



"مقاله پژوهشی"

پیش‌بینی ارتفاع امواج ساحلی با استفاده از روش‌های هیبریدی - موجک هوش مصنوعی
(مطالعه موردی: بندر امیرآباد دریای خزر)

نیما افشین^۱، علیرضا عمادی^۲، رامین فضل‌اولی^۳ و سروین زمان‌زاد قویدل^۴

۱- دانشجوی دکتری سازه‌های آبی، پردیس دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری
۲- دانشیار گروه مهندسی آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، (نویسنده مسول: emadia355@yahoo.com)
۳- دانشیار گروه مهندسی آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری
۴- پژوهشگر پسادکتری، گروه آبیاری و آبادانی دانشگاه تهران (INSF)
تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۶/۲۶ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۹/۱۳
صفحه: ۲۷۳ تا ۲۸۶

چکیده ميسو

مقدمه و هدف: امروزه با توجه به تغییرات اقلیمی و تأثیر آن بر وضعیت امواج دریا و خطرات ناشی از شدت آن، ارزیابی و برآورد ارتفاع موج شاخص در دریاها از اهمیت بسیار بالایی برخوردار است. پیش‌بینی ارتفاع موج شاخص در بندر امیرآباد با به کارگیری ترکیبی از متغیرهای معرف خصوصیات امواج و هواشناسی، توسعه مدل‌های هوش مصنوعی و اغتشاش‌زدایی داده‌ها با به کارگیری تئوری موجک و نهایتاً استخراج روابط ریاضی حاکم بر اصول مهندسی دریا- هواشناسی جهت تخمین ارتفاع موج از اهداف و نوآوری‌های منحصر به فرد در این مطالعه، می‌باشد.

مواد و روش‌ها: در این تحقیق، ارتفاع امواج در بندر امیرآباد دریای خزر، با استفاده از روش‌های منفرد و هیبریدی-موجک هوش مصنوعی، از جمله شبکه عصبی مصنوعی (ANN, WANN) پرسپترون چند لایه با الگوریتم آموزشی لوبز-مارگارت، سامانه استنتاجی فازی- عصبی تطبیقی (ANFIS, WANFIS) و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP, WGEP) در گام‌های زمانی بدون تأخیر، تأخیر زمانی ۳ و ۶ ساعته، برآورد شده است. بدین منظور، از داده‌های امواج و هواشناسی با مقیاس ساعتی در سال ۲۰۱۸ میلادی، استفاده شده است.

یافته‌ها: نتایج حاکی از این است که حذف اغتشاش توسط آنالیز موجک توانایی ارتقاء عملکرد در همه مدل‌ها را دارد. همچنین، در این پژوهش مدل‌های هیبریدی- موجک نتایج بهتری را نسبت به مدل‌های منفرد ارائه داده‌اند. در میان تمامی مدل‌ها برای همه گام‌های زمانی، مدل WGEP بهترین مدل و ANN ضعیف‌ترین مدل بوده است. از میان مدل‌های مورد بررسی در این تحقیق مدل WGEP درگام زمانی بدون تأخیر به ترتیب با ضریب همبستگی و کارایی ۰/۹۶۰ و ۰/۹۸۰ و ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین قدرمطلق خطا ۰/۰۲۷ و ۰/۰۷۸ متر، مناسب‌ترین مدل بوده است. همچنین مدل ANN منفرد در گام زمانی با تأخیر ۶ ساعته کمترین مقدار ضریب همبستگی و کارایی و بیشترین مقدار ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین قدرمطلق خطا به ترتیب به‌میزان ۰/۵۰۹، ۰/۶۰۷، ۰/۱۸۱ و ۰/۲۸۶ را داشته است.

نتیجه‌گیری: نتایج سه روش منفرد و هیبرید-موجک به کار گرفته شده، می‌تواند برای برآورد ارتفاع موج شاخص در بندر امیرآباد قابل قبول باشد. همچنین، اغتشاش‌زدایی داده‌های مشاهداتی بسیاری از خطاهای اندازه‌گیری را کاهش داده و باعث افزایش عملکرد مدل‌های هوش مصنوعی می‌گردد. این مطالعه تأثیر بسزایی در مدیریت بحران و سواحل داشته و می‌تواند الگویی راهبردی برای مدیران و سیاست‌گذاران و محققان جهت تحقیقات آتی باشد.

واژه‌های کلیدی: ارتفاع موج شاخص، بندر امیرآباد، پیش‌بینی، موجک، هوش مصنوعی

مقدمه

می‌باشند (۱۲). به دلیل مزایای ابزارهای هوش مصنوعی، استفاده از این روش‌ها در حل بسیاری از مسایل مرتبط با مهندسی دریا گسترش یافته است. از جمله ویژگی‌های عمده این روش‌ها می‌توان به سرعت بالای اجرای آن‌ها در مقایسه با مدل‌های ریاضی و عددی، کارکرد آسان‌تر، امکان تلفیق مدل‌های نرم با یکدیگر و ساخت مدل‌های پیچیده‌تر و یا حتی ترکیب نتایج آن‌ها با مدل‌های عددی اشاره نمود (۱۰، ۱۷، ۱۹). از جمله مطالعات انجام شده در این زمینه می‌توان به مطالعات زیر اشاره کرد. جین و همکاران (۱۴) با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، مدل درختی و الگوریتم ژنتیک^۳ به تخمین پارامترهای امواج در اقیانوس هند پرداختند. نتایج به دست آمده از مطالعات آن‌ها نشان‌دهنده دقت بالای روش‌های هوش مصنوعی در تخمین پارامترهای امواج در اقیانوس هند می‌باشد. مقادیر ضریب همبستگی برای روش‌های مذکور با تأخیر زمانی ۲۴ ساعته به ترتیب ۰/۸۱۳، ۰/۸۰۶ و ۰/۸۱۱ به دست آمد. ازگر (۲۱) به منظور پیش‌بینی ارتفاع موج شاخص از روش‌های منطق فازی و شبکه عصبی مصنوعی و ترکیب موجک-منطق فازی برای مدل‌سازی سری زمانی ارتفاع موج شاخص استفاده کرد. نتایج مطالعه ایشان نشان می‌دهد که روش موجک-منطق فازی^۵ (WFIS) با

یکی از پارامترهای اساسی در طراحی و محافظت از سازه‌های دریایی، سکوه‌های نفتی و موج‌شکن‌ها مشخصه‌های امواج دریا است. امروزه ضروری است که به‌منظور حفاظت از جان دریانوردان، صیادان و گردشگران، ارتفاع امواج دریا را پیش‌بینی کرد (۲۳). تأثیر امواج بر فعالیت‌های مرتبط با محیط دریا از قبیل ساخت و نگهداری سازه‌های ساحلی و فرا ساحلی، کشتیرانی و حمل و نقل دریایی، حفاظت از سواحل و حفظ محیط‌زیست موجب شده است تا روش‌های گوناگونی برای تعیین مشخصه‌های موج توسط محققین ارائه شود. در همین راستا در دهه‌های گذشته، مدل‌ها و روش‌های متعددی برای پیش‌بینی پارامترهای امواج و مدل‌سازی امواج دریا توسعه یافته است که در میان آن‌ها می‌توان به روش‌های تجربی و روش‌های طیفی عددی و ابزار هوش مصنوعی اشاره کرد (۳، ۲۲). روش‌های هوش مصنوعی به‌عنوان یک ابزار جدید، ارتفاع موج شاخص را بر اساس پارامترهای متفاوتی مانند سرعت باد، جهت باد، طول موج‌گاه، مدت تداوم باد و دمای آب و غیره محاسبه می‌کند. شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱ (ANN)، سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی^۲ (ANFIS)، برنامه‌ریزی بیان ژن^۳ (GEP) از این نوع

1- Artificial Neural Networks
3- Gene-Expression Programming

2- Adaptive-Network-based Fuzzy Inference Systems
4- Genetic algorithm
5- Wavelet-fuzzy logic

استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی جهت پیش‌بینی کوتاه مدت ساعتی و حداکثر ۴۸ ساعته امواج در بندر انزلی پرداختند. بر اساس نتایج مقادیر ضریب همبستگی و میانگین مربعات خطا برای مقیاس ساعتی به‌ترتیب ۰/۹۵۱ و ۰/۰۶۹ به دست آمد. نتایج مطالعات ایشان قابلیت عملکرد مدل‌های هوش مصنوعی را در تخمین ارتفاع موج شاخص را نشان دادند. زیر (۲۶) با به کارگیری روش شبکه عصبی مصنوعی به پیش‌بینی ارتفاع امواج ۳، ۶، ۱۲ و ۲۴ ساعته در دریای سرخ پرداخت. نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی توانایی بالایی در پیش‌بینی ارتفاع امواج ساعته ۱۲ با مقدار ضریب همبستگی بالای ۰/۹۰۰ دارد.

در نتیجه، مطالعات پیشین حاکی از توانایی به کارگیری روش‌های هوش مصنوعی در تخمین ارتفاع موج شاخص بر اساس متغیرهای مختلف و گام‌های زمانی متفاوت می‌باشد. هدف اصلی در این مطالعه ۱- پیش‌بینی ارتفاع موج شاخص با به کارگیری ترکیبی از متغیرهای معرف خصوصیات امواج و هواشناسی ۲- توسعه مدل‌های منفرد هوش مصنوعی از جمله شبکه عصبی مصنوعی، سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی و برنامه‌ریزی بیان ژن و مدل‌های هیبرید مدل‌های مذکور با تئوری موجک برای پیش‌بینی ارتفاع امواج شاخص با گام‌های زمانی مختلف در بندر امیرآباد واقع در دریای خزر که یکی از بندرهای مهم کشورمان می‌باشد. ۳- اغتشاش‌زدایی داده‌های امواج و هواشناسی با به کارگیری تئوری موجک، و نهایتاً استخراج روابط ریاضی حاکم بر اصول مهندسی دریا- هواشناسی جهت تخمین ارتفاع موج. موارد مذکور را می‌توان از اهداف و نوآوری‌های منحصر به فرد این مطالعه دانست که در مطالعات پیشین به ندرت انجام گرفته است.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه و داده‌ها

در این مطالعه، بندر امیرآباد، با توجه به نقش تأثیرگذار در شرایط اجتماعی، اقتصادی و سیاسی منطقه و کشور به‌عنوان منطقه مورد مطالعه انتخاب شده است. شکل ۱ موقعیت جغرافیایی بندر امیرآباد را نشان می‌دهد. اطلاعات و داده‌های آماری مربوط به مشخصات امواج و متغیرهای هواشناسی ثبت شده در سال ۲۰۱۸ میلادی با مقیاس ساعتی از سازمان بنادر و دریانوردی اخذ شد. بعد از تکمیل و تصحیح داده‌های مذکور مشخصات آماری محاسبه گردید که در جدول ۱ آورده شده است. متغیرهای سرعت باد و ارتفاع حداکثر موج به‌ترتیب با مقادیر ۰/۶۹ و ۰/۶۶ دارای بیشترین ضریب تغییرات در میان متغیرهای مربوط به امواج و هواشناسی است. حداقل، حداکثر و میانگین ارتفاع موج شاخص در بند امیرآباد به‌ترتیب با مقادیر ۰/۰۱، ۴/۳۵ و ۰/۶۶ متر برابر است.

