

## کاربرد مدل ترکیبی موجک-شبکه عصبی در پیش‌بینی تغییرات کوتاه مدت تراز سطح دریا (مطالعه موردی: بندر چابهار)

طاهر رجائی<sup>۱</sup>، اکبر شهابی<sup>۲</sup>

Akbar\_shahabi@yahoo.com

۱- استادیار دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه قم  
 ۲- دانشجوی دکتری عمران- سازه‌های هیدرولیکی، دانشگاه قم

### چکیده

پیش‌بینی دقیق‌تر از سطح دریا در مناطق ساحلی در کاربردهای مهندسی سواحل بسیار با اهمیت می‌باشد. با پیش‌بینی تراز سطح دریا مشاهده جریان‌های دریا و تغییرات آن‌ها در سطح، ارتفاع موج، سرعت باد و جزر و مد ممکن شده و این نقش بسزائی در برنامه‌ریزی و مدیریت سواحل دارد. این مطالعه، توانایی روش و مدل ترکیبی موجک-شبکه عصبی در پیش‌بینی کوتاه مدت تراز سطح دریا در بندر چابهار را مورد مطالعه و بررسی قرار می‌دهد. مقایسه این روش با دو روش مدل شبکه عصبی و رگرسیون خطی با استفاده از پارامترهای آماری ضرایب خطا (RMSE, E) به عنوان معیار، مورد بررسی قرار می‌گیرد. اطلاعات گذشته در مورد تراز سطح دریا که بصورت ساعتی برداشت شده به عنوان ورودی مدل بوده و مدل برای پیش‌بینی ۱۲ ساعت آینده (نیم روز) مورد استفاده قرار گرفته است. مقایسه مدل ترکیبی موجک-شبکه عصبی با دیگر مدل‌ها با استفاده از معیار خطاها، نتایج بهتر این مدل را در پیش‌بینی تراز سطح دریا در دوره کوتاه مدت ۱۲ ساعته در این ایستگاه نشان می‌دهد. ضریب E در سه حالت مدل ترکیبی موجک-شبکه عصبی، شبکه عصبی و رگرسیون خطی بترتیب ۰/۹۸۹، ۰/۸۷۸ و ۰/۸۴۸ می‌باشد. این مدل با استفاده از تبدیل موجک و تجزیه سری زمانی تراز سطح دریا به زیرسری‌هایی با اطلاعات مفید و با تغییرات فرکانسی مختلف، فرآیند پیش‌بینی را بهبود می‌بخشد.

واژگان کلیدی: پیش‌بینی، تغییرات تراز سطح دریا، مدل ترکیبی موجک-شبکه عصبی.

تاریخ دریافت مقاله :	۹۲/۱۱/۸
تاریخ پذیرش مقاله :	۹۳/۸/۶

## ۱- مقدمه

تغییرات سطح دریا توسط عواملی مانند جزر و مد، جریانات اقیانوس، نیروهای جوی (فشار اتمسفر و باد)، رژیم هیدرولیکی رودخانه‌های ساحلی، دما و شوری آب دریا تحت تأثیر می‌باشد [۱-۲]. تراز سطح دریا، سطح آبهای زیرزمینی را در مناطق ساحلی پست [۳] و همچنین رژیم هیدرولیکی رودخانه‌های ساحلی را [۴] تعیین می‌کند. بنابراین تخمین دقیق تراز سطح دریا در مهندسی سواحل اهمیت فراوانی دارد. زمانی که زمین‌های کشاورزی در طول رودخانه‌ها، مصب‌ها و یا در مناطق ساحلی باشند تراز سطح دریا ممکن است آب‌های زهکش شده از آن‌ها را بطور موقتی محدود نماید [۵]. در پایین دست رودخانه‌ها که به دریا یا اقیانوس وارد می‌شود، سطح آب تحت تأثیر جزر و مد می‌باشد، بطوریکه در هنگام بالا آمدن آب دریا باعث برگشت و هجوم آب شور بداخل رودخانه شده و اثرات مخربی را روی کیفیت آب و خاک‌های اطراف رودخانه خواهد داشت. پیش‌بینی تغییرات کوتاه مدت (روزانه یا ساعتی) تراز سطح دریا در مناطق ساحلی برای اهداف کشتیرانی در مناطق کم عمق، کاربردهای مهندسی سواحل از جمله حفاظت مناطق ساحلی کم عمق و همچنین برای اهداف تولید انرژی از امواج مورد توجه است.

جزر و مد یک پدیده روزانه بالا آمدن و پایین رفتن سطح آب در اقیانوس‌ها، دریاها و دریاچه‌ها می‌باشد. در واقع جزر و مد، مرتبط با نیروهای کششی بین اجرام نجومی بزرگ به‌ویژه زمین، ماه و خورشید است. در نتیجه چرخش زمین و حرکت ماه و خورشید، امواجی بلند تولید شده و دور زمین حرکت می‌کنند که این امواج توسط توپوگرافی اقیانوس‌ها و کف دریاها و ... تعدیل و پخش می‌شوند [۵].

روش تحلیل هارمونیک جزر و مد نیوتن (۲۰۰۳) که معمولاً برای بدست آوردن یک توصیف ریاضی از پدیده جزر و مد است، نیازمند اطلاعات فراوان از دریا بوده و نیروهای ناشی از جو و هواشناسی را در نظر نمی‌گیرد. در این روش مشاهدات جمع‌آوری و پردازش شده جزر و مدی سطح آب، برای چندین سال مورد استفاده برای تخمین می‌باشد [۶]. روش‌های دیگری نیز تاکنون برای پیش‌بینی تراز سطح دریا مورد استفاده قرار گرفته‌اند که محدودیت هرکدام از جمله تعداد اطلاعات زیاد مورد استفاده برای حذف برخی اثرات مانند باد و شرایط محیطی و ... استفاده

از آن‌ها را عملاً محدود و غیرممکن ساخته است [۶]. روش‌های هوشمند مصنوعی که اخیراً برای پیش‌بینی تراز سطح دریا مورد استفاده قرار می‌گیرند، توانایی پرکردن فواصل اطلاعاتی و نیز تخمین مقادیر آینده را بدون نیاز به اطلاعات مشاهده‌ای طولانی مدت و گسترده دارا می‌باشند [۷-۸] که در واقع این مزیت روش‌های هوشمند در تحلیل جزر و مد و پیش‌بینی تراز سطح دریا می‌باشد.

در سال‌های گذشته روش‌های هوشمند مصنوعی مانند شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، نروفازی (ANFIS) در پژوهش‌های مربوط به ساحل و اقیانوس بکار برده شده است. در این روش‌ها مواردی مانند اثر باد [۹]، امواج کوتاه باد [۱۰]، پارامترهای موج جزر و مد بلند [۷] پیش‌بینی امواج [۱۱-۱۳] و پیش‌بینی تراز سطح دریاچه [۱۴] مورد بررسی قرار گرفته است.

روسکا (۱۹۹۷) برای اولین بار شبکه عصبی را برای اصلاح پیش‌بینی تراز سطح ساحل دریای شمالی آلمان استفاده کرد [۱۵]. در سال‌های اخیر پژوهش‌های مختلفی توسط چانگ و لین [۱۶] و ماکارینسکی و همکاران [۱۷ و ۱۸] با مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی بلند مدت و کوتاه مدت در حالات مختلف سطح آب انجام شده است. از شبکه عصبی در تخمین جزر و مد با استفاده از اطلاعات هواشناسی نیز استفاده شده است [۶، ۱۹ و ۲۰].

