

Research Paper

Estimating the Significant Wave Height in the Caspian Sea Using Single and Combined-Wavelet Artificial Intelligence Methods

Alireza Emadi^{1*}, Sarvin Zamanzad-Ghavidel², Seyyed Erfan Hosseini³, Hamta Tavassoli⁴, Reza Sobhani⁵

^{1*}Associate Professor, Department of Water Engineering, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran. (Corresponding author, E-mail: emadia355@yahoo.com, Tel No.: 09123931311)

²Postdoctoral Researcher, Institut national de la recherche scientifique (INRS), Centre Eau Terre Environnement, Canada (E-mail: sarvin.zamanzad-ghavidel@inrs.ca)

³Ph.D. student in Water Structures, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran (E-mail: er.hosseini69@yahoo.com)

⁴Msc. student in Water Structures, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran (E-mail: hamta.tavassoli@gmail.com)

⁵Ph.D. in Water Structures, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran (E-mail: rezasobhani.sn@gmail.com)



10.22125/IWE.2023.383323.1705

Received:
**February 5,
2023**

Accepted:
July 16, 2023
Available
online:
May 5, 2024

Keywords:
**Gene
Expression
Programming,
Meteorology,
Modeling, Sea**

Abstract

The significant wave height is one of the basic parameters for engineering operations of coasts and marine structures. In this study, significant wave height was estimated based on three scenarios of 1- waves, 2- meteorological, and 3- combination of the waves and meteorological scenario, in various time steps using adaptive neural fuzzy inference system (ANFIS) and gene expression programming (GEP) and combination of them with wavelet theory (WANFIS, WGEP). The combination of intelligent singular models with wavelet theory with the aim of de-noising the data can be considered as one of the unique innovations of this study, which has rarely been addressed in previous studies. The values of R, RMSE, and MAE indices were obtained 0.983, 0.075, and 0.052 in the WGEP model, respectively, for the combination of waves-meteorological scenario. Also, the results indicate that due to de-noising and removal of uncertainty in the data, combined-wavelet models have provided better results than singular models. The performance improvement percentage of WGEP models compared to GEP considering the RMSE criterion was 11%, 35%, and 7% for the first to third scenarios, respectively. The presentation of the governing mathematical relationship for estimating the value of significant wave height by the method of gene expression programming can be very useful in the field of coastal and water resources management and engineering.

1. Introduction

The significant wave height is one of the basic parameters for engineering operations of coasts and marine structures. In this study, to estimate the significant wave height based on three scenarios of 1- waves, 2- meteorological and 3- combination of the first and second scenario, in time steps without time delay, 12 and 24 hours in Amirabad port located in the Caspian sea was paid. The combination of intelligent singular models with wavelet theory with the aim of de-noising the used data, in order to improve the performance of the models, can be considered as one of the unique innovations of this study, which has rarely been addressed in previous studies.

* **Corresponding Author: Alireza Emadi**

Address: artment of Water Engineering, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran

Email: emadia355@yahoo.com

Tel: 09123931311

2. Materials and Methods

In this study, by using adaptive neural fuzzy inference system (ANFIS) and gene expression programming (GEP) and combining them with wavelet theory (WANFIS, WGEP) to estimate the significant wave height based on the wave frequency, the height of maximum wave, gust speed, wind speed, air humidity, and air pressure variables were discussed. The criterion for selecting the effective variables in this research was the significance of their Pearson correlation with the significant wave height variable at the level of 0.01. In order to estimate the significant wave height, the data were divided into two parts of training and test sections with a ratio of 70% and 30%, respectively. In order to evaluate the performance of the models, statistical indicators of correlation coefficient (R), root mean square error (RMSE), and mean absolute error (MAE) have been used in the current research.

3. Results

The minimum and maximum values of the main and partial wavelet analysis series for the significant wave height variable were equaled (-0.02, +2.50), (-0.68, +0.54), (-0.13, +2.89), and (-2.14, +2.08), respectively, in the training and testing section. The results show that scenario No. 3 (combination of wave and meteorological variables), scenario No. 2 (meteorology) and finally scenario No.1 (waves) had the best performances, respectively. The values of R, RMSE, and MAE indices were obtained in the WGEP model 0.983, 0.075, and 0.052 respectively for the combination of waves-meteorological scenarios. Also, the results indicate that due to de-noising and removal of uncertainty in the data, combined-wavelet models have provided better results than singular models. The performance improvement percentage of WGEP models compared to GEP considering the RMSE criterion was 11%, 35%, and 7% for the first to third scenarios, respectively. Afshin et al., (2021) estimated the significant wave height in Amirabad port of the Caspian Sea using different artificial intelligence methods in time steps of without delay, 3 and 6 hours delay. Their results showed that the performance of the WGEP model is improved compared to the GEP model in all time steps by the amount of 32%, 17%, and 11% that is in line with the results of current research.

4. Discussion and Conclusion

Among the possible reasons for improving the efficiency of the combined model compared to the single model is that in these models, the characteristics of the time series are extracted using the decomposition process, and in this way, a non-independent and non-stationary series is converted into several independent and stationary series. Also, by combining singular methods and wavelet theory, their advantages are integrated and the performance of the model is improved. Most of the hydrological conditions in the seas depend on temperature changes and the amount of this parameter is an important determining factor in the environmental conditions of each region. Also, changes in temperature and surface wind change the density of seawater. Therefore, the climatic variables of the region can affect different scenarios. The results of this study and the presentation of the governing mathematical relationship for estimating the value of significant wave height by the method of gene expression programming can be very useful in the field of coastal and water resources management and engineering.

5. Six important references

- 1) Afshin, N., A. Emadi, R. Fazl-ola and S. Zamanzad-Ghavidel. 2021. Prediction of Coastal Wave Height using Hybrid-Wavelet Methods of Artificial Intelligence (Case study: Amirabad Port of the Caspian Sea). *Journal of Watershed Management Research*, 12(24): 273-286.
- 2) Akbarifard, S., H. Zarei and E. Zalaghi. 2017. Hourly and daily prediction of sea wave height In the Chabahar area. *Iranian journal of Ecohydrology*, 4(4): 1129-1140.
- 3) Chen, D., F. Liu, Z. Zhang, X. Lu and Z. Li. 2021. Significant wave height prediction based on wavelet graph neural network. In 2021 IEEE 4th International Conference on Big Data and Artificial Intelligence (BDAI). IEEE, 80-85.
- 4) Gómez-Orellana, A. M., D. Guijo-Rubio, P. A. Gutiérrez and C. Hervás-Martínez. 2022. Simultaneous short-term significant wave height and energy flux prediction using zonal multi-task evolutionary artificial neural networks. *Renewable Energy*, 184: 975-989.
- 5) Zamanzad-Ghavidel, S., S. Fazeli, S. Mozaffari, R. Sobhani, M. A. Hazi and A. Emadi. 2022. Estimating of aqueduct water withdrawal via a wavelet-hybrid soft-computing approach under uniform and non-uniform climatic conditions. *Environment, Development and Sustainability*, 1-32.
- 6) Feng, Z., P. Hu, S. Li and D. Mo. 2022. Prediction of Significant Wave Height in Offshore China Based on the Machine Learning Method. *Journal of Marine Science and Engineering*, 10(6): 836.

Conflict of Interest

Authors declared no conflict of interest.

Acknowledgments

This article is derived from a research project. The authors of this paper are grateful to Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University (SANRU) for financial support (project No: 02-1401-16).



برآورد ارتفاع امواج شاخص در دریای خزر با استفاده از روش‌های منفرد و ترکیبی - موجک هوش مصنوعی

علیرضا عمادی^۱، سروین زمان‌زاد قویدل^۲، سید عرفان حسینی^۳، همتا توسلی^۴ و رضا سبحانی^۵

تاریخ ارسال: ۱۴۰۱/۱۱/۱۶

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۴/۲۵

مقاله پژوهشی

چکیده

ارتفاع موج شاخص یکی از پارامترهای اساسی برای عملیات مهندسی سواحل و سازه‌های دریایی می‌باشد. در این مطالعه، با به کارگیری سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) و ترکیب آن‌ها با تئوری موجک (WGEP, WANFIS) بر اساس سه سناریو ۱- امواج، ۲- هواشناسی و ۳- ترکیب سناریو امواج و هواشناسی، در گام‌های زمانی مختلف به تخمین ارتفاع موج شاخص، پرداخته شد. ترکیب مدل‌های منفرد هوشمند با تئوری موجک با هدف اغتشاش‌زدایی داده‌ها را می‌توان از نوآوری‌های منحصر به فرد این مطالعه دانست که در مطالعات پیشین به ندرت به آن‌ها پرداخته شده است. مقادیر شاخص‌های R، RMSE و MAE به ترتیب برای سناریو ترکیب امواج-هواشناسی ۰/۹۸۳، ۰/۰۷۵ و ۰/۰۵۲ در مدل WGEP به دست آمد. همچنین، نتایج حاکی از این است که به علت اغتشاش‌زدایی و حذف عدم قطعیت در داده‌ها، مدل‌های ترکیبی-موجکی نتایج بهتری را نسبت به مدل‌های منفرد ارائه داده‌اند. درصد بهبود عملکرد مدل‌های WGEP نسبت به GEP با در نظر گرفتن معیار RMSE به ترتیب برای سناریوهای اول تا سوم مقدار ۱۱٪، ۳۵٪ و ۷٪ بوده است. ارائه رابطه ریاضی حاکم برای تخمین مقدار ارتفاع موج شاخص توسط روش برنامه‌ریزی بیان ژن می‌تواند کاربرد بسیاری در بخش مدیریت و مهندسی سواحل و منابع آب داشته باشد.