مقدار ضریب کارایی ۰/۹۷۴ و ۰/۷۴۵ در تأخیرهای زمانی ۳ و ۴۸ ساعته بهتر از مدل‌های دیگر است. دکا و پرالدا (۸) مدل ترکیبی موجک- شبکه عصبی مصنوعی را به‌منظور پیش‌بینی سری زمانی ارتفاع موج شاخص برای گام‌های زمانی مختلف تا ۴۸ ساعت در دو ایستگاه مختلف واقع در اقیانوس هند و شمال اقیانوس آرام، به کار بردند و نتایج قابل قبولی را با مقادیر ضریب کارایی ۰/۹۳۰، ۰/۸۵۹، ۰/۷۰۷، ۰/۵۰۰ و ۰/۰۸۶ در سطح ۲ به‌ترتیب برای تأخیرهای زمانی ۳، ۶، ۱۲، ۲۴ و ۴۸ ساعته، گزارش داده‌اند. نیتسور و همکاران (۲۰) با استفاده از روش برنامه‌ریزی ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی ارتفاع امواج را در گام‌های زمانی مختلف ۱۲ و ۲۴ ساعته در دو ایستگاه واقع در آمریکای شمالی و سواحل هندوستان مدل کردند. ایشان نتایج رضایت‌بخشی را خصوصاً در تخمین ارتفاع امواج پیک با مقدار ضریب همبستگی بالای ۰/۶۰۰ گزارش کرده‌اند. دیکسیت و همکاران (۹) از روش ترکیبی موجک- شبکه عصبی برای حذف اغتشاش‌های ایجاد شده در پیش‌بینی ارتفاع موج شاخص در سه ایستگاه استفاده کردند. در این مطالعه، از تبدیل موجک گسسته به‌منظور تجزیه سری‌های زمانی موج به چندین سطح استفاده شده است. در روش ترکیبی-موجک شبکه عصبی، بیشترین و کمترین مقدار ضریب کارایی در سه ایستگاه مورد مطالعه با تأخیر زمانی ۱۲ ساعته به ترتیب ۰/۹۳۰ و ۰/۸۵۰ بود. نتایج این مدل نشان می‌دهد که اغتشاش‌های ایجاد شده در پیش‌بینی مدل، با استفاده از مدل ترکیبی موجک- شبکه عصبی به‌طور کامل از بین می‌رود. مافی و امیرنیا (۱۶) از سه روش هوش مصنوعی شامل ماشین بردار پشتیبان^۱ (SVM)، جنگل تصادفی^۲ (RF) و شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی ارتفاع امواج در خلیج مکزیک استفاده نمودند. بر اساس نتایج مقادیر ضریب همبستگی و مجذور میانگین مربعات خطا برای سه روش مذکور و تأخیر زمانی سه ساعته ۰/۹۷۶، ۰/۹۸۱، ۰/۹۸۱ و ۰/۸۸۱، ۰/۴۲۸، ۰/۴۰۲، ۰/۴۲۷ به دست آمد. ایهینگا و همکاران (۱) ارتفاع موج در خلیج بنگال را با استفاده از داده‌های باد و موج و به کارگیری روش‌های شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی نمودند. روش‌های مورد استفاده در مطالعه ایشان، شبکه عصبی پیشخور، شبکه عصبی بازگشتی و الگوریتم‌های لونیگ-مارکورات، گرادیان نزولی و بایزین رگیولاریزیشن^۳ می‌باشند. الگوریتم بایزین رگیولاریزیشن^۳ با دقت بالاتری امواج دریا را پیش‌بینی کرده است. مقادیر ضریب همبستگی و میانگین مربعات خطا به‌ترتیب برای شبکه عصبی پیشخور و بازگشتی با الگوریتم بایزین رگیولاریزیشن مقادیر ۰/۸۸۰، ۰/۸۸۱ و ۰/۱۳۳، ۰/۱۳۲ به دست آمده است. اکبری فرد و رادمنش (۲) به ارزیابی مدل‌های هوشمند مانند شبکه عصبی پرسپترون چند لایه^۴ (MLP)، شبکه عصبی با توابع پایه شعاعی^۵ (RBF) و سیستم

1- Support Vector Machines
4-Bayesian regularization algorithm

2- Random Forest
5- Multilayer Perceptron

3- Bayesian Regularization
6- Radial Basis Functions



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی بندر امیرآباد
Figure 1. Geographical location of Amirabad port

جدول ۱- متغیرهای هواشناسی و امواج در بندر امیرآباد (۲۰۱۸)

Table 1. Meteorological variables and waves in Amirabad port (2018)

مشخصات	امواج		هواشناسی		
	ارتفاع موج شاخص (m)	تناوب موج (ثانیه/s)	ارتفاع حداکثر موج (m)	سرعت تندیاب (متر بر ثانیه m/s)	سرعت باد (متر بر ثانیه m/s)
حداقل	۰/۰۱	۱/۷۷	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰
حداکثر	۴/۲۵	۶/۵۵	۴/۷۱	۱۸/۳۰	۱۳/۴۶
میانگین	۰/۶۶	۳/۳۶	۰/۸۷	۳/۸۲	۲/۷۸
انحراف معیار	۰/۴۰	۰/۷۵	۰/۵۷	۲/۵۳	۱/۹۲
ضریب تغییرات	۰/۶۱	۰/۲۲	۰/۶۶	۰/۶۶	۰/۶۹

را به دو یا سه بخش قسمت می‌کنند. یک مجموعه برای آموزش، یک مجموعه برای آزمایش و در صورت لزوم جهت اطمینان از عملکرد آزمون، بخش سوم برای صحت‌سنجی. مجموعه‌ای آموزشی شامل نمونه‌هایی برای یادگیری است که وزن‌ها را متناسب می‌کنند. مجموعه‌ای آزمایش‌کننده (تست) شامل نمونه‌هایی است که عملکرد تعمیم‌دهی را مورد ارزیابی قرار می‌دهد و اگر نتیجه آزمایش مطلوب نباشد، آموزش ادامه خواهد یافت. اگر نتایج بدست آمده از آزمایش‌ها قابل قبول باشند، مدل با مجموعه‌های صحت‌سنجی بررسی می‌شود (۱۳،۲۵). در این مطالعه از الگوریتم لونیبرگ-مارگارت جهت آموزش مدل استفاده شده است. از مزایا و دلایل به کارگیری روش شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم آموزشی لونیبرگ-مارگارت در این مطالعه می‌توان به این نکته اشاره کرد که الگوریتم مذکور جهت رسیدن به سرعت آموزشی مرتبه دوم بدون محاسبه ماتریس هسین طراحی شده است. ماتریس ژاکوبین به کارگرفته شده در ساختار این الگوریتم می‌تواند از طریق روش انتشار برگشتی استاندارد محاسبه گردد که پیچیدگی کم‌تری نسبت به محاسبه ماتریس هسین داشته و همچنین سریعتر و دقیق‌تر است.

سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی

سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی ANFIS ابزاری جهانی جهت تخمین توابع پیوسته حقیقی در دامنه‌ای محدود می‌باشد، که به ازای هر درجه‌ای از صحت قابل استفاده است. همچنین سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی، از جمله روش‌هایی است که در تحلیل پدیده‌های غیرخطی و بررسی رابطه بین ورودی-خروجی در سیستم‌های چند پارامتری، به کار برده می‌شود (۱۹). روش دسته‌بندی تفریقی شکل توسعه

تئوری موجک^۱

تئوری تبدیل موجک اولین بار در سال ۱۹۸۰ به‌عنوان یک ابزار آنالیز سیگنال‌ها معرفی شد. این تبدیل، برای غلبه بر ضعف تبدیل فوریه ابداع شد که یکی از مزیت‌های اصلی این تبدیل به‌شمار می‌رود. در روش فوریه موج‌های پایه، موج‌های سینوسی و کسینوسی (هارمونیک) هستند، در حالی که محتوای فرکانسی هر فرکانس فقط یک نقطه است. همچنین روش تبدیل فوریه فقط محتوای فرکانس هر موج را مشخص می‌کند و زمان وقوع هر فرکانس در موج اصلی را نشان نمی‌دهد که این معایب با به‌کارگیری تبدیل موجک برطرف می‌گردد. تبدیل موجک عملگری است که یک تابع را به مجموعه‌ای از تبدیل موجک مادر اصلاح شده تبدیل می‌کند که این تبدیل موجک‌های اصلاح شده همان تبدیل موجک دختر هستند (۷، ۹). به طور کلی تجزیه داده‌ها به زیر سری‌های اصلی و فرعی و توانایی اغتشاش‌زدایی از داده‌هایی که دارای عدم قطعیت بالایی هستند از مزایای بسیار مهم تئوری موجک می‌باشد. این امر از دلایل مهم به کارگیری روش تئوری موجک جهت تخمین ارتفاع امواج شاخص در بند امیرآباد می‌باشد.