کریمی و همکاران [۲۱] و شیرینی و همکاران [۲۲] پژوهش‌های مقایسه‌ای بین نتایج بدست آمده از مدل نروفازی و مدل شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین تراز سطح دریا انجام دادند، نتایج نشان دهنده برتری مدل نروفازی در تخمین تراز سطح دریا داشت. در تخمین و پیش‌بینی تراز سطح دریا پژوهش‌هایی در مورد روش شبکه عصبی و المان محدود توسط یاسری و همکاران [۲۳] و برنامه نویسی ژنتیک و شبکه عصبی توسط قربانی و همکاران [۲۴] انجام شده است. در سال‌های گذشته از مدل ترکیبی موجک-شبکه عصبی در مدل‌سازی بارش توسط نورانی و همکاران [۲۵] مدل‌سازی رسوب رودخانه توسط رجایی و همکاران [۲۶ و ۲۸] و مدل‌سازی کیفیت آب در رودخانه و آب‌های زیرزمینی توسط دیگر محققین استفاده شده است. چن و همکاران [۲۹] نیز از موجک در پیش‌بینی تراز سطح دریا برای از بین بردن اختلال از اطلاعات موجود در بین چندین ایستگاه استفاده کردند.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(t) dt = 0 \quad (1)$$

توابع موجک مادر توسط دو عملگر انتقال و مقیاس در طول سیگنال مورد تحلیل، تغییر اندازه و تغییر محل می‌یابند و به صورت زیر بیان می‌گردند:

$$\Psi_{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \Psi\left(\frac{t-a}{b}\right), \quad b \in \mathbb{R}, a \in \mathbb{R}, a \neq 0 \quad (2)$$

که در آن محدوده  $a$  پارامتر مقیاس یا فرکانس،  $b$  پارامتر انتقال یا زمان و  $\mathbb{R}$  محدوده اعداد حقیقی است.

تبدیل موجک در دو نوع پیوسته و گسسته در زمان به کار می‌رود. اختلاف انواع مختلف تبدیل موجک، مربوط به روشی است که مقیاس و انتقال را پیاده سازی می‌کند. برای یک سری زمانی با تابع  $f(t)$ ، تبدیل موجک پیوسته آن به صورت زیر است:

$$\text{CWT}(a, b) = W_{\Psi} f(a, b) = |a|^{-1/2} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \bar{\Psi}\left(\frac{t-a}{b}\right) dt \quad (3)$$

که در آن  $\bar{\Psi}(t)$  تابعی مرکب از  $\Psi(t)$  است. همچنین برای به دست آوردن تبدیل موجک گسسته، با جایگذاری مقادیر  $a = a_0^j$ ،  $b = kb_0 a_0^j$ ،  $j \in \mathbb{Z}$ ،  $b \in \mathbb{R}$ ، در رابطه بالا، رابطه زیر حاصل می‌شود [۳۰]:

$$\text{CWT}(j, k) = W_{\Psi} f(j, k) = a_0^{-j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \bar{\Psi}(a_0^{-j} t - kb_0) dt \quad (4)$$

در این تحقیق از تبدیل موجک ناپیوسته در بدست آوردن ضرایب موجک استفاده شد. موجک‌های مادر مورد استفاده عبارتند از: db3, db4, sym3, sym4, sym5, coif1.

### ۳- شبکه عصبی مصنوعی (ANN)<sup>۱</sup>

شبکه عصبی مصنوعی روشی بر پایه پردازش اطلاعات و داده‌ها است که بر اساس سیستم مغز و اعصاب انسان و عملکرد آن‌ها شبیه‌سازی شده است. در این مدل اجزای کوچکی به نام نرون، وظیفه پردازش اطلاعات را به عهده دارند. این نرون‌ها به یکدیگر متصل شده و بسته به چگونگی اتصالات، شبکه‌ها و مدل‌های مختلفی بوجود می‌آیند.

شکل (۱)، مدل شبکه عصبی پیش‌خور، متشکل از سه لایه ورودی، میانی (یا مخفی) و خروجی را نشان می‌دهد که معمولاً برای پیش‌بینی سری‌های زمانی در هیدرولوژی مورد استفاده قرار می‌گیرد.

به طور کلی با بررسی و پیش‌بینی تراز سطح دریا تصمیم‌گیری در مورد نوع کاربرد سواحل و سازه‌های مرتبط و نحوه طراحی آن‌ها و نیز مشاهده جریان‌ات دریا و تغییرات آن‌ها در سطح، ارتفاع موج، سرعت باد و جزر و مد ممکن شده و این نقش بسزائی در برنامه‌ریزی و مدیریت سواحل دارد. همان‌طور که بررسی کارهای پژوهشی پیشین در زمینه پیش‌بینی تراز سطح دریا نشان می‌دهد، روش ترکیبی موجک-شبکه عصبی تاکنون مورد استفاده محققین قرار نگرفته است. در مقاله حاضر از مدل ترکیبی موجک-شبکه عصبی برای پیش‌بینی کوتاه مدت تراز سطح دریا در بندر چابهار استفاده شده است. برای انجام این منظور در بخش‌های ۲، ۳ و ۴ به ترتیب به بررسی مبانی علمی و نظری موجک، شبکه عصبی و مدل رگرسیونی پرداخته شده است. در بخش ۵ ایستگاه موردنظر معرفی شده و داده‌های استفاده شده، مورد بررسی آماری قرار گرفته‌اند. در بخش ۶ مدل ترکیبی موجک-شبکه عصبی مورد بررسی قرار گرفته و در بخش‌های ۷ و ۸ نتایج بدست آمده از این مدل با مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل رگرسیونی مورد مقایسه قرار گرفته است.

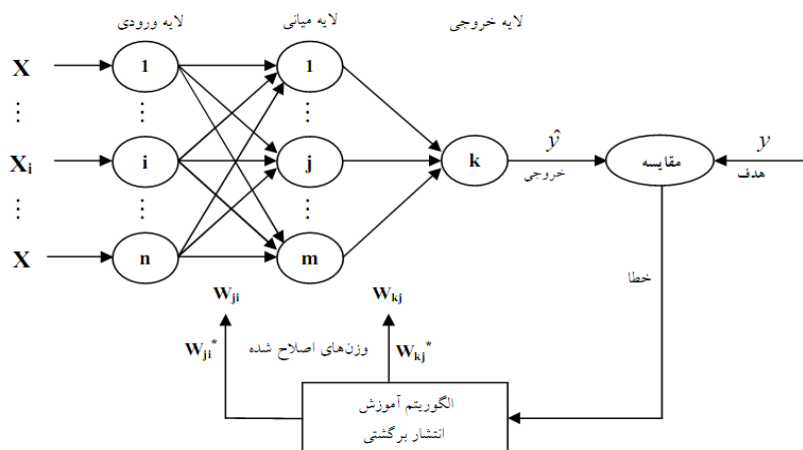
### ۲- مبانی موجک

موجک موج کوچکی است که انرژی آن در ناحیه کوچکی متمرکز شده و ابزار مناسبی برای بررسی پدیده‌های گذرا است. موجک نوسان حداقلی دارد که به سمت صفر نزول می‌کند و این نزول باید در جهات مثبت و منفی واقع در دامنه اش محدود شود. این مشخصه باعث می‌شود که موجک انعطاف‌پذیر بوده و مانند یک تابع رفتار کند.

در مواردی که سیگنال غیرایستا می‌باشد آگاهی داشتن از زمان رخداد یک فرکانس خاص، اهمیت می‌یابد. با توجه به اینکه سیگنال فرآیندهای هیدرولوژیکی عموماً غیرایستا بوده و محدوده وسیعی از مقیاس (از چند دقیقه تا چندین سال) را شامل می‌شوند، لذا با توجه به رفتارهای موجی نامنظم پدیده‌های هیدرولوژیکی، قابلیت مدل‌سازی این پدیده‌ها توسط امواج نامنظم (موجک‌ها) نسبت به امواج منظم (امواج سینوسی) بیشتر است. تابع موجک دارای دو ویژگی مهم نوسانی و کوتاه مدت بودن است [۳۰].

تابع موجک  $\Psi(t)$  که به آن موجک مادر نیز گفته می‌شود، باید شرط زیر را برآورده نماید:

<sup>۱</sup> Artificial Neural Network



شکل (۱) ساختار شمایک شبکه عصبی پیشخور - الگوریتم انتشار برگشتی.