کلمات کلیدی: برنامه‌ریزی بیان ژن، دریا، مدل‌سازی، هواشناسی

^۱ دانشیار گروه مهندسی آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ساری، ایران (نویسنده مسوول: E-mail: emadia355@yahoo.com، شماره تماس: ۰۹۱۲۳۹۳۱۳۱۱)

^۲ پژوهشگر پسادکتری، مؤسسه ملی تحقیقات علمی (INRS)، مرکز آب زمین محیط‌زیست، کانادا. (E-mail: sarvin.zamanzad-ghavidel@inrs.ca)

^۳ دانشجوی دکتری سازه‌های آبی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ساری، ایران (E-mail: er.hosseini69@yahoo.com)

^۴ دانشجوی کارشناسی ارشد سازه‌های آبی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ساری، ایران (E-mail: hamta.tavasoli@gmail.com)

^۵ دانش آموخته دکتری سازه‌های آبی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ساری، ایران (E-mail: rezasobhani.sn@gmail.com)



مقدمه

یکی از پارامترهای اساسی برای عملیات مهندسی سواحل و سازه‌های دریایی که از اهمیت بسیار زیادی برخوردار است، مشخصه‌های امواج آب می‌باشد (Afshin et al., 2021; Mahjoobi et al., 2009). حفظ جان دریانوردان، صیادان، گردشگران و حفاظت فیزیکی و حفظ محیط‌زیست سواحل و دریاها، موجب گردید تا روش‌های مختلفی برای تعیین مشخصه‌های موج توسط محققین ارائه شود (Bu and Yu, 2021; Chen et al., 2021; Cavaleri et al., 2018). امواج مهمترین عامل در تعیین وضعیت هندسی و ترکیب سواحل می‌باشد و تأثیر مهمی در طراحی بنادر و آبراهه‌ها و طراحی، ساخت و انتقال سازه‌های دریایی از جمله سکوها، شناورها، تخمین میزان جابجایی رسوبات دریایی، برآورد میزان فرسایش و رسوبگذاری ایجاد شده در مجاورت سازه‌های آبی و بنادر، دارد (Lavidas and Venugopal, 2018; Vaziri, 2019; Lehagh et al., 2019). روش‌های مختلفی جهت تخمین پارامتر ارتفاع امواج شاخص وجود دارد که عبارتند از: اندازه‌گیری مستقیم در محل، استفاده از روش‌های تجربی، مدل‌های عددی و هوش مصنوعی (Gómez-Orellana et al., 2018; Hu et al., 2022; Oh and Suh, 2022). کاربرد روش‌های هوش مصنوعی در پیش‌بینی و حل مسائل مهندسی دریا از اواخر ۱۹۸۰ رواج یافت. روش‌های هوش مصنوعی، 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 (Komijani et al., 2021). شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱ (ANN)، سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی^۲ (ANFIS) و برنامه‌ریزی بیان ژن^۳ (GEP) از جمله روش‌های هوشمند می‌باشند. از 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 و سایر ابزارهای تجزیه داده مانند تئوری موجک^۴، اشاره نمود. از جمله مطالعات انجام شده در این زمینه می‌توان به مطالعات زیر اشاره نمود (Afshin et al., 2021). Mahdizadeh and Kasbi (2014) با استفاده از مدل دو بعدی جرومه ماه^۵ و به کارگیری داده‌های سرعت باد و داده‌های هواشناسی به تخمین ارتفاع موج شاخص در بندرعباس، جاسک، کنارک و چابهار واقع در شمال دریای عمان پرداختند. نتایج مطالعات حاکی از آن است که مدل استفاده شده قابلیت تخمین ارتفاع موج شاخص توسط متغیر باد را دارد. نتایج نشان داد که بیشترین و کمترین خطا در مدل‌سازی به ترتیب در بنادر چابهار و جاسک می‌باشد. همچنین، مدل توسعه داده شده میزان ارتفاع آب را از داده‌های ماهواره‌ای به اندازه ۱/۳ درصد کمتر نشان داد. (Akbarifard et al., 2017) با استفاده از روش الگوریتم جست و جوی ذرات^۶ (WSA) در دو بازه زمانی ساعتی و روزانه و با به کارگیری متغیرهای سرعت و جهت باد، سرعت تندآب، فشار و دمای هوا، دمای آب و ارتفاع موج به تخمین ارتفاع موج شاخص در سواحل چابهار واقع در دریای عمان پرداختند. نتایج به دست آمده از الگوریتم WSA با نتایج الگوریتم‌های ژنتیک^۷ (GA) و جست‌وجوی هارمونی^۸ (HS) مقایسه شد و نتایج نشان داد الگوریتم جست‌وجوی ذرات در هر دو بازه ساعتی و روزانه عملکرد بهتری نسبت به دو مدل دیگر داشت.

(Jain and Deo (2008) با استفاده از روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی، برنامه‌ریزی بیان ژن و مدل درختی^۹ (MT) و به کارگیری داده‌های امواج و هواشناسی به تخمین ارتفاع موج شاخص در بخش غربی خط ساحلی هند

⁷ Genetic Algorithms

⁸ Harmony Search

⁹ Model Trees

¹ Artificial Neural Networks

² Network-based Fuzzy Inference System

³ Gene Expression Programming

⁴ Wavelet Theory

⁵ Jerome Maa Model

⁶ Weightless Swarm Algorithm

یادگیری ماشین^۴، یادگیری عمیق^۵، و روش ترکیبی موجک- شبکه عصبی مصنوعی برای گام‌های زمانی کوتاه مدت و بلند مدت در فوجیان^۶ چین، تنگه تایوان، استفاده کردند. نتایج مطالعات ایشان نشان داد که مدل موجک- شبکه عصبی نسبت به مدل‌های مختلف با ضریب تعیین $0/934$ و میانگین خطای مربع $0/119$ ، جهت پیش‌بینی ارتفاع موج شاخص عملکرد بهتری داشت. (Feng et al. (2022) با استفاده از روش‌های شبکه عصبی بازگشتی^۷ (RNN)، شبکه حافظه کوتاه‌مدت^۸ (LSTM) و شبکه واحد بازگشتی دروازه‌ای^۹ (GRU) و به کارگیری مؤلفه‌های باد (V_{10} , U_{10}) به تخمین ارتفاع موج شاخص در سه مکان مختلف دریای بوهایی، دریای چین شرقی و دریای چین جنوبی، پرداختند. نتایج پیش‌بینی این سه روش اساساً روند تغییرات داده‌ها را به درستی نشان می‌دهد و به طور کلی، روش‌های LSTM و GRU توانایی بهتری برای پیش‌بینی مشخصات موج نسبت به روش RNN دارند.

در این مطالعه، با به کارگیری سامانه استنتاجی فازی- عصبی تطبیقی و برنامه‌ریزی بیان ژن و ترکیب آن‌ها با تئوری موجک به تخمین ارتفاع موج شاخص بر اساس سه سناریو شامل متغیرهای ۱- امواج، ۲- هواشناسی و ۳- ترکیب سناریو اول و دوم، در گام‌های زمانی بدون تأخیر زمانی، ۱۲ و ۲۴ ساعته در بندر امیرآباد واقع در دریای خزر پرداخته شد. ترکیب مدل‌های منفرد و تئوری موجک با هدف اغتشاش- زدایی داده‌ها و توسعه سناریو ترکیبی امواج- هواشناسی، جهت ارتقاء عملکرد مدل‌ها را می‌توان از نوآوری‌های منحصر به فرد این مطالعه دانست که در مطالعات پیشین به ندرت به آن‌ها پرداخته شده است.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه و داده‌ها