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی بر اساس ارتباطات داخلی بسیار گسترده، همانند سیستم عصبی و مغز انسان بنا نهاده شده‌اند. شبکه‌های عصبی مصنوعی جزء سیستم‌های دینامیکی می‌باشند که با پردازش داده‌های تجربی قانون نهفته در ورای اطلاعات را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. به‌همین خاطر آن‌ها را سیستم‌های هوشمند می‌نامند (۱۴،۱۸). در متدولوژی ANN غالباً مجموعه داده‌های موجود

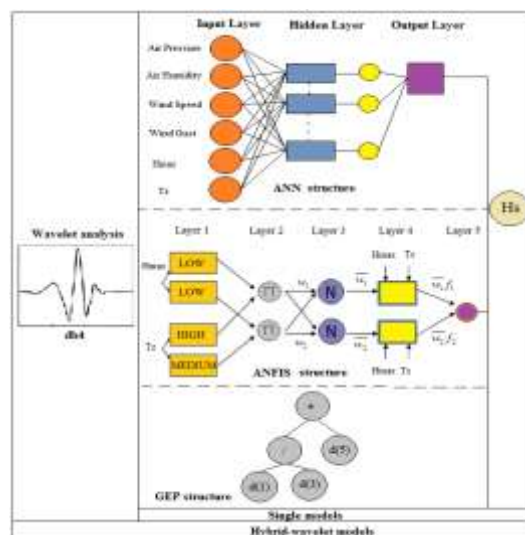
مناسب را ارائه می‌نمایند. از مهمترین ویژگی‌های روش برنامه‌ریزی بیان ژن این است که روش مذکور جدیدترین شیوه از بین روش‌های الگوریتم تکاملی می‌باشد که به دلیل دارا بودن دقت کافی از کاربرد بیشتری برخوردار است (۴،۱۱). همچنین توانایی روش برنامه‌ریزی بیان ژن در ارائه روابط ریاضی حاکم بر مسئله، این روش را نسبت به سایر روش‌های هوش مصنوعی منحصربه‌فرد ساخته و محققین این مطالعه را جهت به کارگیری از روش مذکور برای تخمین ارتفاع امواج شاخص دریای خزر ترغیب کرده است.

در این میان با ترکیب تئوری موجک با نظریه شبکه‌های عصبی مصنوعی، سامانه استنتاجی فازی عصبی تطبیقی، برنامه‌ریزی بیان ژن، می‌توان شبکه‌های تلفیقی به نام هیبرید شبکه عصبی-موجک، استنتاجی فازی عصبی-موجک و برنامه‌ریزی بیان ژن-موجک پیشنهاد نمود. از مهم‌ترین مزایا و دلایل انتخاب روش‌های هیبریدی-موجک، جهت تخمین ارتفاع امواج شاخص در دریای خزر می‌توان به این مورد اشاره کرد که چنین شبکه‌ای نیازمند متغیرهای ورودی کمی نسبت به مدل‌های منفرد است که این مدل‌های هیبرید جایگزین مناسبی برای مدل‌های منفرد خواهند بود (۵). همچنین با ترکیب روش‌های منفرد با روش تئوری موجک مزایای آن‌ها نیز در هم ادغام شده و عملکرد مدل‌ها ارتقاء می‌یابد. لازم به ذکر است که روش‌های مذکور هوش مصنوعی و تئوری موجک در محیط MATLAB کدنویسی شده است. در این پژوهش کارایی مدل‌های هوشمند هیبریدی-موجک شبکه عصبی مصنوعی، سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی و برنامه‌ریزی بیان ژن به منظور تخمین ارتفاع امواج شاخص در سواحل دریای خزر با استفاده از متغیرهای هواشناسی و امواج ارزیابی گردید.

یافته روش دسته‌بندی نقاط مرتفع می‌باشد. چپو (۶) روش اصلاح شده دسته‌بندی نقاط مرتفع را جهت کاهش پیچیدگی‌های محاسباتی روش قبلی پیشنهاد نمود. در این روش نقاط مربوط به داده‌ها با تعیین پتانسیل هر نقطه در فضای مورد نظر دسته‌بندی می‌گردند. تعداد دسته‌ها و مرکز هر دسته با استفاده از روش دسته‌بندی نقاط مرتفع تعیین می‌گردند. در این روش هر نقطه در فضا تعیین کننده مرکز دسته با توجه به چگالی و تراکم نقاط موجود در اطراف آن می‌باشد. نقطه با بیشترین پتانسیل به‌عنوان مرکز اولین دسته انتخاب می‌گردد. بعد از این که پتانسیل نقاط نزدیک به مرکز دسته اول از بین رفت، مرکز دسته بعدی با اصلاح پتانسیل نقاط برای از بین بردن اثر مرکز دسته قبلی تعیین می‌گردد (۱۹). از مهم‌ترین مزایا و دلایل انتخاب روش سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی جهت تخمین ارتفاع امواج شاخص این است که روش مذکور با ترکیب عملکرد دو روش شبکه عصبی مصنوعی و تئوری فازی، ویژگی‌ها و مزایای هر دو روش را دارا می‌باشد که این روش را نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی در اولویت بالاتری جای می‌دهد. در شکل ۲ متغیرهای ورودی و شماتیک از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی و برنامه‌ریزی بیان ژن به کار گرفته شده در تحقیق ارائه شده است.

برنامه‌ریزی بیان ژن

روش برنامه‌ریزی بیان ژن جزو روش‌های الگوریتم گردشی محسوب می‌شود که مبنای آن‌ها بر اساس نظریه تکمیل داروین است. این الگوریتم‌ها اقدام به تعریف یک تابع هدف در قالب معیارهای کیفی نموده و سپس تابع یاد شده را برای مقایسه جواب‌های مختلف حل مسئله در یک فرآیند گام به گام تصحیح ساختار داده‌ها به کار می‌گیرند و در نهایت جواب



شکل ۲- ساختار روش‌های به کار گرفته شده در تحقیق
Figure 2. Structure of used in research

در این پژوهش معنی‌دار بودن ارتباط همبستگی پیرسون آن‌ها با متغیر ارتفاع موج شاخص در سطح ۰/۰۵ بوده است. در نهایت، مدل‌های منفرد شبکه عصبی مصنوعی، سامانه

مراحل مدل‌سازی

در ابتدا، متغیرهای امواج و هواشناسی مؤثر بر ارتفاع موج شاخص بررسی و انتخاب شدند. معیار انتخاب متغیرهای مؤثر

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (H_{S_{io}} - H_{S_{ie}})^2} \quad (2)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |H_{S_{io}} - H_{S_{ie}}| \quad (3)$$

$$NSE = 1 - \frac{(H_{S_{ie}} - H_{S_{io}})^2}{(\overline{H_{S_{ie}}} - \overline{H_{S_{io}}})^2} \quad (4)$$

در روابط (۱) تا (۴)، $H_{S_{io}}$ و $H_{S_{ie}}$ به ترتیب نشان‌دهنده مقادیر ارتفاع موج شاخص مشاهداتی و برآوری و n تعداد کل مشاهدات است. $\overline{H_{S_e}}$ و $\overline{H_{S_o}}$ به ترتیب میانگین مقادیر ارتفاع موج شاخص مشاهداتی و برآوری می‌باشد. با توجه به معیارهای مذکور بهترین مدل، مدلی خواهد بود که مقدارهای چهار معیار برای آن به ترتیب نزدیک به، یک، صفر، صفر و یک باشد (۱۹). در این مطالعه، ۷۰٪ داده‌ها جهت آموزش و ۳۰٪ آن‌ها جهت آزمایش به کارگرفته شده است.

استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی، برنامه‌ریزی بیان ژن و هیبرید-موجک مدل‌های مذکور با گام‌های زمانی مختلف و بر اساس ویژگی‌های منحصر به فرد در ساختار هر مدل، جهت تخمین ارتفاع موج شاخص در بندر امیرآباد، اجرا شدند. نتایج مقدار ضریب همبستگی پیرسون متغیرهای منتخب در جدول ۲ ارائه شده است.

شاخص ارزیابی مدل‌ها

به منظور ارزیابی مدل‌ها، از شاخص‌های آماری ضریب همبستگی (R)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین خطای مطلق (MAE) و ضریب کارایی یا نش (NSE) مطابق روابط (۱) تا (۴) استفاده شده است.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (H_{S_{io}} - \overline{H_{S_o}})(H_{S_{ie}} - \overline{H_{S_e}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (H_{S_{io}} - \overline{H_{S_o}})^2 \sum_{i=1}^N (H_{S_{ie}} - \overline{H_{S_e}})^2}} \quad (1)$$

جدول ۲- نتایج مقدار ضریب همبستگی پیرسون متغیرهای منتخب

Table 2. Results of the Pearson correlation coefficient values of selected variables

متغیرها	فشار هوا	رطوبت هوا	سرعت باد	سرعت تندباد	حداکثر ارتفاع موج	تناوب موج	ارتفاع موج شاخص
فشار هوا	۱	-۰/۰۴۹**	۰/۰۸۰**	۰/۱۱۳**	-۰/۲۳۳**	۰/۲۳۹**	-۰/۲۰۸**
رطوبت هوا		۱	۰/۱۷۷**	۰/۱۶۲**	-۰/۱۳۹**	۰/۰۷۶**	-۰/۳۴۰**
سرعت باد			۱	۰/۹۸۵**	-۰/۵۹۴**	۰/۱۴۸**	۰/۶۳۳**
سرعت تندباد				۱	-۰/۶۱۳**	۰/۱۷۷**	۰/۶۵۱**
حداکثر ارتفاع موج					۱	۰/۷۶۰**	۰/۹۷۴**
تناوب موج						۱	۰/۷۱۵**
ارتفاع موج شاخص							۱

نتایج و بحث

آنالیز موجک

موج شاخص برای سری داده‌های اصلی A1 و فرعی D1 به ترتیب (۲/۸۹، ۰/۱۳) و (۲/۰۸، -۲/۱۴) بدست آمده است. شکل ۳ سری زمانی داده‌های ارتفاع موج شاخص و مقادیر آنالیز موجک برای سری داده‌های اصلی A1 و فرعی D1 را نشان می‌دهد. مجموع داده‌های زیرسری اصلی و فرعی ارتفاع موج شاخص، برابر است با مقادیر مشاهداتی پارامتر مذکور. زیرسری داده‌های فرعی به نام "اغتشاش" شناخته می‌شود. از خصوصیات سری داده‌های اصلی و فرعی به ترتیب می‌توان به دوره بازگشت بالا (طول موج پایین) و دوره بازگشت پایین (طول موج بالا) اشاره کرد. این ویژگی به وضوح در نمودارهای شکل ۳ نشان داده شده است.