پیش‌بینی با مقداری خطا ممکن می‌گردد.

$$Y_i = a_0 + a_1 x_{i1} + a_2 x_{i2} + \dots + a_n x_{in} + e_i \quad (5)$$

در رابطه بالا،  $Y_i$  و  $x_{in}$  به ترتیب مقدار متغیر پیش‌بینی و متغیر  $n$  مستقل (پیش‌بینی کننده) در زمان  $i$  ثابت رگرسیون،  $a_n$  ضریب متغیر  $n$  مستقل (پیش‌بینی کننده)،  $n$  تعداد کل متغیرهای مستقل (پیش‌بینی کننده‌ها) و  $e_i$  مقدار خطا است [۲۶]. مدل رگرسیون خطی (MLR) بر اساس کمینه کردن مجموع مقادیر مربعات خطا بین مقادیر اندازه‌گیری و مقادیر پیش‌بینی می‌باشد.

#### ۵- ایستگاه مورد مطالعه و تحلیل اطلاعات

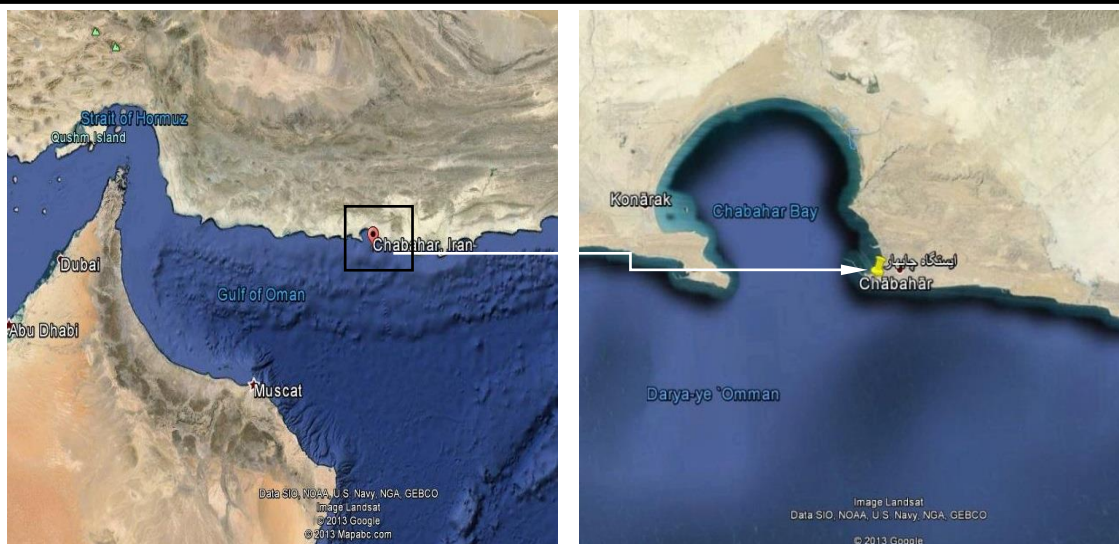
برای مطالعه مدل و پیش‌بینی تغییرات تراز سطح دریا، نیازمند اطلاعات سری زمانی برداشت شده در محل مورد مطالعه می‌باشیم. ایستگاه مورد مطالعه برای بررسی و پیش‌بینی تغییرات تراز سطح دریا بندر چابهار است. شکل (۲) موقعیت بندر چابهار و ایستگاه مورد مطالعه را نشان می‌دهد. این بندر تنها بندر اقیانوسی ایران است که در کرانه دریای عمان و اقیانوس هند قرار دارد. لنگرگاه‌های آزاد بازرگانی ایران بوده و قابلیت پهلوگیری کشتی‌های اقیانوس‌پیما را دارد. بندر چابهار نزدیک‌ترین راه دسترسی کشورهای محصور در خشکی آسیای میانه (افغانستان، ترکمنستان، ازبکستان، تاجیکستان، قرقیزستان و قزاقستان) به آب‌های آزاد بوده و از اهمیت فراوانی برخوردار است. سازندگی و سرمایه‌گذاری فراوانی در آن صورت می‌گیرد؛ از جمله ساخت اسکله و افزایش گنجایش بارگیری کشتی‌های اقیانوس‌پیما و ساخت راه‌آهن به سوی آسیای میانه و احداث فرودگاه بین‌المللی.

برای اینکه شبکه عصبی بتواند خروجی را تا حد امکان به هدف نزدیک کند، به فرآیند آموزش نیاز دارد. آموزش عبارت است از پیدا کردن مناسب‌ترین بردار وزن و بردار اریب و کمینه کردن تابع خطا بین داده‌های محاسباتی (خروجی) و داده‌های مشاهداتی (هدف) که معمولاً از رابطه میانگین مربع خطاها استفاده می‌شود. یکی از الگوریتم‌های آموزشی، روش انتشار برگشتی است که با بدست آوردن مقدار وزن‌های اصلاح شده در هر مرحله، نتایج بهبود می‌یابد. به طور خلاصه، فرآیند پس انتشار خطا از دو مسیر اصلی تشکیل می‌یابد. مسیر رفت و مسیر برگشت. در مسیر رفت، یک الگوی آموزشی به شبکه اعمال شده و آثار آن از طریق لایه‌های میانی به لایه خروجی انتشار می‌یابد تا اینکه نهایتاً خروجی واقعی شبکه حاصل می‌شود. در این مسیر پارامترهای شبکه ثابت و بدون تغییر فرض می‌شوند. در نهایت بعد از پایان آموزش، شبکه برای دادن جواب‌های منطقی به داده‌های جدید توانا می‌گردد [۳۱].

#### ۴- مدل رگرسیون خطی (MLR)<sup>۱</sup>

مدل رگرسیون خطی (MLR) در بسیاری از پیش‌بینی‌های سری زمانی استفاده می‌شود. به دلیل کاربرد متداول، در ادامه این روش بطور خلاصه تشریح می‌گردد: در مدل رگرسیون خطی مقادیر متغیرهای پیش‌بینی، شامل یک تابع خطی از یک یا چند متغیر مستقل (پیش‌بینی کننده) و یک مقدار خطا می‌باشند. در این روش با اعمال یک رابطه خطی بین متغیرهای مستقل (پیش‌بینی کننده) عملیات

<sup>۱</sup> Multiple Linear Regression



شکل (۲) موقعیت بندر چابهار و ایستگاه اندازه‌گیری (© 2013 Google, map data © 2013 Google).

کامل بوده و هیچگونه گپ اطلاعاتی در این دوره برداشت وجود ندارد. شکل (۳) سری زمانی در تاریخ‌های اشاره شده را نشان می‌دهد.

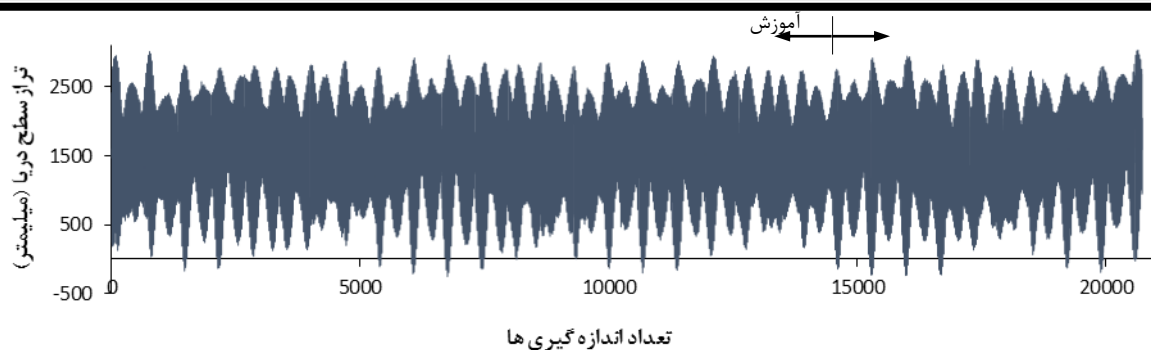
برای استفاده از مدل‌های هوشمند برای پیش‌بینی سری زمانی سطح دریا، باید این داده‌ها به سه قسمت داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش تقسیم شوند. مطابق شکل (۳) مشاهده می‌شود که ۱۴۵۲۲ داده از ابتدا تا تاریخ ۲۳ مهر ۱۳۹۱ (۱۴ اکتبر ۲۰۱۲) برای آموزش، ۳۱۰۷ داده از تاریخ ۲۳ مهر ۱۳۹۱ (۱۴ اکتبر ۲۰۱۲) تا ۲ اسفند ۱۳۹۱ (۲۰ فوریه ۲۰۱۳) برای اعتبارسنجی و ۳۱۰۷ داده تا انتها برای آزمایش استفاده شده‌اند. درصد اختصاصی برای هر قسمت بر اساس نتایج دیگر محققین [۱۵ و ۲۶ و ۲۷] برای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آموزش به ترتیب ۷۰، ۱۵ و ۱۵ انتخاب شده است. تحلیل آماری اطلاعات برای سه دوره در جدول (۱) مشاهده می‌شود:

به دلیل اهمیت زیاد این بندر یکی از مهمترین چهارراه‌های کریدور شمال-جنوب بازرگانی جهانی است، و وجود تأسیسات فراوان در آن و افق روشن برای توسعه‌اش و نیز تأثیر عامل غیرقابل انکار تراز سطح دریا در مناطق ساحلی بر این تأسیسات، بررسی و پیش‌بینی تراز سطح دریا در محدوده ساحلی بندر چابهار ضروری بنظر می‌رسد. موقعیت ایستگاه برداشت تراز سطح آب که توسط مرکز سطح دریا دانشگاه هاوایی آمریکا برداشت و کنترل می‌شود در عرض جغرافیایی ۲۵/۲۹۶۰۰ و طول جغرافیایی ۶۰/۶۰۳۰۰ قرار دارد. این اطلاعات بصورت ساعتی برداشت می‌شود و در سایت این دانشگاه در دسترس می‌باشد. داده‌های مورد استفاده و به دست آمده از تراز سطح آب در بندر چابهار که بصورت ساعتی برداشت شده‌اند ۲۰۷۳۶ داده از تاریخ ۲۸ بهمن ۱۳۸۹ (۱۷ فوریه ۲۰۱۱) تا ۸ تیر ۱۳۹۲ (۲۹ ژوئن ۲۰۱۳) می‌باشند. این داده‌ها بصورت

جدول (۱) تحلیل آماری داده‌های تراز سطح دریا در بندر چابهار.

دوره	Xmean	Xmax	Xmin	Sx	Cv	Csx
آموزش	۱۶۱۷/۰	۳۰۱۷	-۲۵۱	۶۱۷/۴	۰/۳۸۲	-۰/۳۶۶
اعتبارسنجی	۱۵۹۵/۶	۲۹۵۰	-۲۳۶	۶۴۱/۹	۰/۴۰۲	-۰/۴۰۷
آزمایش	۱۶۳۷/۰	۳۰۳۸	-۱۹۱	۶۱۸/۵	۰/۳۷۸	-۰/۳۷۸
کل دوره	۱۶۱۶/۸	۳۰۳۸	-۲۵۱	۶۲۱/۴	۰/۳۸۴	-۰/۳۷۶

Csx ، Cv ، Sx ، Xmin ، Xmax، Xmea بترتیب متوسط، بیشینه، کمینه، انحراف معیار، ضریب تغییرات و چولگی داده‌ها است.



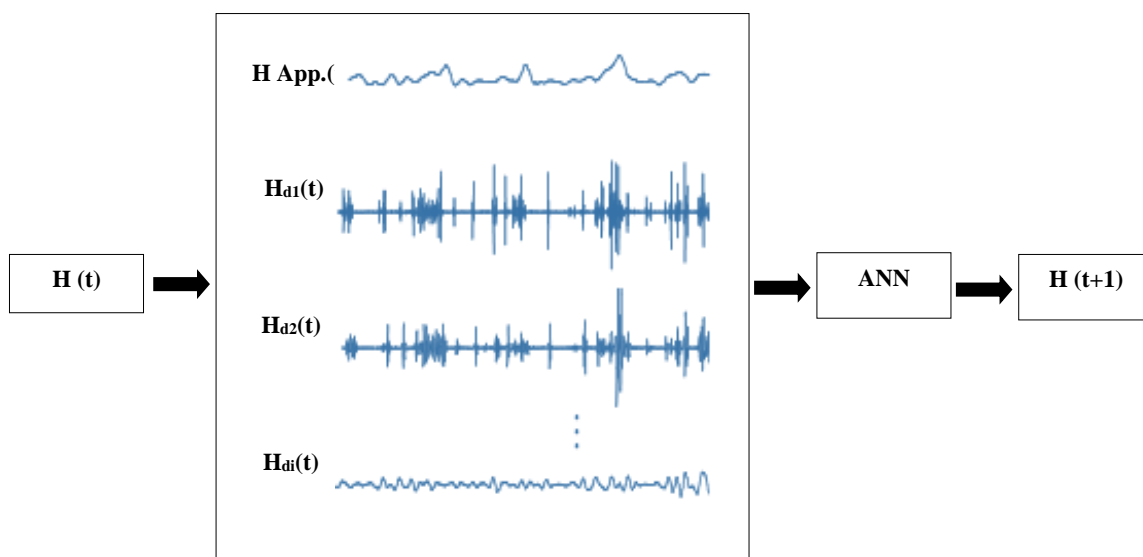
شکل (۳) سری زمانی مشاهدات تراز سطح دریا.

### ۶- مدل ترکیبی موجک-شبکه عصبی (WANN)

در مطالعه حاضر، برای پیش‌بینی تغییرات تراز سطح دریا، از مدل ترکیبی موجک-شبکه عصبی استفاده شده است. در این مدل تحلیل موجک سری زمانی به شبکه عصبی متصل می‌شود. در این مدل، تجزیه سری زمانی تغییرات تراز سطح دریا به چندین سطح با فرکانس‌های مختلف سری زمانی،  $Hd1(t)$ ،  $Hd2(t)$ ، ...،  $Hdi(t)$ ،  $Happ(t)$ ، با استفاده از تبدیل موجک گسسته، به‌طوری که  $Hd1(t)$ ،  $Hd2(t)$ ، ...  $Hdi(t)$  سری‌های زمانی جزئیات و  $Happ(t)$  سری زمانی تقریب است، انجام می‌شود.  $di$  مشخص کننده سری زمانی جزئیات تا سطح  $i$  تجزیه می‌باشد. معیار انتخاب تعداد سطوح تجزیه باید بر اساس نتایج بدست آمده از مدل انتخاب شود. در این مرحله سری‌های زمانی تجزیه شده برای پیش‌بینی به عنوان ورودی به شبکه عصبی وارد

می‌شوند. در شکل (۴) ساختار مدل ترکیبی موجک-شبکه عصبی نشان داده شده است.

این سری‌های زمانی تجزیه شده با فرکانس‌های مختلف نقش متفاوتی را نسبت به سری زمانی اولیه در مدل شبکه عصبی دارند. در واقع رفتار متناوب و دوره‌ای تراز سطح آب توسط این مدل بررسی و با تجزیه سری زمانی تغییرات تراز توسط تحلیل موجک، فرکانس‌های مختلف تغییرات مشخص می‌شود. در مطالعه حاضر با بررسی حساسیت مدل نسبت به تعداد سطوح تجزیه و با توجه به اینکه با افزایش تعداد سطوح تجزیه به بالاتر از ۵ افزایش زیادی در مقدار دقت مدل نخواهیم داشت، با تجزیه سری زمانی به ۵ سطح (تقریب در سطح ۵ و جزئیات در سطوح ۱ تا ۵) و ورود این زیرسری‌ها به مدل شبکه عصبی، روند پیش‌بینی تغییرات سطح دریا انجام می‌شود.