در دریای عرب پرداختند. نتایج نشان داد که ابزارهای انتخاب شده قادر به پیش‌بینی رضایت‌بخش حتی تا گام زمانی ۷۲ ساعت بودند. (Prahlada and Deka (2015) مدل ترکیبی موجک- شبکه عصبی مصنوعی (WANN) را به منظور پیش-بینی سری زمانی ارتفاع موج شاخص برای گام‌های زمانی ۴۸ ساعته در دو ایستگاه بندر نیو منگلور^۱ واقع در اقیانوس هند و غرب یوریکا^۲ (کانادا) در شمال اقیانوس آرام، بکار بردند و نتایج قابل قبولی را با مقادیر ضریب کارایی $0/930$ ، $0/859$ ، $0/707$ ، $0/500$ و $0/086$ در سطح دو به ترتیب برای تأخیر-های زمانی ۳، ۶، ۱۲، ۲۴ و ۴۸ ساعته، گزارش داده‌اند. Oh and Suh (2018) با استفاده از مدل ترکیبی WANN و تحلیل موجک با شبکه عصبی^۳ (EOFWNN) و به کارگیری داده‌های ارتفاع موج و داده‌های هواشناسی گذشته و آینده به تخمین ارتفاع موج شاخص در هشت بویه در آب‌های ساحلی دریای شرق ژاپن، پرداختند. نتایج مطالعات نشان داد هنگامی که تنها داده‌های موج مورد استفاده قرار می‌گیرند، دو مدل عملکرد مشابهی را نشان می‌دهند و از سوی دیگر، مدل EOFWNN با استفاده از هر دو داده موج و هواشناسی، عملکرد بسیار بهتری نسبت به مدل WNN نشان داد. Afshin et al., (2021) ارتفاع موج شاخص را در بندر امیرآباد دریای خزر، با استفاده از روش‌های منفرد و هیبریدی-موجک هوش مصنوعی، از جمله (ANN, WANN) و سامانه استنتاجی فازی- عصبی تطبیقی (ANFIS, WANFIS) و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP, WEP) در گام‌های زمانی بدون تأخیر تأخیر زمانی ۳ و ۶ ساعته برآورد کردند. نتایج مطالعات ایشان حاکی از این است که حذف اغتشاش توسط آنالیز موجک توانایی ارتقاء عملکرد در همه مدل‌ها را دارد. همچنین، نتایج ایشان نشان داد که مدل‌های هیبریدی موجک نتایج بهتری را نسبت به مدل‌های منفرد ارائه داده‌اند. (Chen et al. (2021) به‌منظور پیش‌بینی ارتفاع موج شاخص از روش‌های مبتنی بر

⁵ Deep Learning Model

⁶ Fujian

⁷ Recurrent Neural Network

⁸ Long Short-term Memory

⁹ Gated Recurrent Unit Network

¹ New Mangalore

² Eureka

³ Empirical Orthogonal Function Analysis and Wavelet Analysis with the Neural Network

⁴ Machine Learning Model

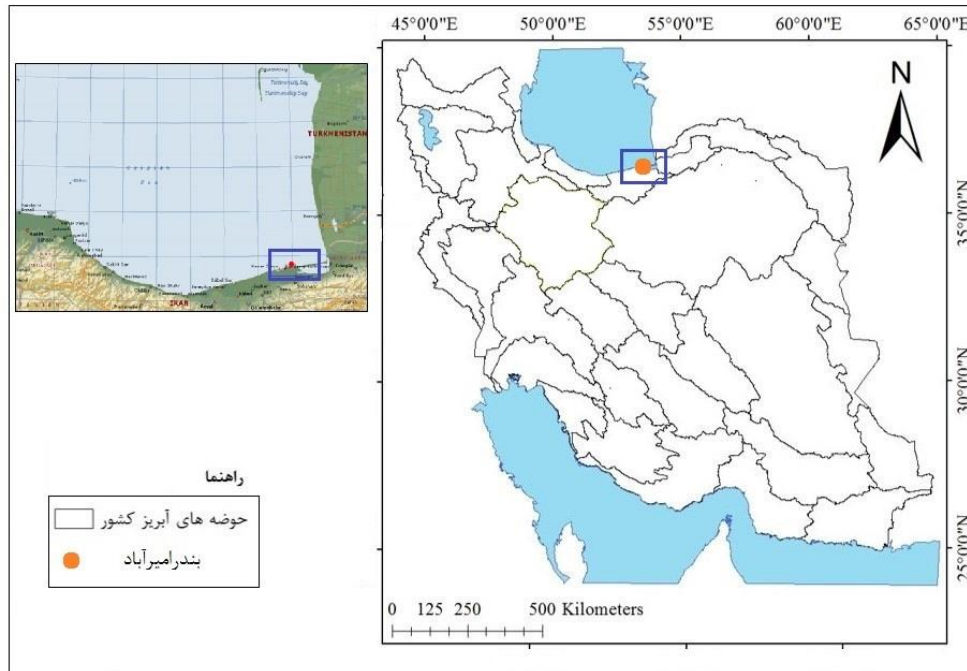


شده در تحقیق برای دو بخش آموزش و آزمون در جدول ۱ ارائه شده است. حداقل، حداکثر و میانگین ارتفاع موج شاخص در بند امیرآباد برای دوره‌های آموزش و آزمون به ترتیب برابر است با مقادیر (۰/۰۳، ۲/۵۰ و ۰/۶۷) و (۰/۱، ۴/۳۵ و ۰/۶۲) متر است. شکل ۱ موقعیت جغرافیایی بندر امیرآباد را نشان می‌دهد.

در این مطالعه، بندر امیرآباد واقع در دریای خزر، شمال ایران به عنوان بویه مورد مطالعه انتخاب شده است. در این تحقیق از داده‌های مشخصات امواج و هواشناسی ثبت شده در سال ۲۰۱۸ میلادی با مقیاس ساعتی توسط سازمان بنادر و دریانوردی، به کار گرفته شد. جهت تخمین میزان ارتفاع امواج شاخص، داده‌ها در دو بخش آموزش و آزمون با نسبت ۷۰٪ و ۳۰٪ تفکیک گردید. مشخصات آماری داده‌های به کار گرفته

جدول (۱): مشخصات آماری داده‌های به کار گرفته شده در تحقیق.

بخش	امواج		هواشناسی			
	ارتفاع موج شاخص	تناوب موج	ارتفاع حداکثر موج	سرعت تندباد	سرعت باد	رطوبت هوا
	متر-m	ثانیه-s	متر-m	متر بر ثانیه- m/s	متر بر ثانیه- m/s	درصد-%
آموزش	حداقل	۰/۰۳	۰/۰۴	۰/۰۰	۰/۰۰	۲۳/۴۴
	حداکثر	۲/۵۰	۳/۸۹	۱۷/۴۰	۱۲/۴۴	۱۰۶/۸۸
	میانگین	۰/۶۷	۳/۳۹	۰/۸۹	۳/۸۲	۸۱/۸۱
	انحراف معیار	۰/۴۰	۰/۷۶	۰/۵۷	۲/۵۶	۱۱/۳۴
	ضریب تغییرات	۰/۵۹	۰/۲۲	۰/۶۴	۰/۶۷	۰/۱۴
آزمون	حداقل	۰/۰۱	۱/۸۸	۰/۰۱	۰/۰۵	۳۴/۵۱
	حداکثر	۴/۳۵	۶/۴۳	۴/۷۱	۱۸/۳۰	۱۰۵/۶۳
	میانگین	۰/۶۲	۳/۲۸	۰/۸۲	۳/۸۳	۷۴/۱۱
	انحراف معیار	۰/۴۱	۰/۷۳	۰/۵۹	۲/۴۸	۱۲/۲۱
	ضریب تغییرات	۰/۶۶	۰/۲۲	۰/۷۲	۰/۶۵	۰/۱۶



شکل (۱): موقعیت جغرافیایی بندر امیرآباد.

$$\Psi_{(a,b)}(t) = |a|^{-0.5} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad (2)$$

$$a \in R, b \in R, a \neq 0$$

توابع مورد استفاده در تحلیل با دو عمل ریاضی انتقال و مقیاس در طول سیگنال مورد تحلیل، تغییر اندازه و محل می یابند و در نهایت ضرایب موجک در هر نقطه از سیگنال (b) و برای هر مقدار از مقیاس (a) با رابطه زیر قابل محاسبه است (Moritoh and Takemoto, 2022; Verma and Gupta, 2022):

$$\Psi_{(a,b)}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3)$$

$$CWT(a,b) = Wf(a,b) \quad (4)$$

$$= \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (5)$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \Psi_{a,b} dt \quad (6)$$

در تحلیل سیگنال از فرم دیگری از WT با نام Discrete Wavelet Transform که به اختصار DWT گفته می شود،

تبدیل موجک

به هر کمیت متغیر در زمان یا مکان که قابل اندازه گیری باشد، سیگنال گویند. برای تحلیل سیگنال ها، مدل های ریاضی مورد استفاده قرار می گیرد تا بتوان اطلاعاتی را که از سیگنال های خام به آسانی قابل دسترس نیست، به دست آورد. تبدیل موجک یکی از تبدیل های ریاضی کارآمد در زمینه پردازش سیگنال است (Hu et al., 2022). تبدیل موجک تبدیلی است که سیگنال را به یک مجموعه از توابع اساسی سیگنال تجزیه می کند. تابع موجک $\Psi(t)$ موجک مادر نامیده می شود که دارای سه مشخصه تعداد نوسان محدود، بازگشت سریع به صفر در هر دو جهت مثبت و منفی در دامنه خود و میانگین صفر است که شرط مقبولیت نامیده می شود. تابع موجک $\Psi(t)$ به شکل ریاضی زیر تعریف می شود (Jain and Deo, 2008; Komijani et al., 2021):

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

$\Psi(a,b)(t)$ با استفاده از تاخیر و تغییر مقیاس موجک مادر از رابطه زیر حاصل می گردد.