آنالیز موجک توانایی تجزیه داده‌ها را به زیرسری‌های اصلی و فرعی دارد. هدف از این کار، جداسازی زیرسری‌های فرعی از اصلی و یا به عبارت دیگر اغتشاش‌زدایی داده‌ها می‌باشد. زیرا اجزای فرعی داده‌ها منجر به ایجاد اغتشاش و یا خطا در مدل‌سازی گشته و عملکرد مدل‌های داده‌کاوی را کاهش می‌دهد. جدول ۳ نتایج آنالیز موجک به تفکیک زیرسری‌های اصلی (A1) و فرعی (D1) را برای متغیرهای به کارگرفته شده، نشان می‌دهد. با توجه به نتایج مندرج در جدول ۳، به عنوان نمونه، مقادیر کمینه و بیشینه متغیر ارتفاع

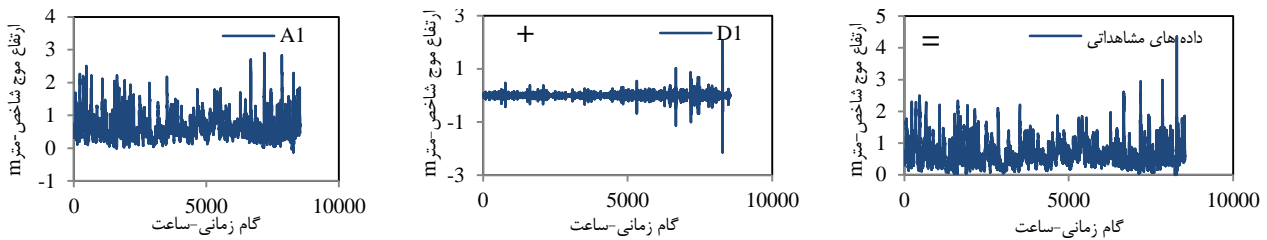
جدول ۳- نتایج تجزیه موجک

Table 3. Results of wavelet analysis

	هواشناسی				امواج		مشخصات	تجزیه موجک
	فشار هوا	رطوبت هوا	سرعت باد	سرعت تندباد	حداکثر ارتفاع موج	تناوب موج		
A1	۹۹۸/۶۵	۲۸/۹۸	-۰/۸۸	-۱/۰۹	-۰/۰۴	۱/۷۵	-۰/۱۳	حداقل
	۱۰۴۰/۸۸	۱۰۹/۹۵	۱۲/۸۱	۱۶/۱۰	۴/۳۸	۶/۷۲	۲/۸۹	حداکثر
D1	-۱۵/۶۴	-۲۰/۵۷	-۴/۳۳	-۵/۶۱	-۱/۸۱	-۱/۶۸	-۲/۱۴	حداقل
	۱۳/۹۳	۲۱/۰۷	۵/۰۳	۶/۶۷	۱/۶۴	۱/۵۳	۲/۰۸	حداکثر

1- Correlation Coefficient
3- Mean Absolute Error

2- Root Mean Square Error
4-Nash-Sutcliffe Model Efficiency Coefficient



شکل ۳- سری زمانی مقادیر ارتفاع موج شاخص و مقادیر آنالیز موجک برای سری داده‌های اصلی A1 و فرعی D1
Figure 3. Time series of significant wave height values and wavelet analysis values for the main data series A1 and sub-data D1

شبکه عصبی در گام‌های زمانی مذکور، تانژانت سیگموئید به دست آمد. در روش منفرد و هیبریدی-موجک سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی برای گام‌های زمانی بدون تأخیر، تأخیر زمانی ۳ و ۶ ساعته، شعاع دسته بر اساس روش سعی و خطا به ترتیب ۰/۲۷، ۰/۳۲ و ۰/۳۰ به دست آمده است. شعاع دسته بهینه در اکثر مطالعات بین ۰/۲ تا ۰/۶ گزارش شده است. شعاع دسته بدست آمده در این مطالعه نیز با نتایج مطالعات منتصری و همکاران (۱۹) مطابقت دارد. نتایج و مشخصات مدل‌های به‌کار گرفته شده منفرد ANN، ANFIS و GEP و همچنین هیبریدی-موجک WANN، WANFIS و WGEP به همراه مقادیر R، RMSE، MAE و NSE به ترتیب در جداول ۴ و ۵ آورده شده است.

مدل‌های منفرد و هیبریدی-موجک

برای پیش‌بینی ارتفاع موج شاخص با گام‌های زمانی مختلف در بندر امیرآباد از سه مدل منفرد شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم لوبز-مارگارت، سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی مبتنی بر روش دسته‌بندی تفریقی و برنامه‌ریزی بیان ژن و سه مدل هیبریدی-موجک استفاده شد. در مدل‌های منفرد و هیبریدی-موجک شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین ارتفاع موج شاخص با مقیاس ساعتی و گام‌های زمانی مختلف شامل بدون تأخیر، تأخیر زمانی ۳ و ۶ ساعته، تعداد نرون در لایه پنهان به ترتیب ۳، ۴ و ۳ است. برای تعیین مدل بهینه تعداد نرون‌ها بین ۱ تا ۱۵ نرون با روش سعی و خطا انتخاب و تست گردید. همچنین نوع توابع محرک در لایه پنهان برای روش منفرد و هیبریدی-موجک

جدول ۴- نتایج و مشخصات شاخص‌های ارزیابی مدل‌های منفرد هوش مصنوعی

گام زمانی	مدل‌ها	شاخص‌های آماری			
		R	RMSE (متر (m))	MAE (متر (m))	NSE
بدون تأخیر	ANN (tansig-tansig-۳)	-/۰.۸۹۲	-/۰.۹۶۷	-/۰.۱۳۴	-/۰.۹۵۱
	ANFIS (۰/۲۷)	-/۰.۹۱۴	-/۰.۶۰	-/۰.۱۲۰	-/۰.۹۵۵
	GEP	-/۰.۹۱۹	-/۰.۵۵	-/۰.۱۱۶	-/۰.۹۶۰
با تأخیر زمانی ۳ ساعته	ANN (tansig-logsig-۴)	-/۰.۴۳۲	-/۰.۱۶۴	-/۰.۳۰۸	-/۰.۶۷۳
	ANFIS (۰/۳۲)	-/۰.۵۴۵	-/۰.۱۵۵	-/۰.۲۷۵	-/۰.۷۲۴
	GEP	-/۰.۶۱۵	-/۰.۱۳۷	-/۰.۲۵۳	-/۰.۷۷۷
با تأخیر زمانی ۶ ساعته	ANN (tansig-logsig-۳)	-/۰.۵۰۹	-/۰.۱۸۱	-/۰.۲۸۶	-/۰.۶۰۷
	ANFIS (۰/۳۰)	-/۰.۵۲۱	-/۰.۱۷۸	-/۰.۲۸۳	-/۰.۶۳۳
	GEP	-/۰.۵۳۴	-/۰.۱۷۲	-/۰.۲۷۹	-/۰.۶۴۴

جدول ۵- نتایج و مشخصات شاخص‌های ارزیابی مدل‌های هیبریدی- موجک هوش مصنوعی

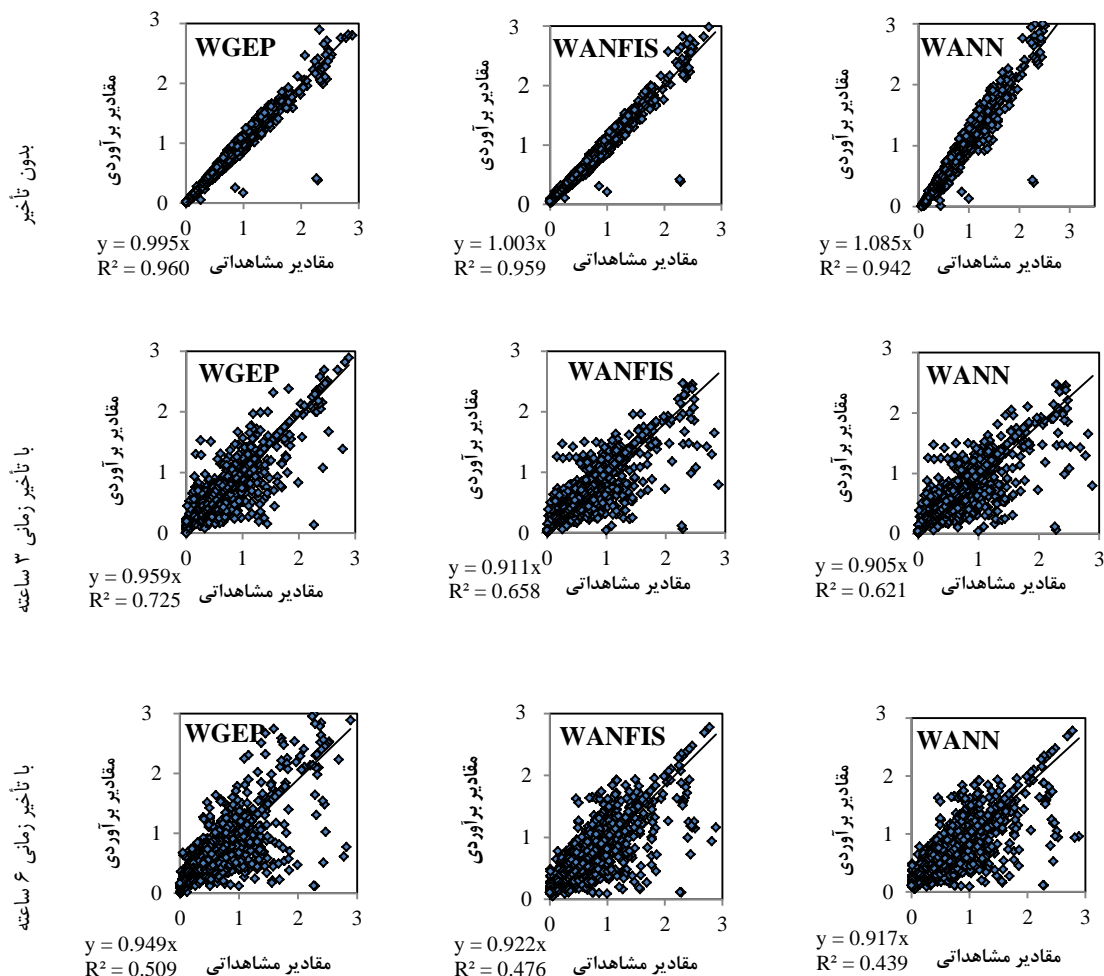
گام زمانی	مدل‌ها	شاخص‌های آماری			
		R	RMSE (متر (m))	MAE (متر (m))	NSE
بدون تأخیر	WANN (tansig-tansig-۳)	-/۰.۸۹۲	-/۰.۷۷	-/۰.۱۲۹	-/۰.۹۷۰
	WANFIS (۰/۳۶)	-/۰.۹۵۸	-/۰.۴۳	-/۰.۰۸۱	-/۰.۹۷۹
	WGEP	-/۰.۹۶۰	-/۰.۳۷	-/۰.۰۷۸	-/۰.۹۸۰
با تأخیر زمانی ۳ ساعته	WANN (tansig-logsig-۲)	-/۰.۶۸۲	-/۰.۱۲۷	-/۰.۲۲۲	-/۰.۷۸۸
	WANFIS (۰/۴۱)	-/۰.۷۱۰	-/۰.۱۱۶	-/۰.۲۱۲	-/۰.۸۱۱
	WGEP	-/۰.۷۵۲	-/۰.۱۱۳	-/۰.۱۹۶	-/۰.۸۵۱
با تأخیر زمانی ۶ ساعته	WANN (tansig-logsig-۲)	-/۰.۵۳۸	-/۰.۱۶۳	-/۰.۲۶۷	-/۰.۶۶۳
	WANFIS (۰/۳۱)	-/۰.۵۵۶	-/۰.۱۵۷	-/۰.۲۵۸	-/۰.۶۹۰
	WGEP	-/۰.۵۶۷	-/۰.۱۵۳	-/۰.۲۶۲	-/۰.۷۱۳

