duan WY, Han Y, Huang LM, Zhao BB, Wang MH. A hybrid EMD-SVR model for the short-term prediction of significant wave height. *Ocean Engineering*. 2016 Sep 15;124:54-73.
- [21] Mafi S, Amirinia G. Forecasting hurricane wave height in Gulf of Mexico using soft computing methods. *Ocean Engineering*. 2017 Dec 1;146:352-62.

### پی‌نوشت

1. Empirical methods
2. Soft computing
3. National data buoy center
4. Levenberg - Marquardt (LM)
5. Hessian
6. Levenberg-Marquardt
7. Average Mutual Information (AMI)