رسیدن به مدل بهینه سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی مبتنی بر الگوی افراز شبکه می‌باشد. از جمله توابع عضویت به کار گرفته شده در این مطالعه می‌توان به توابع گوسی، مثلثی و دوزنقه‌ای و مقادیر مقادیر متغیر ۲ تا ۴ اشاره کرد.

برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)

برنامه‌ریزی بیان ژن برگرفته از نظریه داروین و تکامل یافته برنامه‌ریزی ژنتیک است. این روش می‌تواند رابطه بین پارامترها را به صورت معادله ریاضی نمایش دهد. کروموزوم-های این شبکه ساختاری درختی دارند که از گره‌ها و ترمینال-ها تشکیل شده‌اند. گره‌ها شامل توابع ریاضی و ترمینال‌ها شامل پارامترها و ثابت‌ها هستند که برای تشکیل جمعیت اولیه به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند (Abbasi et al., 2019; Wang et al., 2019). اجرای این شبکه نیازمند تعیین ساختار کروموزوم‌ها، تابع برازش، نوع توابع ریاضی و میزان عملگرهای ژنتیکی است که در حین اجرای آن، درصدی از کروموزوم‌ها می‌توانند با عملگرهای ژنتیکی (پیوند و جهش) ساختار جدیدی را به خود اختصاص بدهند و نسل جدیدی را تولید کنند. ایجاد جمعیت جدید تا جایی ادامه خواهد یافت که خطای مدل و یا تعداد تکرارهای مجاز آن به میزان از پیش تعیین شده برسد (Emadi et al., 2022).

در این مطالعه، مدل‌های منفرد سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی و برنامه‌ریزی بیان ژن با تئوری موجک ترکیب شده و مدل‌های ترکیبی به نام‌های استنتاجی فازی-عصبی-موجک و برنامه‌ریزی بیان ژن-موجک را ایجاد کردند. روش-های به کار گرفته شده در این مطالعه جهت تخمین ارتفاع امواج شاخص، در محیط MATLAB کدنویسی شده است. ساختار مدل‌های به کار گرفته شده در این مطالعه در شکل ۲ نشان داده شده است.

نیز استفاده می‌شود. در DWT پارامترهای انتقال و مقیاس به طور غیرپیوسته انتخاب می‌شوند، به طوری که:

$$a = 2^{-j}, b = 2^{-j}k \quad (7)$$

که در آن، j و k اعداد صحیح هستند. در نتیجه با جایگذاری به جای a و b رابطه زیر حاصل می‌شود.

$$\Psi_{(j,k)}(t) = 2^{\frac{j}{2}} \Psi(2^j t - k) \quad (8)$$

در سال‌های اخیر، تعداد زیادی توابع موجک بسط داده شده‌اند که هر یک ویژگی‌های منحصر بفردی دارد. در این مطالعه، تابع موجک مادر دابچیز^۱ نوع چهار جهت تجزیه داده-ها به کار گرفته شده است.

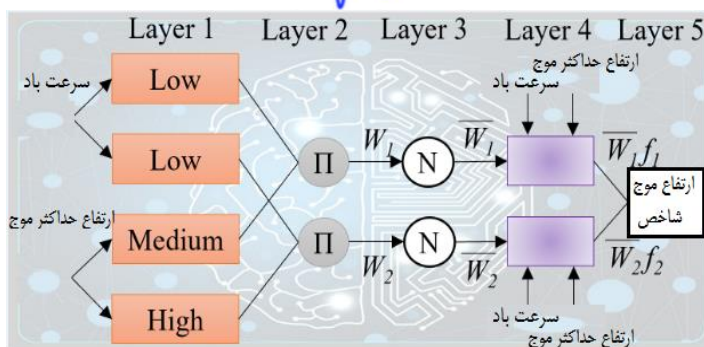
سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی (ANFIS)

سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی قابلیت ترکیب توانایی دو روش شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی را دارد. سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی از الگوریتم‌های یادگیری شبکه عصبی و منطق فازی به منظور طراحی نگاهت غیرخطی بین فضای ورودی و خروجی استفاده می‌کند (Zhou et al., 2023; Olayode et al., 2023). همچنین، با توجه به توانایی در ترکیب قدرت زبانی یک سیستم فازی با قدرت عددی یک شبکه عصبی در مدل‌سازی فرآیندهایی همچون هیدرولوژی، هیدروژئولوژی، مدیریت مخازن و برآورد بار رسوب معلق بسیار قدرتمند می‌باشد. مدل فازی-عصبی تطبیقی براساس تغییر در میزان مقادیر و دامنه توابع تعلق در تکرارهای مختلف جهت رسیدن به شبکه مناسب براساس حداقل خطای موجود عمل می‌کند. در مدل سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی از روش استنتاجی تاکاگی سوگنو (Zamanzad-Ghavidel et al., 2022) استفاده می‌شود (Emadi et al., 2022). مدل بهینه دارای حداقل مقدار خطا و حداکثر مقدار کارایی را دارد. در این مطالعه، پارامترهای ورودی‌ها، شکل و مقدار توابع عضویت از عوامل متغیر جهت

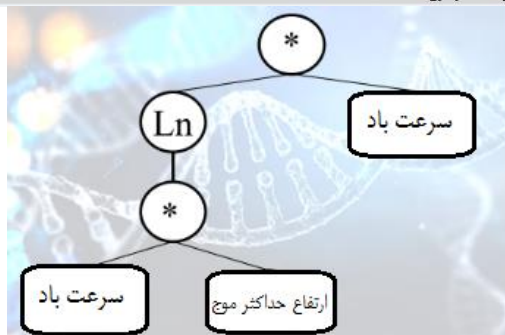
¹ Daubechies



(الف)



(ب)



(ج)

شکل (۲): ساختار مدل‌های به کار گرفته شده در تحقیق: موجک دابچیز نوع چهار (الف)، سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی (ب) و برنامه‌ریزی بیان ژن (ج).

است که روابط ریاضی آن‌ها در معادلات (۹) تا (۱۱) ارائه گردید.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (Hs_{io} - \overline{Hs_o})(Hs_{ie} - \overline{Hs_e})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (Hs_{io} - \overline{Hs_o})^2 \sum_{i=1}^N (Hs_{ie} - \overline{Hs_e})^2}} \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Hs_{io} - Hs_{ie})^2} \quad (10)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Hs_{io} - Hs_{ie}| \quad (11)$$

در روابط (۹) تا (۱۱)، Hs_{io} و Hs_{ie} به ترتیب نشان‌دهنده مقادیر ارتفاع موج شاخص مشاهداتی و تخمینی و n تعداد کل مشاهدات است. $\overline{Hs_o}$ و $\overline{Hs_e}$ به ترتیب میانگین مقادیر

شاخص ارزیابی مدل‌ها

به منظور ارزیابی عملکرد مدل‌ها، از شاخص‌های آماری ضریب همبستگی^۱ (R)، ریشه میانگین مربعات خطا^۲ (RMSE) و میانگین خطای مطلق^۳ (MAE) استفاده شده



هیدرولوژیکی و طبیعی می‌باشد. مقادیر سری داده‌های جزئی به عنوان عامل ایجادکننده عدم قطعیت تعریف شده است. نتایج تجزیه موجک (سری اصلی و جزئی) برای داده‌های به کار گرفته شده در دو بخش آموزش و آزمون در جدول ۲ ارائه شده است. مقادیر حداقل و حداکثر سری‌های اصلی و جزئی متغیر ارتفاع موج شاخص به ترتیب برای بخش آموزش و آزمون $(+۲/۸۹, -۰/۱۳)$ ، $(+۰/۵۴, -۰/۶۸)$ ، $(+۲/۵۰, -۰/۰۲)$ و $(+۲/۰۸, -۲/۱۴)$ می‌باشد.

ارتفاع موج شاخص مشاهداتی و تخمینی می‌باشد. فلوچارت روش تحقیق در شکل ۳ ارائه شده است.