سامانه استنتاجی فازی-عصبی-موجک و برنامه‌ریزی بیان ژن-موجک علاوه بر مزایای هر یک از مدل‌های منفرد، ویژگی‌های آنالیز موجک (اغتشاش‌زدایی) را نیز شامل می‌شود. در میان تمامی مدل‌ها برای همه گام‌های زمانی،

در این پژوهش، مدل‌های هیبریدی-موجکی نتایج بهتری را نسبت به مدل‌های منفرد ارائه داده‌اند. دلیل این رخداد را می‌توان در ساختار ترکیبی روش‌های هیبریدی جستجو کرد. چرا که مدل‌های هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی-موجک،

عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌های منفرد داشته است، هرچند که مدل مذکور نسبت به مدل‌های هیبریدی نتایج ضعیف‌تری را ارائه داده است. دلیل ضعف نسبی نتایج مدل GEP نسبت به مدل‌های هیبریدی را می‌توان در اغتشاش موجود در داده‌ها دانست. در شکل ۴ مقادیر مشاهداتی و برآوردی ارتفاع موج شاخص با گام‌های زمانی مختلف بدون تأخیر، تأخیر زمانی ۳ و ۶ ساعته، با استفاده از مدل‌های هیبریدی-موجک نشان داده شده است.

مدل WGEP به دلیل ساختار کروموزومی، توانایی تولید نسل و اغتشاش‌زدایی داده‌های به کار گرفته شده به عنوان بهترین مدل و ANN به عنوان ضعیف‌ترین مدل بوده است. در این مطالعه، عنوان "عملکرد برتر یا ضعیف" در مدل‌ها واژه‌ای نسبی می‌باشد. یعنی مدل ANN نسبت به مدل WGEP عملکرد ضعیف‌تری دارد، در حالی که عملکرد آن جهت تخمین ارتفاع امواج شاخص قابل قبول می‌باشد. در میان مدل‌های منفرد، مدل GEP برای همه گام‌های زمانی



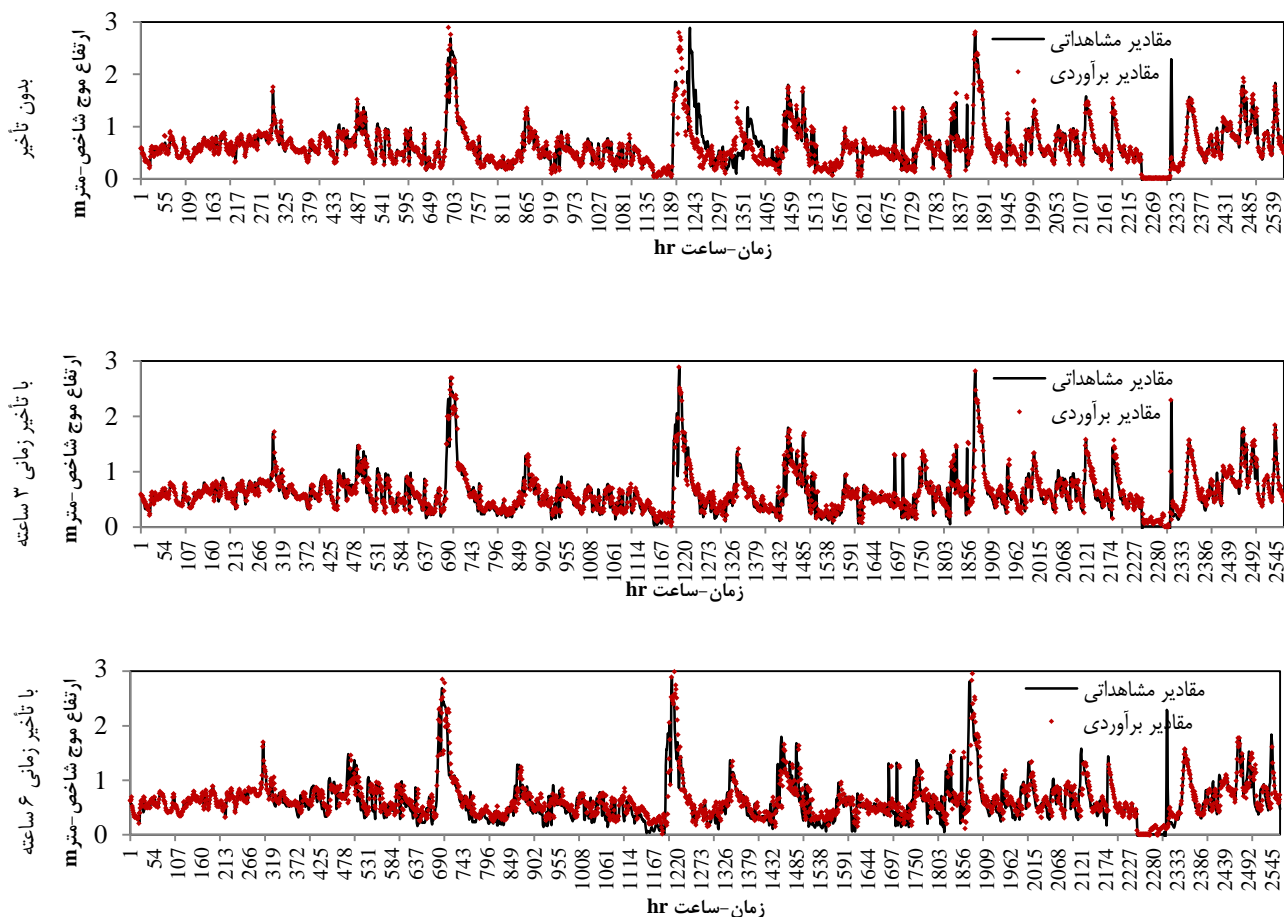
شکل ۴- مقادیر مشاهداتی و برآوردی ارتفاع موج شاخص با گام‌های زمانی مختلف با استفاده از مدل‌های هیبریدی-موجک
Figure 4. Observed and estimated values of significant wave height with different time lags using hybrid-wavelet models

ANN منفرد در گام زمانی با تأخیر ۶ ساعته می‌باشد. دلیل نتایج حاصل برای شاخص‌های ارزیابی در گام‌های زمانی بدون تأخیر و با تأخیر ۶ ساعته را می‌توان در نزدیک بودن فاصله زمانی رخداد پدیده دانست. بنابراین، عملکرد مدل‌ها با فاصله زمانی اندک نسبت به رخداد پدیده بالاتر می‌باشد. همچنین، با توجه به ابعاد شاخص‌های ارزیابی RMSE و MAE که بر حسب متر می‌باشند، مقادیر بدست آمده بر

بالاترین مقدار ضریب همبستگی و ضریب کارایی نش-ساتکلیف مربوط به گام زمانی بدون تأخیر و مدل WGEP بوده و مقادیر آن به ترتیب ۰/۹۶۰ و ۰/۹۸۰ به دست آمد. همچنین، شاخص‌های ارزیابی RMSE و MAE در مدل مذکور دارای کمترین مقدار به ترتیب با مقادیر ۰/۰۳۷ و ۰/۰۷۸ متر می‌باشد. لازم به ذکر است، کمترین مقدار R و بیشترین مقدار RMSE و MAE مربوط به مدل