شکل (۴) ساختار مدل ترکیبی موجک-شبکه عصبی.

$$H(t) \quad (۱)$$

$$H(t-1), H(t) \quad (۲)$$

$$H(t-2), H(t-1), H(t) \quad (۳)$$

$$H(t-3), H(t-2), H(t-1), H(t) \quad (۴)$$

$$H(t-4), H(t-3), H(t-2), H(t-1), H(t) \quad (۵)$$

$$H(t-5), H(t-4), H(t-3), H(t-2), H(t-1), H(t) \quad (۶)$$

در این ترکیبات  $H(t)$  تراز سطح دریا در زمان  $t$  می‌باشد. معیار نیکویی برازش - به منظور بررسی صحت نتایج خروجی که در واقع بیان کننده اختلاف بین داده‌های مشاهداتی و محاسباتی است، از معیارهای متفاوتی استفاده می‌گردد. معیارهای نیکویی برازش به دو صورت گرافیکی و آماری هستند که هر کدام از آن‌ها ویژگی‌های منحصر به خود را داشته و به منظور خاصی به کار می‌روند. از آنجا که روش گرافیکی روش دقیقی نیست و بسته به نظر اشخاص، نتایج متفاوتی به دست می‌آید، از معیارهای آماری استفاده می‌شود. معیارهای آماری با استفاده از روابط آماری برای تعیین خطای بین داده‌های مشاهداتی و به کار می‌روند. در این تحقیق از ضریب نش یا تبیین به عنوان یک معیار آماری استفاده شده که رابطه آن بصورت زیر بیان می‌شود:

$$E = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (H_i - \hat{H}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (H_i - \bar{H}_i)^2} \quad (۶)$$

در این رابطه  $H_i$  تراز اندازه‌گیری شده،  $\hat{H}_i$  تراز پیش‌بینی شده و  $\bar{H}_i$  متوسط مقادیر اندازه‌گیری شده می‌باشد. نش و ساتکلیف (۱۹۷۰) [۳۲] با معرفی این ضریب بدون بعد، کارایی مدل را برای پیش‌بینی تخمین زدند. مقدار این ضریب بین ۱ تا  $-\infty$  است، به طوری که برای بهترین پیش‌بینی منطبق بر اندازه‌گیری، ضریب  $E$ ، ۱ است و برای حالتی که مقادیر پیش‌بینی برابر با متوسط اندازه‌گیری می‌باشد صفر و مقادیر منفی نشان دهنده مقادیر پیش‌بینی کمتر از متوسط اندازه‌گیری است.

معیار دیگر برای بررسی نتایج که در این مطالعه انتخاب شده است RMSE می‌باشد که بصورت زیر قابل بیان است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (H_i - \hat{H}_i)^2}{N}} \quad (۷)$$

در این رابطه نیز  $H_i$  تراز اندازه‌گیری شده،  $\hat{H}_i$  تراز پیش‌بینی شده و  $N$  تعداد مقادیر اندازه‌گیری شده می‌باشد. مقدار RMSE نشان دهنده هماهنگی بین تراز اندازه‌گیری

تحقیقات گذشته دیگر محققین در پیش‌بینی تراز سطح دریا بر روی زمان‌های ۱ ساعت، ۲ و ۳ روز متمرکز بوده است. در مطالعه حاضر اثرات مدل ترکیبی موجک-شبکه عصبی بر روی پیش‌بینی ۱۲ ساعته تراز سطح دریا بررسی شده است. به دلیل دقت پایین مدل‌های پیشین در مورد پیش‌بینی ۱۲ ساعته (نیم روز)، مطالعه حاضر می‌تواند راهگشای مناسبی در این مورد محسوب شود

به منظور بررسی و پیش‌بینی تغییرات تراز سطح دریا و بر اساس نتایج تحقیقات دیگر محققین در این زمینه، رابطه معنی داری بین تراز سطح دریا در چندین برداشت گذشته و تراز آینده وجود دارد. همانطور که در جدول (۲) مشاهده می‌شود با بررسی همبستگی بین تراز سطح دریا در زمان  $t+1$  با برداشت‌های ساعتی گذشته (به ازای  $t=12$ )، بیشترین همبستگی با ۶ برداشت گذشته با ضریب  $R^2$  معادل ۰/۸۴۶ بدست می‌آید. این نتیجه با نتایج تحقیقات کریمی و همکاران [۲۱] در این زمینه مطابقت دارد. اگرچه با مشاهده روند تغییرات ضریب همبستگی در جدول (۲) می‌توان بیان نمود که با افزایش تعداد ترکیبات برداشت ساعتی گذشته این ضریب افزایش می‌یابد ولی به جهت جلوگیری از پیچیدگی حل مسئله و زمان آن و استفاده از چندین برداشت محدود گذشته در فرآیند پیش‌بینی، این تعداد ترکیبات انتخاب می‌شوند.

جدول (۲) ضریب همبستگی ( $R^2$ ) بین تراز سطح دریا در زمان  $t+1$  و دیگر ترکیبات برداشت ساعتی.

ترکیبات برداشت ساعتی	$R^2$
$H(t)$	۰/۲۲۵
$H(t-1)$	۰/۲۱۳
$H(t-2)$	۰/۰۸۵
$H(t-3)$	۰/۰۰۰
$H(t-4)$	۰/۰۹۳
$H(t-5)$	۰/۳۱۶
$H(t), H(t-1)$	۰/۲۳۲
$H(t), H(t-1), H(t-2)$	۰/۷۶۵
$H(t), H(t-1), H(t-2), H(t-3)$	۰/۷۸۹
$H(t), H(t-1), H(t-2), H(t-3), H(t-4)$	۰/۸۰۵
$H(t), H(t-1), H(t-2), H(t-3), H(t-4), H(t-5)$	۰/۸۴۶

بر این اساس ۶ ترکیب مختلف با بیشترین ضریب همبستگی مطابق زیر برای بررسی و پیش‌بینی تراز سطح آب، مورد نظر قرار می‌گیرد:

به دلیل روند کاهشی مقدار خطا با افزایش شماره ترکیبات، مدل ترکیبی موجک-شبکه عصبی برای ترکیب ۶ مورد بررسی قرار می‌گیرد. در مدل WANN تجزیه سری زمانی به سطوح ۱ تا ۵ انجام شده و دقت هر سطح تجزیه توسط معیارهای خطای معرفی شده مورد بررسی قرار می‌گیرد. به ازای هر سطح تجزیه (n) تعداد ترکیبات ورودی به شبکه عصبی به ازای n سری زمانی جزئیات و یک سری زمانی تقریب و تعداد تاخیرها (m) که از ۱ تا ۶ تغییر میکند برابر  $m(n+1)$  است. در بالاترین تعداد ترکیبات ورودی که به ازای ۵ سطح تجزیه و ۶ تأخیر می‌باشد تعداد ترکیبات ورودی ۳۶ عدد است. در جدول (۴) نتایج مدل WANN به ازای توابع مختلف بررسی شده در قسمت قبل و سطوح تجزیه ۱ تا ۵ آمده است.

مطابق جدول (۴)، با افزایش سطح تجزیه از ۱ تا ۵ در هر تابع مقدار ضریب E، افزایش می‌یابد که نشان دهنده افزایش دقت مدل است. به ازای توابع مختلف موجک، خطاها نزدیک به هم می‌باشند ولی نتایج نشان دهنده دقت بالاتر مدل در مورد تابع sym5 است. در مدل WANN به ازای تابع sym5 و ۵ سطح تجزیه مقادیر ضرایب E، RMSE بترتیب برابر با ۰/۹۸۹ و ۶۵/۲ می‌باشد. در این حالت تعداد نرون‌های لایه میانی برابر ۱۲ است. شاید بتوان دلیل مقدار ضریب E بالاتر را در تابع sym5 به شکل این تابع که برازش بهتری را بر روند تغییرات سری زمانی تراز سطح دریا دارد نسبت داد. هر چند که مقدار ضریب E در تمام توابع استفاده شده نزدیک ۱ می‌باشد ولی این تابع بخاطر هماهنگی بهتر با سری زمانی، دقت بالاتری را در نتایج نشان می‌دهد. مطابق جداول (۳) و (۴)، مقدار ضریب E (به ازای سه مدل برای پیش‌بینی تراز سطح دریا) در مدل WANN بهترین نتیجه را دارد. بر اساس همین معیار دقت مدل ANN بهتر از مدل MLR است.

شده و پیش‌بینی شده است. مقادیر کم این معیار بیانگر دقت مدل پیش‌بینی است. قابل ذکر است که برای بهترین مدل پیش‌بینی مقدار RMSE صفر و مقدار ضریب E، ۱ می‌باشد [۳۲]. در این مطالعه بدلیل مقایسه دو مقدار اندازه‌گیری و پیش‌بینی در یک شکل از معیار  $R^2$  استفاده نشده و ضریب E معیار منتخب است.