نتایج و بحث

آنالیز موجک

در این مطالعه، جهت توسعه مدل‌های ترکیبی-موجک، ابتدا داده‌های به کار گرفته شده با استفاده از تئوری موجک به دو بخش سری اصلی و سری جزئی تجزیه شدند. همانطور که می‌دانیم عدم قطعیت جزء جدایی‌ناپذیر پدیده‌های



شکل (۳): فلوچارت روش تحقیق

جدول (۲): نتایج تجزیه موجک (سری اصلی و جزئی) برای داده‌های به کار گرفته شده در دو بخش آموزش و آزمون

بخش	سری‌های تجزیه موجک	ارتفاع موج شاخص	تناوب موج	ارتفاع حداکثر موج	سرعت تندباد	سرعت باد	رطوبت هوا	فشار هوا
آموزش	سری اصلی	-۰/۰۲	۱/۷۵	۰/۰۰	-۰/۱۶	-۰/۳۴	۲۸/۹۸	۹۹۸/۶۵
	A	۲/۵۰	۶/۷۲	۳/۶۰	۱۵/۵۷	۱۱/۷۴	۱۰۹/۹۵	۱۰۳۷/۹۴
	سری جزئی	-۰/۶۸	-۱/۱۰	-۱/۰۹	-۴/۹۹	-۳/۶۱	-۲۰/۵۷	-۱۳/۶۵

۱۳/۳۱	۲۱/۰۷	۴/۰۴	۵/۲۰	۰/۸۶	۱/۳۷	۰/۵۴	D	آزمون
۱۰۰۴/۷۶	۳۹/۰۹	-۰/۸۸	-۱/۰۹	-۰/۰۴	۱/۹۰	-۰/۱۳	سری اصلی	
۱۰۴۰/۸۸	۱۰۲/۵۶	۱۲/۸۱	۱۶/۱۰	۴/۳۸	۶/۳۳	۲/۸۹	A	
-۱۵/۶۴	-۱۸/۷۹	-۴/۳۳	-۵/۶۱	-۱/۸۱	-۱/۶۸	-۲/۱۴	سری جزئی	
۱۳/۹۳	۲۰/۶۶	۵/۰۳	۶/۶۷	۱/۶۴	۱/۵۳	۲/۰۸	D	

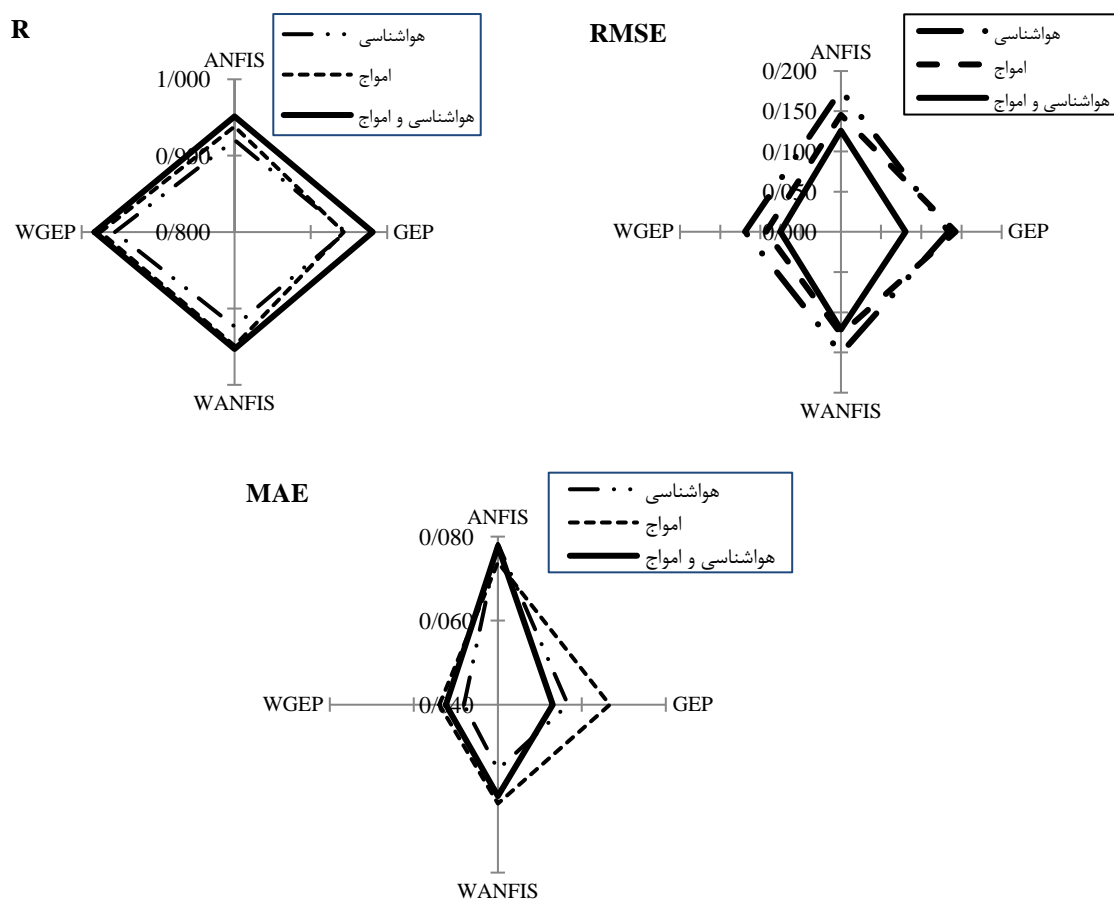
مدل‌های منفرد و ترکیبی-موجک

در گام اول بعد از تعیین متغیرهای امواج و هواشناسی مؤثر بر ارتفاع موج شاخص، متغیرهای منتخب سناریوبندی شدند. سناریوها شامل سه دسته ۱- امواج شامل متغیرهای تناوب موج و ارتفاع حداکثر موج، ۲- هواشناسی شامل متغیرهای سرعت تندباد، سرعت باد، رطوبت هوا و فشار هوا، و ۳- ترکیب سناریو امواج و هواشناسی شامل متغیرهای ارتفاع حداکثر موج، سرعت باد و سرعت تندباد، می‌باشد. معیار انتخاب متغیرهای مؤثر در این پژوهش معنی‌دار بودن ارتباط همبستگی پیرسون آن‌ها با متغیر ارتفاع موج شاخص در سطح ۰/۰۱ بوده است. در نهایت، مدل‌های منفرد سامانه استنتاجی

فازی-عصبی تطبیقی، برنامه‌ریزی بیان ژن و ترکیبی-موجک مدل‌های مذکور با گام‌های زمانی بدون تأخیر زمانی، ۱۲ و ۲۴ ساعته جهت تخمین ارتفاع موج شاخص در بندر امیرآباد، اجرا شدند. نتایج مدل‌های بهینه توسعه یافته منفرد و ترکیبی-موجک جهت تخمین ارتفاع موج شاخص در گام زمانی بدون تأخیر در جدول ۳ ارائه شده است. در اکثریت مدل‌های منفرد و ترکیبی-موجک سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی تابع عضویت نوع گوسی به عنوان تابع عضویت بهینه انتخاب گردید. همچنین، مقدار توابع برای متغیرهای ارتفاع حداکثر موج، سرعت باد، سرعت تندباد به ترتیب ۲، ۳ و ۳ به دست آمد. در شکل ۴ نتایج مدل‌های بهینه جهت تخمین ارتفاع موج شاخص در گام زمانی بدون تأخیر مقایسه شده است.

جدول (۳): نتایج مدل‌های بهینه توسعه یافته منفرد و ترکیبی-موجک جهت تخمین ارتفاع موج شاخص در گام زمانی بدون تأخیر.

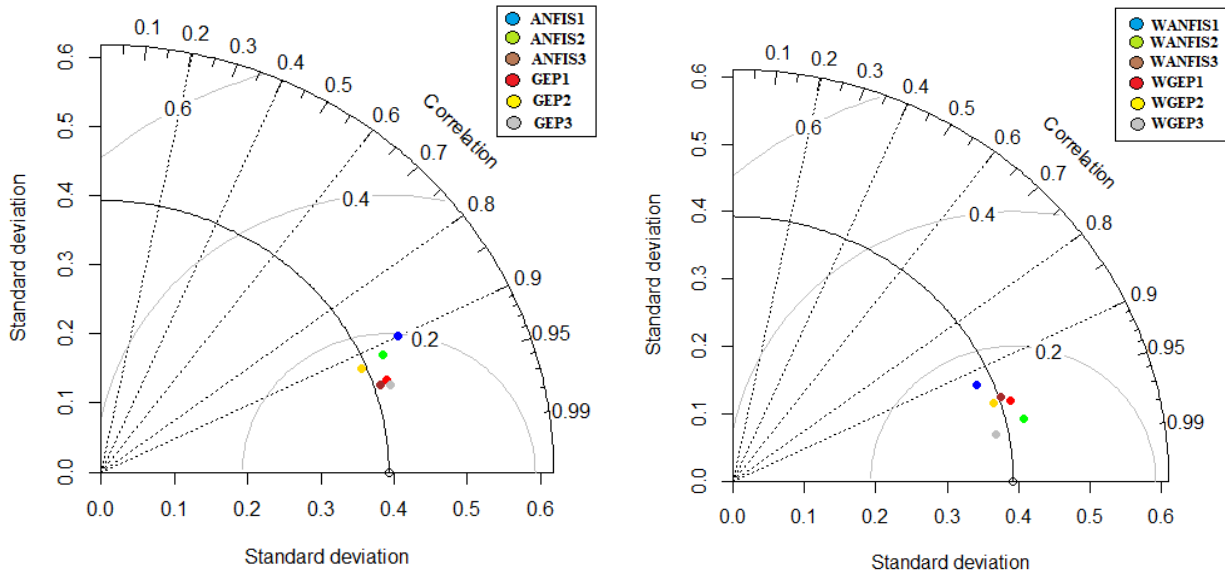
MAE	RMSE	R	مدل‌ها	نوع مدل	متغیرهای ورودی	شماره سناریو
m-متر	m-متر					
۰/۰۷۸	۰/۱۷۶	۰/۹۲۱	ANFIS (۲، ۲، گوسی)	منفرد	تناوب موج و ارتفاع حداکثر موج	۱
۰/۰۵۷	۰/۱۳۴	۰/۹۴۶	GEP	ترکیبی-موجک		
۰/۰۵۵	۰/۱۵۱	۰/۹۲۴	WANFIS (۲، ۲، گوسی)			
۰/۰۴۸	۰/۱۱۹	۰/۹۵۶	WGEP	منفرد	سرعت تندباد، سرعت باد، رطوبت هوا و فشار هوا	۲
۰/۰۷۴	۰/۱۴۶	۰/۹۳۸	ANFIS (۲، ۲، ۲، ۲، گوسی)			
۰/۰۶۷	۰/۱۴۳	۰/۹۴۳	GEP			
۰/۰۶۴	۰/۱۲۷	۰/۹۴۹	WANFIS (۲، ۲، ۲، ۲، مثلثی)	ترکیبی-موجک	ارتفاع حداکثر موج، سرعت باد و سرعت تندباد	۳
۰/۰۵۴	۰/۰۹۳	۰/۹۷۵	WGEP			
۰/۰۷۸	۰/۱۲۶	۰/۹۵۱	ANFIS (۲، ۳، ۲، گوسی)	منفرد		
۰/۰۵۳	۰/۰۸۱	۰/۹۸۱	GEP	ترکیبی-موجک		
۰/۰۶۲	۰/۱۲۱	۰/۹۵۳	WANFIS (۳، ۳، ۲، گوسی)			
۰/۰۵۲	۰/۰۷۵	۰/۹۸۳	WGEP			