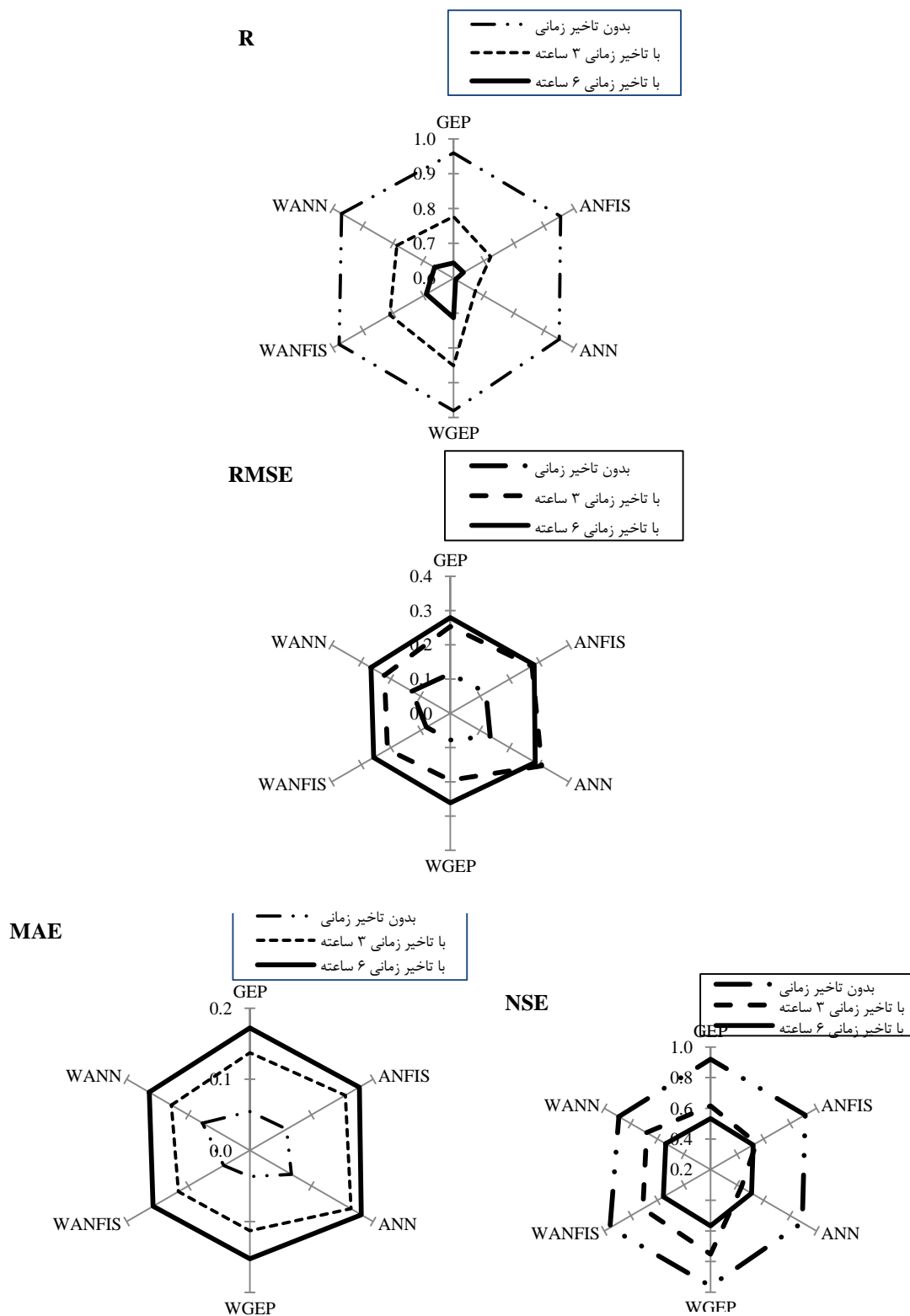
با استفاده از مدل هیبرید موجک- برنامه‌ریزی بیان ژن با گام‌های زمانی مختلف، نشان داده شده است. این شکل نشان می‌دهد که در مدل هیبرید موجک- برنامه‌ریزی بیان ژن با تأخیر زمانی ۶ ساعته، مقادیر تخمینی ارتفاع امواج شاخص حداکثر در بسیاری از موارد بالاتر از مقادیر مشاهداتی می‌باشد. همچنین، شکل ۶ مقایسه نتایج حاصل از مدل‌های منفرد و هیبرید-موجک تخمینی با گام‌های زمانی مختلف در بندر امیرآباد را نشان می‌دهد. با توجه به شکل ۶ مشاهده می‌گردد که عملکرد میان گام‌های زمانی مختلف در روش شبکه عصبی مصنوعی و برنامه‌ریزی بیان ژن-موجک به ترتیب دارای بیشترین و کم‌ترین مقدار اختلاف می‌باشند.

اساس بازه تغییرات حداقل و حداکثری ارتفاع امواج شاخص (۴/۳۴ متر) سنجیده می‌شود، که حاکی از عملکرد بسیار مناسب مدل‌ها می‌باشد. از طرف دیگر شاخص‌های ارزیابی R و NSE در بازه ۰ تا ۱ متغیر بوده و هر چه به مقدار واحد نزدیک باشد، حاکی از عملکرد بالاتر مدل می‌باشد. با توجه به عملکرد بهینه مدل WGENP، درصد بهبود عملکرد این مدل در گام زمانی بدون تأخیر، تأخیر زمانی ۳ و ۶ ساعته، نسبت به مدل GEP بر مبنای مقادیر RMSE، به ترتیب ۳۲/۷۳، ۱۷/۵۲ و ۱۱/۰۵ درصد و همچنین درصد بهبود عملکرد مدل WGENP نسبت به WANN (که رتبه سوم عملکرد را دارد)، به ترتیب ۵۱/۹۵، ۱۱/۰۲ و ۶/۱۳ درصد، می‌باشد. در شکل ۵ سری زمانی مقادیر مشاهداتی و برآوردی ارتفاع موج شاخص



شکل ۵- سری زمانی مقادیر مشاهداتی و برآوردی ارتفاع موج شاخص با استفاده از مدل هیبرید موجک- برنامه‌ریزی بیان ژن با گام‌های زمانی مختلف

Figure 5. Time series of observed and estimated values of significant wave height using hybrid wavelet-gene expression programming model with different time lags



شکل ۶- مقایسه شاخص‌های ارزیابی مدل‌های منفرد و هیبرید-موجک هوش مصنوعی

Figure 6. Comparison of evaluation indicators of single and hybrid-wavelet artificial intelligence models

در زمان و مکان‌های مختلف می‌باشد. در جدول ۶ نتایج معادلات ریاضی مستخرج از مدل‌های بهینه برنامه‌ریزی بیان

یکی از ویژگی‌های منحصر به فرد برنامه‌ریزی بیان ژن ارائه رابطه ریاضی کاربردی جهت استفاده از نتایج مدل‌سازی

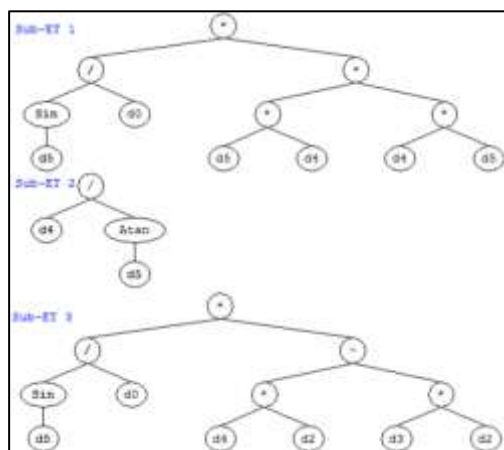
هیبرید موجک-برنامه‌ریزی بیان ژن در گام زمانی بدون تأخیر در شکل ۷ نشان شده است. استفاده از روابط ریاضی به‌دست آمده می‌تواند در جلوگیری هدر رفت زمان و هزینه جهت تعیین ارتفاع موج شاخص بسیار مؤثر واقع شود.

ژن در حالت منفرد و هیبرید-موجک در گام‌های زمانی مختلف آورده شده است. از این روابط می‌توان جهت تخمین ارتفاع موج شاخص در بندر امیرآباد استفاده نمود. همچنین برای نمونه، درخت تجزیه مربوط به رابطه ریاضی مدل بهینه

جدول ۶- روابط ریاضی مستخرج از روش بیان ژن و موجک-بیان ژن

گام زمانی	مدل‌ها	معادلات ریاضی	ضرایب
بدون تأخیر	GEP	$\begin{aligned} \text{varTemp} &= d(1); \\ \text{varTemp} &= \text{varTemp} + ((\sin(G2C1)^2)^2); \\ \text{varTemp} &= \text{varTemp} + ((\cos(\cos(G3C0))*d(5))-d(1)); \\ \text{result} &= \text{varTemp}; \end{aligned}$	$\begin{aligned} G1C0 &= -6.93; G1C1 = -0.61; \\ G2C0 &= 1.67; G2C1 = -8.93; \\ G3C0 &= -6.93; G3C1 = 5.61; \end{aligned}$
	WGEP	$\begin{aligned} \text{varTemp} &= ((\sin(d(6))/d(1))*((d(6)*d(5))*d(5)*d(6))); \\ \text{varTemp} &= \text{varTemp} + (d(5)/\text{atan}(d(6))); \\ \text{varTemp} &= \text{varTemp} + ((\sin(d(6))/d(1))*((d(5)*d(3))-(d(4)*d(3)))); \\ \text{result} &= \text{varTemp}; \end{aligned}$	$\begin{aligned} G1C0 &= -4.67; G1C1 = 9.04; \\ G2C0 &= 3.06; G2C1 = -0.44; \\ G3C0 &= -1.99; G3C1 = 7.80; \end{aligned}$
با تأخیر ۳ ساعته	GEP	$\begin{aligned} \text{varTemp} &= ((d(5)^3)/(\sqrt{d(1)}-((d(4)*d(4))+d(2)))); \\ \text{varTemp} &= \text{varTemp} + \text{atan}(d(5)*(\text{atan}(\exp(d(5)))-\text{atan}((d(6)*d(6)))); \\ \text{varTemp} &= \text{varTemp} + ((d(5)^2)/(1.0/3.0)); \\ \text{result} &= \text{varTemp}; \end{aligned}$	$\begin{aligned} G1C0 &= -3.52; G1C1 = -8.08; \\ G2C0 &= 7.93; G2C1 = -5.10; \\ G3C0 &= -8.97; G3C1 = -8.08; \end{aligned}$
	WGEP	$\begin{aligned} \text{varTemp} &= ((d(5)^3)/(\sqrt{d(1)}-((d(4)*d(4))+d(2)))); \\ \text{varTemp} &= \text{varTemp} + \text{atan}(d(5)*(\text{atan}(\exp(d(5)))-\text{atan}((d(6)*d(6)))); \\ \text{varTemp} &= \text{varTemp} + ((d(5)^2)/(1.0/3.0)); \\ \text{result} &= \text{varTemp}; \end{aligned}$	$\begin{aligned} G1C0 &= -3.52; G1C1 = -8.08; \\ G2C0 &= 7.93; G2C1 = -5.10; \\ G3C0 &= -8.97; G3C1 = -8.08; \end{aligned}$
با تأخیر ۶ ساعته	GEP	$\begin{aligned} \text{varTemp} &= \text{atan}(\frac{((d(4)^2-d(3))-G1C0)/\exp(G1C1)}{((d(5)-G2C1)+d(5))+((d(4)-G2C0)/(G2C1^2))}); \\ \text{varTemp} &= \text{varTemp} + \text{atan}(\frac{((d(5)-G2C1)+d(5))+((d(4)-G2C0)/(G2C1^2))}{\log(G3C1)}); \\ \text{result} &= \text{varTemp}; \end{aligned}$	$\begin{aligned} G1C0 &= -1.29; G1C1 = 5.59; \\ G2C0 &= 3.71; G2C1 = -7.93; \\ G3C0 &= -1.29; G3C1 = 5.59; \end{aligned}$
	WGEP	$\begin{aligned} \text{varTemp} &= \text{atan}(\frac{((d(4)^2-d(3))-G1C0)/\exp(G1C1)}{((d(5)-G2C1)+d(5))+((d(4)-G2C0)/(G2C1^2))}); \\ \text{varTemp} &= \text{varTemp} + \text{atan}(\frac{((d(5)-G2C1)+d(5))+((d(4)-G2C0)/(G2C1^2))}{\log(G3C1)}); \\ \text{result} &= \text{varTemp}; \end{aligned}$	$\begin{aligned} G1C0 &= -1.29; G1C1 = 5.59; \\ G2C0 &= 3.71; G2C1 = -7.93; \\ G3C0 &= -1.29; G3C1 = 5.59; \end{aligned}$