**انتخاب توابع موجک** - در این مطالعه پس از بررسی‌های گسترده در مورد حساسیت مدل‌های پیش‌بینی تراز سطح دریا و بر اساس معیارهای نیکویی برازش ذکر شده در قسمت قبل، ۶ تابع موجک انتخاب شده که شامل توابع موجک db3, db4, sym3, sym4, sym5, coif1 می‌باشند.

## ۷- نتایج و بحث

بررسی‌های انجام شده بر روی سه مدل معرفی شده برای پیش‌بینی تراز سطح دریا به تفصیل در این قسمت ارائه شده است. همانطور که در جدول (۳) مشاهده می‌شود نتایج مدل ANN و MLR برای ۶ ترکیب مختلف آمده است. نتایج مدل ANN به ازای تابع انتقال لایه میانی شبکه عصبی، tansig و تابع انتقال لایه خروجی، purlin می‌باشد. همان‌طور که از جدول مشخص است مقدار ضریب E، در ترکیبات مختلف در مدل ANN بین ۰/۳۶۹ تا ۰/۸۸۷ و برای مدل MLR بین ۰/۲۸۲ تا ۰/۸۴۸ تغییر می‌کند. در جدول با افزایش مشارکت تعداد ساعت‌های برداشت شده گذشته تراز سطح آب در فرآیند پیش‌بینی، مقدار خطا کاهش پیدا می‌کند به طوری که در دو مدل برای ترکیب ۶، مقدار خطا (ضریب E) در مدل ANN و MLR بترتیب برابر ۰/۸۸۷ و ۰/۸۴۸ است. تغییرات مقدار RMSE هم مطابق با ضریب E بوده و روند کاهشی را با افزایش شماره ترکیبات دارد. روندهای مشاهده شده در مورد این مدل‌ها مشابه پژوهش‌های مشابه در این زمینه که توسط کریمی و همکاران در سال ۲۰۱۳ [۲۱] انجام شده است می‌باشد.

جدول (۳) مقادیر E و RMSE برای پیش‌بینی تراز سطح دریا در مدل‌های ANN و MLR برای داده‌های آزمایش.

مدل	ANN						MLR					
	1	2	3	4	5	6	1	2	3	4	5	6
شماره ترکیب												
ANN: Nerouns	10	9	11	8	10	9	-	-	-	-	-	-
E	0.369	0.491	0.810	0.838	0.851	0.887	0.282	0.289	0.774	0.800	0.810	0.848
RMSE (mm)	491.3	441.0	269.8	248.6	238.5	207.6	524.0	521.4	293.8	276.7	269.6	241.4

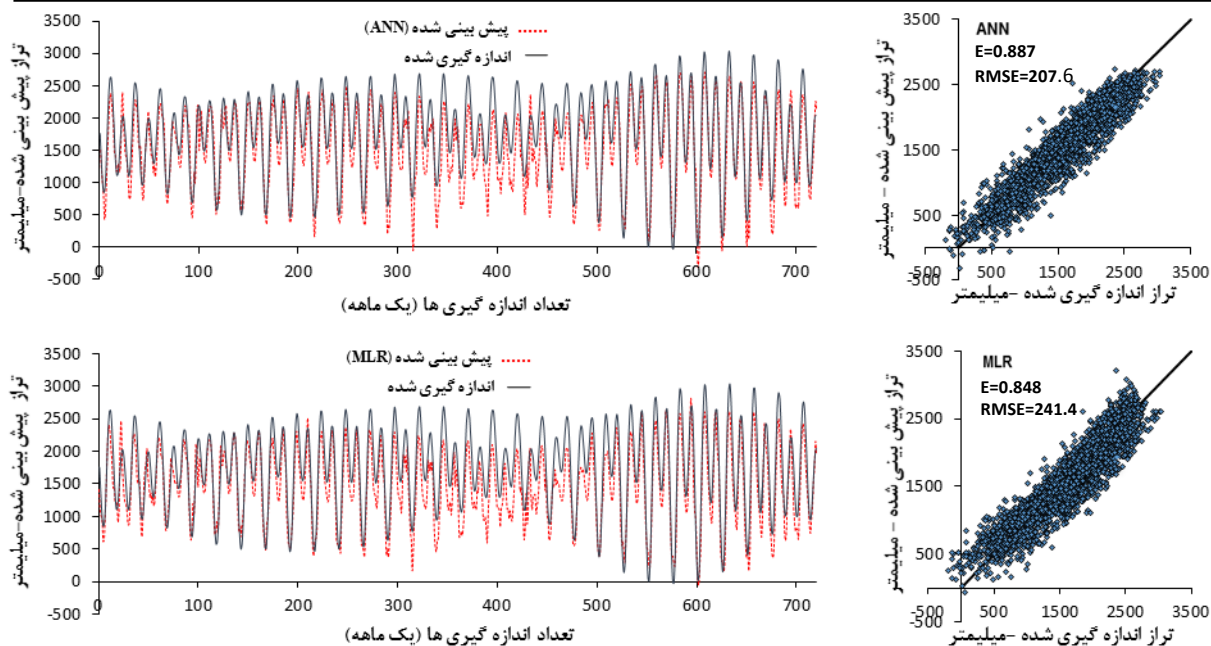


جدول (۴) مقادیر E و RMSE برای پیش‌بینی تراز سطح دریا در مدل WANN برای داده‌های آزمایش.

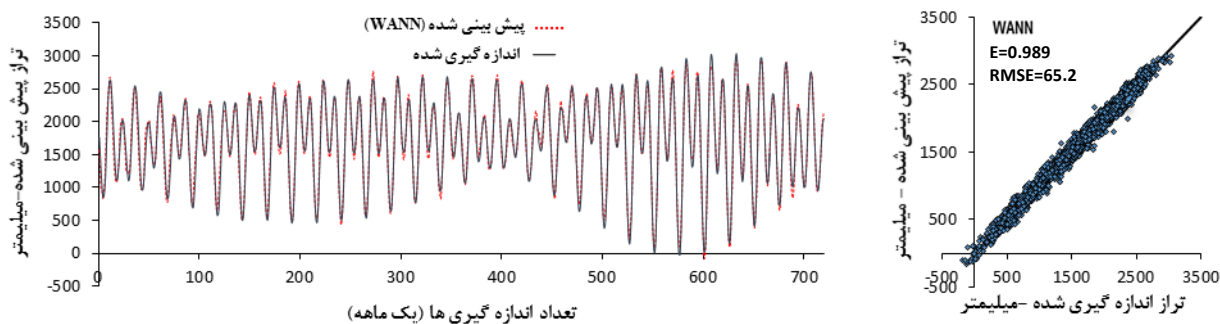
تابع موجک	سطح تجزیه	ساختار مدل ANN	E	RMSE (mm)
db3	1	12-12-1	0.950	138.0
	2	18-11-1	0.976	94.8
	3	24-8-1	0.969	108.1
	4	30-11-1	0.984	77.7
	5	36-9-1	0.985	75.4
db4	1	12-12-1	0.956	129.8
	2	18-11-1	0.968	109.9
	3	24-11-1	0.973	101.9
	4	30-12-1	0.981	84.3
	5	36-12-1	0.984	78.5
sym3	1	12-11-1	0.955	130.7
	2	18-1-8-1	0.975	98.6
	3	24-12-1	0.973	101.1
	4	30-12-1	0.978	92.4
	5	36-12-1	0.986	73.3
sym4	1	12-12-1	0.913	182.2
	2	18-11-1	0.976	96.1
	3	24-12-1	0.968	110.2
	4	30-12-1	0.986	73.0
	5	36-11-1	0.988	68.1
sym5	1	12-12-1	0.907	189.0
	2	18-11-1	0.948	141.3
	3	24-12-1	0.963	119.4
	4	30-12-1	0.985	76.0
	5	36-12-1	0.989	65.2
coif1	1	12-12-1	0.935	158.1
	2	18-11-1	0.962	121.1
	3	24-10-1	0.975	98.4
	4	30-12-1	0.982	82.0
	5	36-10-1	0.979	88.6

برازش مدل انتخاب شده است. مطابق شکل‌های نشان داده شده (۵) و (۶)، دقت مدل‌ها بترتیب از مدل ANN، MLR، تا WANN افزایش می‌یابد، به طوری که در مدل WANN دقت خوبی در برازش سری زمانی پیش‌بینی و مقادیر اندازه‌گیری شده در تمام نقاط دیده می‌شود. در مقایسه نتایج بدست آمده در این پژوهش با نتایج دیگر محققین در کاربرد این مدل‌ها، می‌توان به پژوهش‌های انجام شده توسط رجایی و همکاران در سال ۲۰۱۱ و نورانی و همکاران در سال ۲۰۰۹ [۲۵ و ۲۶] در بحث رسوب و بارش اشاره نمود و روند افزایش دقت را با کاربرد مدل ترکیبی موجک-شبکه عصبی در این پژوهش‌ها نیز مشاهده نمود.