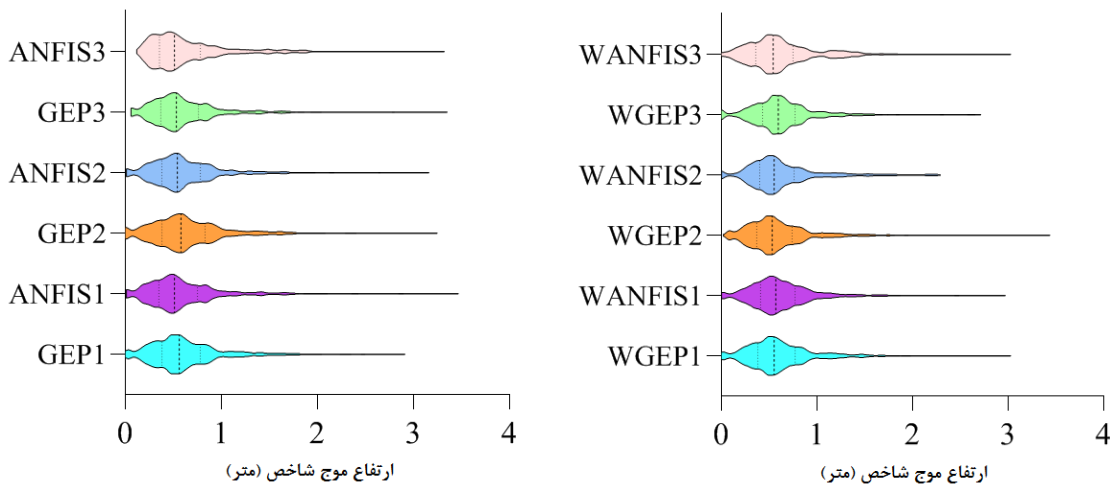
شکل (۴): مقایسه نتایج مدل‌های بهینه جهت تخمین ارتفاع موج شاخص در گام زمانی بدون تأخیر.

هوشناسی ۰/۹۸۳، ۰/۰۷۵ و ۰/۰۵۲ در مدل WGEP به دست آمد. نمودار ویولین برای مقایسه نحوه توزیع مقادیر ارتفاع موج شاخص تخمینی در گام زمانی بدون تأخیر برای مدل‌های منفرد و ترکیبی-موجک در شکل ۶ ارائه شده است. نمودارهای ویولین در نرم‌افزار Graph Pad 8.01 رسم شده است. همچنین، نتایج حاکی از این است که به علت اغتشاش-زدایی و حذف عدم قطعیت در داده‌ها، مدل‌های ترکیبی-موجکی نتایج بهتری را نسبت به مدل‌های منفرد ارائه داده‌اند. درصد بهبود عملکرد مدل‌های WGEP نسبت به GEP با در نظر گرفتن معیار RMSE به ترتیب برای سناریوهای اول تا سوم مقدار ۱۱٪، ۳۵٪ و ۷٪ بوده است.

نمودار تیلور یکی از مهم‌ترین نمودارهای مقایسه عملکرد مدل‌ها می‌باشد که بر اساس سه شاخص ضریب همبستگی، انحراف استاندارد و مقدار جذر میانگین مربعات خطا استوار است. نمودار تیلور جهت مقایسه عملکرد مدل‌های بهینه منفرد و ترکیبی-موجک در سه سناریو برای گام زمانی بدون تأخیر در شکل ۵ ارائه گردید. نمودارهای تیلور در محیط R کدنویسی شده است. نتایج نشان می‌دهد که به ترتیب سناریو شماره ۳ (ترکیب متغیرهای امواج و هوشناسی)، سناریو شماره ۲ (هوشناسی) و نهایتاً سناریو شماره ۱ (امواج) بهترین عملکردها را از خود نشان دادند. مقادیر شاخص‌های R، RMSE و MAE به ترتیب برای سناریو ترکیب امواج-



شکل (۵): نمودار تیلور جهت مقایسه عملکرد مدل‌های بهینه منفرد و ترکیبی-موجک در سه سناریو برای گام زمانی بدون تأخیر.



شکل (۶): نمودار ویولین برای مقایسه نحوه توزیع مقادیر ارتفاع موج شاخص تخمینی در گام زمانی بدون تأخیر.

می‌دهد که در مدل WGEP مقادیر شاخص‌های R ، $RMSE$ و MAE به ترتیب برای سناریو ترکیب امواج-هواشناسی برای گام‌های زمانی ۱۲ و ۲۴ ساعته به ترتیب $(0/902, 0/173)$ ، $(0/071, 0/884)$ ، $(0/186, 0/101)$ به دست آمد. نمودار مقادیر مشاهداتی و تخمینی برای مدل‌های ترکیبی-موجک در گام‌های زمانی ۱۲ و ۲۴ ساعته (سناریو برتر-شماره ۳) در شکل ۷ نشان داده شده است.

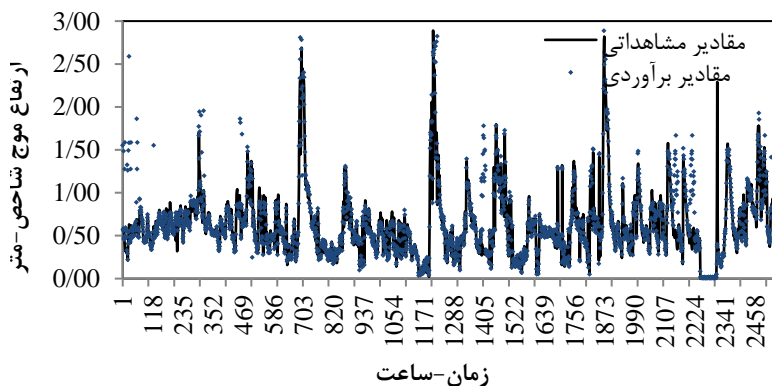
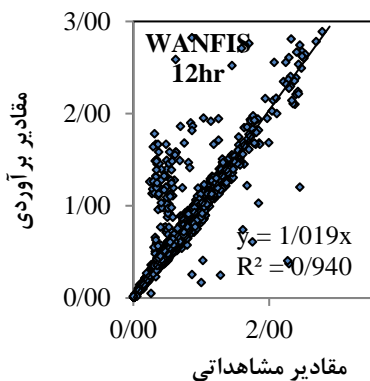
با توجه به برتر بودن مدل‌های ترکیبی-موجک نسبت به سایر مدل‌های منفرد و عملکرد برتر متغیرهای ورودی منتخب در سناریو سوم، در این مطالعه با به کارگیری مدل‌های مذکور تخمین ارتفاع موج شاخص برای تاخیرهای زمانی ۱۲ و ۲۴ ساعته انجام گرفت. نتایج مدل‌های بهینه توسعه یافته ترکیبی-موجک جهت تخمین ارتفاع موج شاخص در گام زمانی ۱۲ و ۲۴ ساعته در جدول ۴ ارائه شده است. نتایج نشان