*d(1), d(2), d(3), d(4), d(5) و d(6) به ترتیب مربوط به متغیرهای فشار هوا، رطوبت هوا، سرعت باد، سرعت تندباد، ارتفاع حداکثر موج و تناوب موج می‌باشد.



شکل ۷- درخت تجزیه مربوط به رابطه ریاضی مدل بهینه هیبرید موجک-برنامه‌ریزی بیان ژن «d(0), d(1), d(2), d(3), d(4) و d(5)» به ترتیب مربوط به متغیرهای فشار هوا، رطوبت هوا، سرعت باد، سرعت تندباد، ارتفاع حداکثر موج و تناوب موج می‌باشد

Figure 7. Expression tree related to the mathematical relation of the optimal hybrid wavelet-gene expression programming model

«d(0), d(1), d(2), d(3), d(4), and d(5)», related to the air pressure, air humidity, wind speed, hurricane speed, maximum wave height, and frequency of the wave variables, respectively

گام‌های زمانی مختلف، روش‌های هیبرید-موجک برنامه‌ریزی بیان ژن و شبکه عصبی مصنوعی منفرد به ترتیب بالاترین و ضعیف‌ترین عملکرد در میان سایر مدل‌های هوش مصنوعی به کار گرفته شده در این مطالعه، داشتند. نتایج مذکور با نتایج تحقیقات ازگر (۲۱) که به‌منظور پیش‌بینی ارتفاع موج شاخص

نتایج شش روش منفرد و هیبرید-موجک به کار گرفته شده می‌تواند برای برآورد ارتفاع موج شاخص در بندر امیرآباد قابل قبول باشد. جدول ۷ رتبه‌بندی مدل‌های به کار گرفته شده به لحاظ عملکرد آن‌ها را نشان می‌دهد. با توجه به دلایل عملکرد مناسب روش‌های مذکور، نتایج نشان می‌دهد که در

گام‌های زمانی مختلف ۱۲ و ۲۴ ساعته با گزارش مقدار ضریب همبستگی بالای ۰/۶۰۰ در تخمین ارتفاع امواج پیک، رضایت‌بخش می‌باشد. در مطالعه حاضر نیز مقادیر ضریب همبستگی برای مقادیر پیک بالای ۰/۹۴۲ بدست آمده است که با تحقیقات ایشان همسویی دارد. نهایتاً، دیکسیت و همکاران (۹) از روش ترکیبی موجک-شبکه عصبی برای حذف اغتشاش‌های ایجاد شده در تخمین ارتفاع موج شاخص استفاده کردند. نتایج این مدل نشان می‌دهد که اغتشاش‌های ایجاد شده در پیش‌بینی مدل، با استفاده از مدل ترکیبی موجک-شبکه عصبی به طور کامل از بین می‌رود که با نتایج حاصل از این مطالعه نیز همسویی دارد.

از روش‌های منطق فازی و شبکه عصبی مصنوعی و ترکیب موجک-منطق فازی برای مدلسازی سری زمانی ارتفاع موج شاخص استفاده کرد، مطابقت دارد. نتایج مطالعه ایشان نیز برتری روش هیبرید-موجک در گام‌های زمانی مختلف ۳ تا ۴۸ ساعته نسبت به روش منفرد را نشان می‌دهد. همچنین، دکا و پرالدا (۸) با به‌کارگیری مدل ترکیبی موجک-شبکه عصبی مصنوعی به منظور تخمین ارتفاع موج شاخص با گام‌های زمانی مختلف، نتایج قابل قبولی را گزارش کردند که با نتایج این مطالعه همسویی دارد. از طرفی، نتایج مطالعه نیتسور و همکاران (۲۰) با به‌کارگیری روش برنامه‌ریزی ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی جهت تخمین ارتفاع امواج در

جدول ۷- رتبه‌بندی مدل‌های به کار گرفته شده

Table 7. Ranking of the used models

رتبه‌بندی	گام زمانی	بدون تأخیر	تأخیر ۳ ساعته	تأخیر ۶ ساعته
۱	WGEP	WGEP	WGEP	WGEP
۲	WANFIS	WANFIS	WANFIS	WANFIS
۳	WANN	WANN	WANN	WANN
۴	GEP	GEP	GEP	GEP
۵	ANFIS	ANFIS	ANFIS	ANFIS
۶	ANN	ANN	ANN	ANN

بازه ۳۰ درصد حداکثر دارای عملکرد قابل قبولی در تخمین متغیر ارتفاع موج شاخص در بندر امیرآباد داشته و میانگین خطای نسبی برآوردی حاصل از آن برابر است با ۰/۰۷۱ متر. دلیل عملکرد مناسب مدل WGEP در سه بازه مذکور به ساختار و اغتشاش‌زدایی این روش مربوط می‌شود. همچنین مقدار خطای نسبی ۰/۰۷۱ بدست آمده برای بازه ۳۰ درصد حداکثر، حاکی از عملکرد بسیار مناسب این مدل برای تخمین مقادیر حداکثری ارتفاع امواج شاخص بوده که می‌تواند در جلوگیری از وقوع حوادث و بلاایای طبیعی بحرانی بسیار مؤثر واقع شود.

با توجه به اینکه، در این پژوهش مدل WGEP به‌عنوان بهترین مدل جهت برآورد ارتفاع موج شاخص در بندر امیرآباد انتخاب شد، نتایج حاصل از مدل‌سازی توسط این مدل در گام زمانی بدون تأخیر به سه دسته ۳۰ درصد کمینه، ۴۰ درصد میانه و ۳۰ درصد بیشینه تقسیم‌بندی گردید. عملکرد هر سه دسته‌بندی به همراه ضرایب همبستگی آن‌ها در جدول ۸ ارائه شده است. نتایج حاکی از این بود که مدل هیبرید-موجک برنامه‌ریزی بیان ژن در تخمین ۳۰ درصد حداقل، عملکرد بالایی داشته و ضریب همبستگی در این حالت برابر با مقدار ۰/۹۸۴ بوده است. ضعیف‌ترین برآورد نیز مربوط به بازه ۴۰ درصد میانه با ضریب همبستگی ۰/۹۰۶ بوده است. همچنین،

جدول ۸- بازه‌بندی نتایج حاصل از مدل هیبرید-موجک برنامه‌ریزی بیان ژن به همراه ضریب همبستگی آن‌ها
Table 8. Retrieval of results from hybrid-wavelet model of gene expression programming with their correlation coefficient

بازه‌بندی	۳۰٪ حداقل	۴۰٪ میانی	۳۰٪ حداکثر
ضریب همبستگی	۰/۹۸۴	۰/۹۰۶	۰/۹۴۲

آن، عملکرد مدل‌های هیبرید-موجک را نسبت به مدل‌های منفرد در کلیه روش‌ها و گام‌های زمانی مختلف ارتقا می‌بخشد. همچنین، گام‌های زمانی مختلف فقط بر میزان عملکرد مدل‌ها تأثیر می‌گذارد و نه بر اولویت عملکرد آن‌ها. نتایج این مطالعه با نتایج مطالعات دیکسیت و همکاران (۹)، ایهینگا و همکاران (۱) و زبیر در سال (۲۶) در زمینه توانایی مدل‌های هوش مصنوعی در تخمین ارتفاع امواج در گام‌های زمانی مختلف، مطابقت دارد. این مطالعه اثبات روشی از ارتباط و تأثیر متقابل متغیرهای هواشناسی و امواج می‌باشد. بنابراین، تغییرات اقلیمی در چگونگی و ارتفاع امواج نیز می‌تواند نقش بسزایی داشته باشد.