مقدار افزایش دقت مدل WANN بر اساس شاخص ضریب E، ۱۱ درصد نسبت به مدل ANN رشد داشته است. این مقدار در مقایسه با مدل MLR افزایش ۱۷ درصدی را نشان می‌دهد. قابل ذکر است، افزایش دقت مدل WANN نسبت به دو مدل ANN و MLR به ازای ترکیبات دیگر و تأخیر کمتر از ۶ بسیار بیشتر خواهد بود. در شکل‌های (۵) و (۶) مقایسه بین مدل‌های پیش‌بینی و مقدار تراز اندازه‌گیری انجام شده است. نمودار اول هر شکل سری زمانی مدل پیش‌بینی و مقدار اندازه‌گیری برای یک دوره یک ماهه در انتهای دوره آزمایش است. به دلیل محدودیت فضا و نمایش بهتر، مقدار یک ماه برای مشاهده چگونگی



شکل (۵) مقایسه سری زمانی تراز اندازه گیری شده و مدل پیش بینی ANN و MLR برای داده‌های آزمایش.

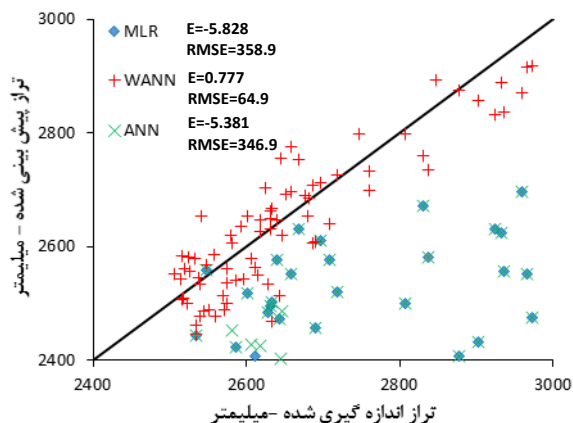
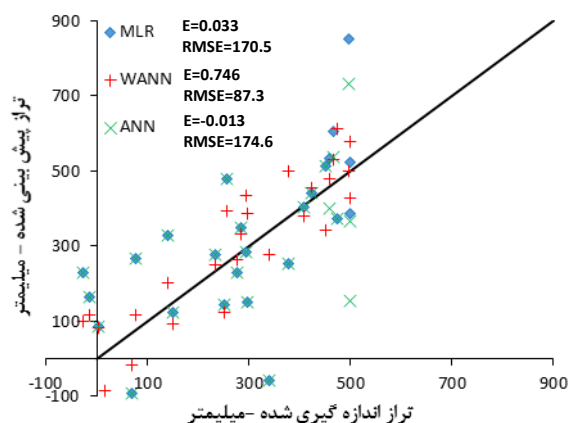


شکل (۶) مقایسه سری زمانی تراز اندازه گیری شده و مدل پیش بینی WANN برای داده‌های آزمایش.

می‌باشد. همان‌طور که در شکل (۷) نشان داده شده است مدل WANN برای نقاط بیشینه و کمینه نتایج بهتری را نسبت به دو مدل دیگر به دست می‌دهد. در این شکل داده‌های پیش‌بینی مدل WANN نزدیک به خط با شیب ۱:۱ قرار دارند. مدل‌های ANN و MLR در نقاط بیشینه نتایجی با دقتی کمتر نسبت به نقاط کمینه نشان می‌دهند. با بررسی عددی مقادیر ضرایب E و RMSE در روی شکل (۷) که برای نقاط بیشینه و کمینه محاسبه شده است، مشاهده می‌شود که مقدار این ضرایب در مدل WANN برای نقاط بیشینه و کمینه به ترتیب ۰/۷۷۷ و ۰/۷۴۶ برای ضریب E و ۶۴/۳ و ۸۷/۳ برای ضریب RMSE می‌باشند. بررسی مقادیر این ضرایب برای دو مدل دیگر ANN و MLR نشان دهنده دقت پایین این مدل‌ها در پیش‌بینی نقاط بیشینه و کمینه سری زمانی تراز سطح دریا است.

بررسی نقاط بیشینه و کمینه همان‌طور که در شکل (۵) مشاهده می‌شود مدل‌های ANN و MLR، در محل اوج تراز سطح دریا نتایج خوبی را نشان نمی‌دهند. این در حالی است که مدل WANN در شکل (۶) دارای دقت بسیار خوب در نقاط اوج تراز سطح دریا می‌باشد.

به منظور بررسی دقیق‌تر نقاط بیشینه و کمینه سری زمانی تراز سطح دریا، نتایج بدست آمده از سه مدل ANN، MLR و WANN را در نقاط بیشینه و کمینه، با تراز سطح دریا اندازه‌گیری شده، مورد مقایسه قرار می‌دهیم. بدین جهت مقادیر تراز سطح دریا در ماه آخر داده‌های آزمایش که بالاتر از ۲۵۰۰ میلیمتر و کمتر از ۵۰۰ میلیمتر هستند انتخاب شده و در شکل (۷) مورد بررسی قرار گرفته‌اند. انتخاب این ترازاها برای نقاط بیشینه و کمینه با بررسی سری زمانی در بازه موردنظر و نمایش مناسب در شکل



شکل (۷) مقایسه مقادیر پیش بینی بیشینه و کمینه مدل‌ها برای داده‌های آزمایش در دوره یک ماهه.

برای پژوهش‌های بعدی در این زمینه می‌توان بررسی‌های مربوط به پیش‌بینی در بازه‌هایی با ضریبی از نیم روز را در مدل WANN با دیگر مدل‌ها پیشنهاد داد. ضمناً ارزیابی این مدل برای پیش‌بینی بر پایه تراز متوسط روزانه نیز قابل بررسی و مطالعه می‌باشد.

## مراجع

- [1] Chen, J. L., Shum, C. K., Wilson, C. R., Chambers, D. P., Tapley, B. D., "Seasonal Sea Level Change from Topex/Poseidon Observation and Thermal Contribution", Journal of Geodesy. Vol. 73, pp. 638-647, 2000.
- [2] Douglas, B. C., Kearney, M. S., Leatherman, S. P. "Sea Level Rise History and Consequences", International Geophysics Series. Vol. 75, Academic Press, London pp. 272, 2000.
- [3] Meyer F. W., "Hydrogeology, Ground-water Movement, and Subsurface Storage in the Florida Aquifer System in Southern Florida", United States Geological Survey Professional Paper 1403-G. US Government Printing Office, Washington, 1989.
- [4] Thain, R. H., Priestley, A. D. and Davidson, M. A., "The Formation of a Tidal Intrusion Front at the Mouth of a Macro Tidal, Partially Mixed Estuary: a Field Study of the Dart Estuary UK.", Estuarine, Coastal and Shelf Science, Vol. 61, pp. 161-172, 2004.
- [5] Vries, W. S., Huyskens, E. J., "Gravity Outlet Structures. In: Ritzema, H. P. (Ed), Drainage Principles and Applications", International Institute for Land Reclamation and Improvement, Wageningen, The Netherlands, 1994.
- [6] Liang, S. X., Li, M. C. and Sun, Z. C. "Prediction Models for Tidal Level Including Strong Meteorologic Effects using a Neural Network", Ocean Engineering, Vol. 35, pp. 666-675, 2008.
- [7] Lee, T. L., Makarynsky, O., Shao, C. C., "A Combined Harmonic Analysis-Artificial Neural Network Methodology for Tidal Predictions", Journal of Coastal Research, Vol. 23, pp. 764-770, 2007.
- [8] Makarynsky, O., Makarynska, D., Kuhn, M. and Featherstone, W. E., "Predicting Sea Level Variations