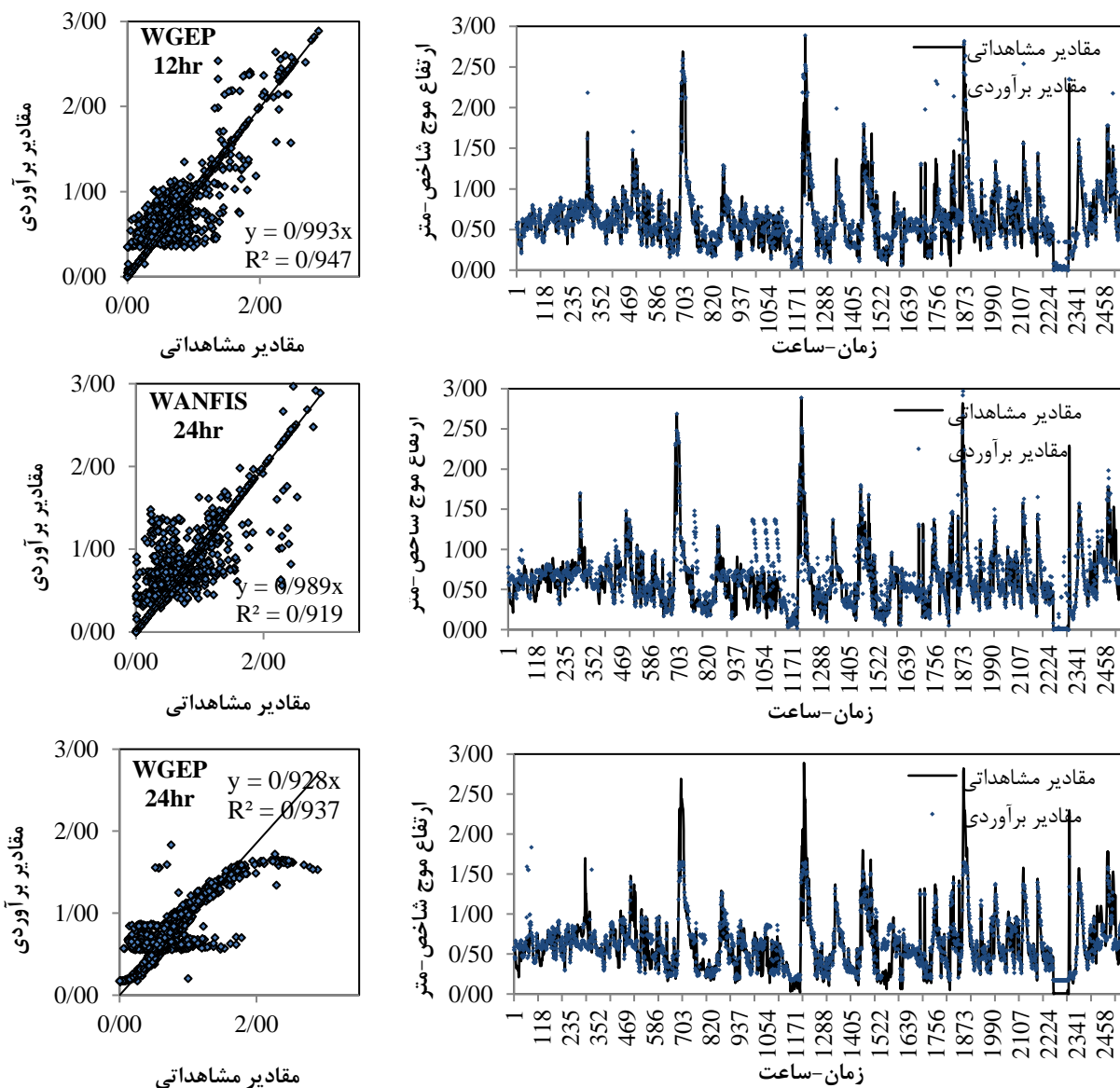
جدول (۴): نتایج مدل‌های بهینه توسعه یافته ترکیبی-موجک جهت تخمین ارتفاع موج شاخص در گام زمانی ۱۲ و ۲۴ ساعته.

MAE	RMSE	R	مدل‌ها	گام زمانی
m-متر ۰/۰۸۹	m-متر ۰/۱۹۱	۰/۸۹۵	WANFIS (۳، ۲، ۲)	۱۲ ساعته
۰/۰۷۱	۰/۱۷۳	۰/۹۰۲	WGEP	
۰/۱۰۳	۰/۲۱۷	۰/۸۴۵	WANFIS (۲، ۳، ۲)	۲۴ ساعته
۰/۱۰۱	۰/۱۸۶	۰/۸۸۴	WGEP	

ریزی بیان ژن، ابتدا ساختار (متغیرهای ورودی، هدف و مجموعه توابع) تعریف شده و سپس ساختار بهینه مدل و ضرایب طی فرآیند آموزش تعیین می‌شوند. همچنین، این مدل به طور خودکار می‌تواند متغیرهای ورودی که در مدل بیشترین تأثیر را دارند، انتخاب کند. روش برنامه‌ریزی بیان ژن یک روش جستجوی تصادفی بوده و امکان محبوس شدن جواب (مقادیر پارامترها) در نقاط بهینه موضعی در آن کمتر می‌باشد و به دلیل ساختار کروموزومی، توانایی تولید نسل و اغتشاش‌زدایی داده‌های بکار رفته عملکرد بهتری نسبت به ANFIS دارد. یکی از مهم‌ترین مزیت‌های روش برنامه‌ریزی بیان ژن نسبت به سایر روش‌های هوشمند ارائه رابطه ریاضی حاکم بر مسئله می‌باشد. در این مطالعه، روابط ریاضی مستخرج برای به کارگیری جهت تخمین میزان ارتفاع امواج شاخص در بندر امیرآباد در جدول ۵ ارائه شده است.

ترکیب متغیرهای هواشناسی و امواج با توجه به در نظر گرفتن رابطه بین متغیرهای هواشناسی و داده‌های امواج باعث افزایش تسلط پایداری در سری زمانی ارتفاع موج می‌گردد که در نتیجه دقت بالا در زمان‌های پیشروی طولانی‌تر را جهت تخمین امواج شاخص به همراه خواهد داشت. توجه به ارتباط بین متغیرهای امواج و هواشناسی با افزایش زمان تأخیر، اهمیت بیشتری پیدا می‌کند. از جمله دلایل محتمل برای ارتقاء کارایی مدل ترکیبی در مقایسه با مدل منفرد این است که در این مدل‌ها خصوصیات سری زمانی موج شاخص با استفاده از فرآیند تجزیه استخراج می‌شود و به این ترتیب یک سری غیرمستقل و غیرایستا به چندین سری مستقل و ایستا تبدیل می‌شود و نتایج قابل قبول‌تری را در سری زمانی دارند. همچنین، با ترکیب روش‌های منفرد و تئوری موجک مزایای آنها با هم ادغام شده و عملکرد مدل ارتقاء می‌یابد. در برنامه-





شکل (۷): مقادیر مشاهداتی و تخمینی برای مدل‌های ترکیبی-موجک در گام‌های زمانی ۱۲ و ۲۴ ساعته (سناریو برتر-شماره ۳).



جدول (۵): معادلات ریاضی مستخرج از روش ترکیبی برنامه‌ریزی بیان ژن-موجک جهت تخمین ارتفاع موج شاخص.

گام زمانی	رابطه ریاضی	ضرایب
بدون تأخیر زمانی	$\text{varTemp} = \sqrt{d(3)}$; $\text{varTemp} = \text{varTemp} + \sin(G2C1)$; $\text{varTemp} = \text{varTemp} + \sin(\frac{((d(2)*d(3))+d(2)*d(3))}{((G3C0-d(3))^3)})$;	$G1C0 = 7.47$; $G1C1 = 4.90$; $G2C0 = -3.63$; $G2C1 = 6.02$; $G3C0 = 7.11$; $G3C1 = -0.97$;
۱۲ ساعته	$\text{varTemp} = \text{atan}(\frac{((d(2)-d(1))-d(3))}{((d(2)*G1C1)-G1C0)})$; $\text{varTemp} = \text{varTemp} + \text{atan}(d(3))$; $\text{varTemp} = \text{varTemp} + \text{atan}(\frac{((d(2)-d(1))-d(3))}{(\exp(G3C1)-G3C0)})$;	$G1C0 = -7.43$; $G1C1 = 1.55$; $G2C0 = 9.08$; $G2C1 = 4.68$; $G3C0 = -8.10$; $G3C1 = -0.43$;
۲۴ ساعته	$\text{varTemp} = \sin(G1C0)$; $\text{varTemp} = \text{varTemp} + \sin(\text{atan}((d(2)-d(1))))$; $\text{varTemp} = \text{varTemp} + \text{atan}(\text{atan}(\sin(\sin(G3C1))) - \text{atan}((d(2)-d(1))))$;	$G1C0 = -5.01$; $G1C1 = -2.14$; $G2C0 = -1.36$; $G2C1 = -2.14$; $G3C0 = 5.02$; $G3C1 = -2.14$;

$d(1)$ ، $d(2)$ و $d(3)$ به ترتیب نشان‌دهنده متغیرهای سرعت باد، سرعت تندباد و ارتفاع حداکثر موج، می‌باشد.