به طور کلی، بر اساس نتایج این مطالعه به نظر می‌رسد که ساختار خاص و منحصر به فرد هر مدل دلیل اصلی تفاوت عملکرد مدل‌ها است. با توجه به اینکه اساس روش برنامه‌ریزی بیان ژن تولید کروموزوم است، این روش نسبت به عملکرد سایر مدل‌ها دارای اولویت عملکردی بالایی می‌باشد. همچنین روش ANFIS که ترکیبی از قوانین فازی و ساختار نرون‌ها را شامل می‌شود، عملکرد نسبی بالایی در مقایسه با روش شبکه عصبی مصنوعی دارد. زیرا، شبکه عصبی مصنوعی فقط ساختار نرون‌ها را شامل می‌شود. تجزیه و تحلیل موجک با از بین بردن اغتشاش در داده‌های مشاهداتی و امکان برقراری روابط غیرخطی پیچیده در ساختار

نتیجه‌گیری کلی

یکی از پارامترهای اساسی، در طراحی و محافظت از سازه‌های دریایی، سکوه‌های نفتی و موج‌شکن‌ها مشخصه‌های امواج دریا است. امروزه ضروری است که به منظور حفاظت از جان دریانوردان، صیادان و گردشگران، امواج دریا را پیش‌بینی کرد. استفاده از مدل‌های عددی نیازمند اطلاعات گسترده و دقیق هواشناسی بوده و تهیه این اطلاعات و تحلیل‌های کامپیوتری در بکارگیری از این مدل‌ها مستلزم صرف هزینه و زمان زیادی می‌باشد که در برخی از موارد، این مدل‌ها برای طراحی اولیه و حتی طراحی‌های نهایی غیر اقتصادی می‌باشد. بدین ترتیب، در برخی از موارد، مهندسين پارامترهای امواج مانند ارتفاع موج شاخص و یا پریود موج را از مدل‌های ساده و روش‌های تجربی که بر اساس فرض دائمی و یکنواخت بودن میدان باد

و یا فرض‌های غیرصحیح می‌باشد، پیش‌بینی می‌کنند که دارای خطای بسیار زیاد می‌باشد. در حالی که مجموعه‌ای از پارامترهای هواشناسی و امواج در تعیین ارتفاع موج شاخص در دریا تأثیرگذارند. نتایج حاصل از این مطالعه نشان داد که روش‌های منفرد و هیبرید-موجک هوش مصنوعی قابلیت بسیار بالایی در برآورد میزان ارتفاع موج شاخص در دریاها دارند. همچنین اغتشاش‌زدایی داده‌های مشاهداتی بسیاری از خطاهای اندازه‌گیری را کاهش داده و باعث افزایش عملکرد مدل‌های هوش مصنوعی می‌گردد. نتایج این مطالعه، مدل ترکیبی برنامه‌ریزی بیان ژن-موجک را به‌عنوان مدل برتر جهت تخمین میزان ارتفاع موج شاخص معرفی می‌کند. این مطالعه تأثیر بسزایی در مدیریت بحران و سواحل داشته و می‌تواند الگویی راهبردی برای مدیران و سیاست‌گذاران این عرصه و محققان جهت تحقیقات آتی باشد.

منابع

1. Abhigna, P., S. Jerritta, R. Srinivasan and V. Rajendran. 2017. Analysis of feed forward and recurrent neural networks in predicting the significant wave height at the moored buoys in Bay of Bengal. International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSPP), 1856-1860.
2. Akbarifard, S. and F. Radmanesh. 2018. Predicting sea wave height using Symbiotic Organisms Search (SOS) algorithm. Ocean Engineering, 167: 348-356.
3. Ali, M. and R. Prasad. 2019. Significant wave height forecasting via an extreme learning machine model integrated with improved complete ensemble empirical mode decomposition. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 104: 281-295.
4. Alvisi, S., G. Mascellani, M. Franchini and A. Bardossy. 2006. Water level forecasting through fuzzy logic and artificial neural network approaches. Hydrology and Earth System Sciences, 10(1): 1-17.
5. Barzegar, R., J. Adamowski and A.A. Moghaddam. 2016. Application of wavelet-artificial intelligence hybrid models for water quality prediction: a case study in Aji-Chay River, Iran. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 30(7): 1797-1819.
6. Chiu, S.L. 1995. Extracting fuzzy rules for pattern classification by cluster estimation. In: The 6th Internat. Fuzzy Systems Association World Congress, 1-4.
7. Daubechies, I. 1992. Ten Lectures on Wavelets, SIAM, ISBN 978-0-89871-274-2
8. Deka, P.C. and R. Prahada. 2012. Discrete wavelet neural network approach in significant wave height forecasting for multistep lead time. Ocean Engineering, 43: 32-42.
9. Dixit, P., S. Londhe and Y. Dandawate. 2015. Removing prediction lag in wave height forecasting using Neuro-wavelet modeling technique. Ocean Engineering, 93: 74-83.
10. Fernández, J.C., S. Salcedo-Sanz, P.A. Gutiérrez, E. Alexandre and C. Hervás-Martínez. 2015. Significant wave height and energy flux range forecast with machine learning classifiers. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 43: 44-53.
11. Ferreira, C. 2006. Designing neural networks using gene expression programming. In Applied soft computing technologies: The challenge of complexity. Springer, Berlin, Heidelberg, 517-535.
12. Gopinath, D.I. and G.S. Dwarakish. 2015. Wave prediction using neural networks at New Mangalore Port along west coast of India. Aquatic Procedia, 4(4): 143-150.
13. Hosseini, M., A. Roshani and I. zabbah. 2020. Modeling of groundwater fluctuations based on artificial intelligence methods (Case study: Zawah-Torbat Heidarieh plain). Journal of Watershed Management Research, 11(21): 223-235.
14. Jain, S.K., A. Das and D.K. Srivastava. 1999. Application of ANN for reservoir inflow prediction and operation. Journal of Water Resources Planning and Management. ASCE, 125(5): 263-271.
15. Jain, P., M.C. Deo, G. Latha and V. Rajendran. 2011. Real time wave forecasting using wind time history and numerical model. Ocean Modeling, 36: 262-392.
16. Mafi, S. and G. Amirinia. 2017. Forecasting hurricane wave height in Gulf of Mexico using soft computing methods. Ocean Engineering, 146: 352-362.
17. Malekmohamadi, I., M.R. Bazargan-Lari, R. Kerachian, M.R. Nikoo and M. Fallahnia. 2011. Evaluating the efficacy of SVMs, BNs, ANNs and ANFIS in wave height prediction. Ocean Engineering, 38(2-3): 487-497.
18. McCulloch, W.S. and W. Pitts. 1943. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. The bulletin of mathematical biophysics, 5(4): 115-133.

19. Montaseri, M., S.Z.Z. Ghavidel and H. Sanikhani. 2018. Water quality variations in different climates of Iran: toward modeling total dissolved solid using soft computing techniques. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 32(8): 2253-2273.
20. Nitsure, S.P., S.N. Londhe and K.C. Khare. 2012. Wave forecasts using wind information and genetic programming. *Ocean Engineering*, 54: 61-69.
21. Ozger, M. 2010. Significant wave height forecasting using wavelet fuzzy logic approach. *Ocean Engineering*, 37: 1443-1451.
22. Rifat, T.U.R., D.S. Pekpostalci, Ö.A., Küçükosmanoğlu and A. Küçükosmanoğlu. 2017. Prediction of significant wave height along konyaalti coast. *International Journal of Engineering and Applied Sciences*, 9(4): 106-114.
23. Savitha, R. and A. Al Mamun. 2017. Regional ocean wave height prediction using sequential learning neural networks. *Ocean Engineering*, 129: 605-612.
24. Takagi, T. and M. Sugeno. 1985. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 15(1): 116-132.
25. Yousefi, M., M. pajouhesh and A. honarbakhsh. 2020. Modeling trends land use changes local by using LCM model based on artificial neural networks and markov chain analysis (Case Study: BeheshtAbad Watershed). *Journal of Watershed Management Research*, 11(21): 129-142.
26. Zubier, K.M. 2020. Using an artificial neural network for wave height forecasting in the Red Sea. *Indian Journal of Geo Marine Sciences*, 49(02): 184-191.

Prediction of Coastal Wave Height using Hybrid-Wavelet Methods of Artificial Intelligence (Case study: Amirabad Port of the Caspian Sea)

Nima Afshin¹, Alireza Emadi², Ramin Fazl-ola³ and Sarvin Zamanzad-Ghavidel⁴

1- PhD Student in Structural Engineering, Department of Water Engineering, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University

2- Associate Professor, Department of Water Engineering, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, (Corresponding Author: emadia355@yahoo.com)

3- Associate Professor, Department of Water Engineering, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University

4- Postdoctoral researcher, Department of Irrigation and Development, University of Tehran-INSF

Received: 16 September, 2020

Accepted: 3 December, 2020

Extended Abstract

Introduction and Objective: Today, considering climate change and its impact on the state of sea waves and the dangers caused by its severity, assessing and estimating the height of the significant wave in the seas is of great importance. Predicting the height of the significant wave in Amirabad port by using a combination of variables representing the characteristics of waves and meteorology, developing artificial intelligence models and de-noising the data using wavelet theory, and finally extracting the mathematical relationships governing the principles of marine-meteorological engineering to estimate altitude Wave is one of the unique goals and innovations in this study.

Material and Methods: In this study, wave height in the Caspian Sea port of Amirabad, using single and hybrid-wavelet artificial intelligence methods, including Artificial Neural Network (ANN, WANN), multilayer perceptron with the Levenberg-Margaret training algorithm, Adaptive Fuzzy-neural Inference System (ANFIS, WANFIS), and Gene Expression Programming (GEP, WGEP) in different short time lags including no time lag, 3 and 6 hour time lags is estimated. For this purpose, hourly waves and meteorological data were used in 2018.

Results: The results indicate that noise removed by wavelet analysis can improve performance in all models. Also, in this study, hybrid-wavelet models have presented better results than single models. Among all the models, the WGEP model was the best model and the ANN model was the weakest model for all time steps. The highest values of correlation coefficient and Nash-Sutcliffe efficiency coefficient are related to no time lags and WGEP model and its values are 0.960 and 0.980 and root of the mean squared error and the mean absolute value of the error values are 0.037 and 0.078 meters, respectively. The lowest values of correlation coefficient and Nash-Sutcliffe efficiency coefficient and the highest values of RMSE and MAE are related to the single ANN model for 6 hours lags with the values 0.509, 0.607, 0.181, and 0.286.

Conclusion: The results of their three single and hybrid-wavelet methods can be acceptable for estimating the significant wave height in Amirabad port. Also, disruption of observational data reduces many measurement errors and increases the performance of artificial intelligence models. This study has a significant impact on crisis and coastline management and can be a strategic model for managers, policymakers, and researchers for future research.

Keywords: Amirabad Port, Artificial intelligence, Significant wave height, Prediction, Wavelet