## ۸- نتیجه گیری و پیشنهادات

در مقاله حاضر از مدل ترکیبی موجک-شبکه عصبی برای پیش‌بینی کوتاه مدت تراز سطح دریا در بندر چابهار استفاده شده است. در این پژوهش کاربرد این مدل ترکیبی برای پیش‌بینی کوتاه مدت تراز سطح دریا در بازه ۱۲ ساعته بررسی شده است. نتایج بدست آمده نشان دهنده افزایش دقت نتایج پیش‌بینی این مدل نسبت به مدل‌های کاربردی پیشین در این زمینه می‌باشد. مطابق نتایج بدست آمده افزایش دقتی در حدود ۱۱ تا ۱۶ درصد نسبت به مدل‌های ANN و MLR، تأثیر تجزیه سری زمانی به سطوح مختلف را در دقت پیش‌بینی نشان می‌دهد. مدل WANN بهترین نتایج را برای ۵ سطح تجزیه و تابع موجک sym5 نشان می‌دهد. با بررسی نتایج بدست آمده از مدل‌ها، همچنین می‌توان نتایج بهتر مدل WANN را در پیش‌بینی نقاط بیشینه و کمینه سری زمانی مشاهده نمود. در تفسیر فیزیکی افزایش دقت در پیش‌بینی ۱۲ ساعته تراز سطح دریا با استفاده از مدل ترکیبی موجک-شبکه عصبی می‌توان به روند تغییرات متناسب با ۱۲ ساعت در تراز سطح دریا توجه نمود که این در واقع متأثر از تغییرات تراز سطح دریا ناشی از پدیده جزر و مد روزانه می‌باشد، بطوری که با استفاده از تبدیلات موجک، زیرسری‌های زمانی با فرکانس‌های مختلف متناسب با تغییرات دوره‌ای سطح دریا استخراج شده و بصورت مجزا به شبکه عصبی وارد می‌شوند. ورود این زیرسری‌ها با اطلاعات مفید و تجزیه شده بصورت مجزا باعث وزن‌دهی بهتر و متناسب‌تر در ساختار شبکه عصبی به ورودی‌ها شده و افزایش قابل قبولی را در دقت نتایج مدل موجب می‌شوند.

- Runoff Modeling”, *Water Resour. Manage.* Vol. 23, pp. 2877–2894, 2009.
- [26] Rajaei, T., Nourani, V., Zounemat-Kermani, M. and Kisi, O., “River Suspended Sediment Load Prediction: Application of ANN and Wavelet Conjunction Model”, *ASCE Journal of Hydrologic Engineering*, Vol. 16, pp. 613–627, Aug. 2011.
- [27] Rajaei, T., “Wavelet and Neuro-Fuzzy Conjunction Approach for Suspended Sediment Prediction”, *Clean: Soil, Air, Water*. Vol. 38, pp. 275–286, 2010.
- [28] Rajaei, T., Mirbagheri, S. A., Nourani, V. and Alikhani A., “Prediction of Daily Suspended Sediment Load using Wavelet and Neurofuzzy Combined Model”, *International Journal of Environmental Science and Technology*, Vol. 7, pp. 93–110, 2011.
- [29] Chen, B. F., Wang, H. D., Chu, Ch. C. H., “Wavelet and Artificial Neural Network Analyses of Tide Forecast and Supplement of Tides Around Taiwan and South China Sea”, *Ocean Engineering*, Vol. 34, pp. 2161–2175, 2007.
- [30] Addison, P. S., Murrari, K. B., and Watson, J. N. “Wavelet Transform Analysis of Open Channel Wake Flows”, *Journal of Engineering Mechanics*, Vol. 127, pp. 58–70, 2001.
- [31] ASCE Task Committee on Application of ANNs in Hydrology, “Artificial Neural Networks in Hydrology, II: Hydrologic Application”, *Journal of Hydrologic Engineering*, Vol. 5, pp. 124–137, 2000.
- [32] Nash, J. E. and Sutcliffe, J. V., “River Flow Forecasting Through Conceptual Models, Part I: A Discussion of Principles”, *J. Hydrol.* Vol. 10, pp. 282–290, 1970.
- with Artificial Neural Networks at Hillary Harbour, Western Australia. *Estuarine, Coastal and Shelf Sciences*, Vol. 61, pp. 351–360, 2004.
- [9] More, A. and Deo, M.C., “Forecasting Wind with Neural Networks”, *Marine Structures*, Vol. 16, pp. 35–49, 2003.
- [10] Deo, M. C., Jagdale, S. S. “Prediction of Breaking Waves with Neural Networks”, *Ocean Engineering*, Vol. 30, pp. 1163–1178, 2003.
- [11] Agrawal, J. D., Deo, M. C. “On-line Wave Prediction”, *Journal of Marine Structures*. Vol. 15, pp. 57–74, 2002.
- [12] Deo, M. C., Naidu, S. “Real-time Forecasting using Neural Networks”, *Ocean Engineering*. Vol. 26, pp. 191–203, 1999.
- [13] Makarynsky, O., “Artificial Neural Networks for Wave Tracking, Retrieval and Prediction”, *Pacific Oceanography*. Vol. 3, pp. 21–30, 2005.
- [14] Cimen, M., Kisi, O. “Comparison of Two Different Data-Driven Techniques in Modeling Lake Level Fluctuations in Turkey”, *Journal of Hydrology*, Vol. 378, pp. 253–262, 2009.
- [15] Röske, F., “Sea Level Forecasts using Neural Networks”, *Deutsche Hydrografische Zeitschrift*, Vol. 49, No. 1, pp. 71–99, 1997.
- [16] Chang, H. K. and Lin, L. C. H., “Multi-Point Tidal Prediction using Artificial Neural Network with Tide-Generating Forces”, *Journal of Coastal Engineering*, Vol. 53, pp. 857–864, 2006.
- [17] Makarynsky, O., Pires-Silva, A. A., Makarynska, D. and Ventura-Soares, C., “Artificial neural networks in wave predictions at the west coast of Portugal”, *Computers and Geosciences*. Vol. 31, pp. 415–424, 2005.
- [18] Makarynsky, O. “Artificial Neural Networks in Wave Predictions at the West Coast of Portugal”, *Indian Journal of Marine Sciences*, Vol. 39, pp. 7–17, 2007.
- [19] Günaydin, K., “The Estimation of Monthly Mean Significant Wave Heights by using Artificial Neural Network and Regression Methods”, *Ocean Engineering*, Vol. 35, pp. 1406–1415, 2008.
- [20] Ultsch, A. and Röske, F., “Self-organizing Feature Maps Predicting Sea Levels”, *Inference Science*, Vol. 144, pp. 91–125, 2002.
- [21] Karimi, S., Kisi, O., Shiri, J. and Makarynsky, O., “Neuro-Fuzzy and Neural Network Techniques for Forecasting Sea Level in Darwin Harbor, Australia”, *Computers & Geosciences*. Vol. 52, pp. 50–59, 2013.
- [22] Shiri, J., Makarynsky, O., Kisi, O., Dierickx and W., Fakheri Fard, A., “Prediction of Short-Term Operational Sea Water Level using an Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System”, *ASCE Journal of Waterway, Port, Coastal and Ocean Engineering*. Vol. 137, pp. 344–355, 2011.
- [23] Yasserli, S. F., Bahai, H., Bazargan, H., Aminzadeh, A., “Prediction of Safe Sea-State using Finite Element Method and Artificial Neural Networks”, *Ocean Eng.* Vol. 37, pp. 200–207, 2010.
- [24] Ghorbani, M. A., Khatibi, R., Aytok, A., Makarynsky, O., Shiri, J., “Sea Water Level Forecast using Genetic Programming and Comparing the Performance with Artificial Neural Networks”, *Comput. Geosci.* Vol. 36, pp. 620–627, 2010.
- [25] Nourani, V., Komasi, M. and Mano, A., “A Multivariate ANN-wavelet Approach for Rainfall-