حالی که بر اساس نتایج بدست آمده در تحقیق حاضر میانگین خطای مطلق برای مدل برتر WGEP در تأخیرهای زمانی ۱۲ و ۲۴ ساعته به ترتیب ۰/۱۷۳ و ۰/۱۸۶ متر بدست آمد. Afshin et al., (2021) با استفاده از روش‌های مختلف هوشمند در گام‌های زمانی بدون تأخیر تأخیر زمانی ۳ و ۶ ساعته به تخمین ارتفاع موج شاخص در بندر امیرآباد دریای خزر، پرداختند. نتایج مطالعات ایشان حاکی از بهبود عملکرد مدل WGEP نسبت به مدل GEP در گام‌های زمانی بدون تأخیر تأخیر زمانی ۳ و ۶ ساعته به میزان ۰/۳۲، ۰/۱۷ و ۰/۱۱ می‌باشد. نتایج تحقیق حاضر نشان می‌دهد که درصد بهبود عملکرد مدل‌های WGEP نسبت به GEP با در نظر گرفتن معیار RMSE به ترتیب برای سناریوهای امواج، هواشناسی و ترکیبی در گام زمانی بدون تأخیر مقدار ۰/۱۱، ۰/۳۵ و ۰/۷ بوده است که در مقایسه با نتایج تحقیقات قبلی قابل قبول بوده و همخوانی دارد.

نتیجه‌گیری

پیش‌بینی ارتفاع امواج می‌تواند چندین مزیت به همراه داشته باشد. به عنوان نمونه، بهینه‌سازی مسیرهای کشتی‌ها بر اساس پیش‌بینی ارتفاع امواج صورت می‌گیرد که از ورود کشتی‌ها به مناطق ناآرام جلوگیری می‌کند و در نتیجه زمان دریانوردی و هزینه‌های سوخت را کاهش داده و یا اطلاعات ارزشمندی را برای برنامه‌ریزی عملیات نظامی و آبی‌خاکی

بسیاری از شرایط هیدرولوژیک در دریاها به تغییر دما بستگی داشته و میزان این پارامتر عامل تعیین‌کننده مهمی در شرایط محیطی هر منطقه می‌باشد. همچنین، تغییرات دما و باد سطحی سبب تغییر چگالی آب دریا می‌شود. هنگامی که باد بر سطح اقیانوس می‌وزد، اصطکاک بین هوا و آب ایجاد می‌کند. این اصطکاک باعث می‌شود که آب‌های سطحی به صورت عمودی و افقی حرکت کنند که منجر به تشکیل امواج و جریان می‌شود. اختلاط عمودی ناشی از جریان‌های سطحی ناشی از باد می‌تواند آب سردتر و متراکم‌تر را از پایین به سطح بیاورد. این امر باعث افزایش تراکم کلی آب‌های سطحی می‌شود. برعکس، در مناطقی که اختلاط ناشی از باد کمتری وجود دارد، آب‌های سطحی ممکن است چگالی کمتری داشته باشند. هنگامی که آب‌های سطحی با آب لایه‌های عمیق‌تر مخلوط می‌شوند، می‌تواند منجر به توزیع مجدد گرما، نمک و سایر خواص در داخل اقیانوس شود. بنابراین، متغیرهای اقلیمی منطقه می‌تواند بر سناریوهای مختلف تأثیرگذار باشد. نتایج این مطالعه با نتایج مطالعات محققان Chen et al., (2021) و Feng et al., (2021) در زمینه کاربرد روش‌های هوشمند در تخمین امواج شاخص در یک راستا قرار دارد. Hu and Chu (2019) با استفاده از روش یادگیری ماشین مبتنی بر XGBoost به پیش‌بینی امواج دریاچه ایری^۱ در سال‌های ۲۰۱۶-۲۰۱۷ پرداختند. بر اساس نتایج ایشان میانگین خطای مطلق ارتفاع موج مابین ۰/۴۸-۰/۱۲ متر بدست آمد. در

¹ Lake Erie



موج شاخص در دریا‌های دیگر با اقلیم متفاوت پیشنهاد می‌گردد.

تقدیر و تشکر

این مقاله مستخرج از طرح پژوهشی می‌باشد. نویسندگان این مقاله از دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری (SANRU) به دلیل حمایت مالی، کمال تشکر را دارند (کد طرح: ۱۶-۱۴۰۱-۰۲).

فراهم می‌کند. لذا، در این مطالعه با به کارگیری انواع مدل‌های هوشمند به تخمین ارتفاع امواج شاخص پرداخته شد. نتایج حاکی از عملکرد قابل قبول روش‌های هوشمند در تخمین ارتفاع امواج می‌باشد. متغیرهای ترکیبی امواج و هواشناسی در تخمین ارتفاع موج شاخص بسیار مؤثر می‌باشد. همچنین، با توجه به اغتشاش‌زدایی در تئوری موجک، نتایج این مطالعه توانایی ارتقاء عملکرد مدل‌های ترکیبی-موجک را به اثبات رساند. در راستای این مطالعه، توسعه سایر مدل‌های هوشمند و کالیبره کردن مدل‌های توسعه یافته جهت تخمین ارتفاع

منابع

- Abbasi, A., K. Khalili, J. Behmanesh and A. Shirzad. 2019. Drought monitoring and prediction using SPEI index and gene expression programming model in the west of Urmia Lake. *Theoretical and Applied Climatology*, 138(1): 553-567.
- Afshin, N., A. Emadi, R. Fazl-ola and S. Zamanzad-Ghavidel. 2021. Prediction of Coastal Wave Height using Hybrid-Wavelet Methods of Artificial Intelligence (Case study: Amirabad Port of the Caspian Sea). *Journal of Watershed Management Research*, 12(24): 273-286.
- Akbarifard, S., H. Zarei and E. Zalaghi. 2017. Hourly and daily prediction of sea wave height In the Chabahar area. *Iranian journal of Ecohydrology*, 4(4): 1129-1140.
- Bu, J. and K. Yu. 2022. Significant Wave Height Retrieval Method Based on Spaceborne GNSS Reflectometry. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 19: 1-5.
- Cavaleri, L., S. Abdalla, A. Benetazzo, L. Bertotti, J. R. Bidlot, O. Breivik ... and A. J. van der Westhuysen. 2018. Wave modelling in coastal and inner seas. *Progress in oceanography*, 167: 164-233.
- Chen, D., F. Liu, Z. Zhang, X. Lu and Z. Li. 2021. Significant wave height prediction based on wavelet graph neural network. In 2021 IEEE 4th International Conference on Big Data and Artificial Intelligence (BDAI). IEEE, 80-85.
- Emadi, A., R. Sobhani, H. Ahmadi, A. Boroomandnia, S. Zamanzad-Ghavidel and H.M. Azamathulla. 2022. Multivariate modeling of river water withdrawal using a hybrid evolutionary data-driven method. *Water Supply*, 22(1): 957-980.
- Feng, Z., P. Hu, S. Li and D. Mo. 2022. Prediction of Significant Wave Height in Offshore China Based on the Machine Learning Method. *Journal of Marine Science and Engineering*, 10(6): 836.
- Gómez-Orellana, A. M., D. Guijo-Rubio, P. A. Gutiérrez and C. Hervás-Martínez. 2022. Simultaneous short-term significant wave height and energy flux prediction using zonal multi-task evolutionary artificial neural networks. *Renewable Energy*, 184: 975-989.
- Hu, H. and P. Chu. 2019. Predicting Lake Erie Wave Heights using XGBoost. arXiv preprint arXiv:1912.01786.
- Hu, H., Z. He, Y. Ling, J. Li, L. Sun, B. Li ... and W. Chen. 2022. A SOM-RBFnn-Based Calibration Algorithm of Modeled Significant Wave Height for Nearshore Areas. *Journal of Marine Science and Engineering*, 10(5): 706.
- Jain, P. and M. C. Deo. 2008. Artificial intelligence tools to forecast ocean waves in real time. *The Open Ocean Engineering Journal*, 1(1).
- Komijani, F., M. Montazeri Namin, M. Kebriaei, M.H. Nemati and H. Khalili. 2021. Verification of Bushehr shallow water wave simulation through local wind generation with artificial neural network technique. *Scientific-Research Journal of Hydrophysics*, 7(1): 1-19.

Lavidas, G. and V. Venugopal. 2018. Application of numerical wave models at European coastlines: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 92: 489-500.

Mahjoobi, J. and H. Ardalan Somghi. 2009. Prediction of parameters of wind-induced waves in the Caspian Sea using regression trees and artificial neural networks. *Journal of Marine Engineering*, 5(9): 65-71.

Mahdizadeh, M.M. and M.N. Kasbi. 2014. Estimation of Storm Surge Dominated Wave Height in Iranian Coastlines of Oman Sea. *Journal of Marine Science and Technology*. 13(1): 41-50.

Moritoh, S. and N. Takemoto. 2022. Expressing Hilbert and Riesz transforms in terms of wavelet transforms. *Integral Transforms and Special Functions*, 1-6.

Oh, J. and K.D. Suh. 2018. Real-time forecasting of wave heights using EOF-wavelet-neural network hybrid model, *Ocean Engineering*, 150: 48-59.

Olayode, I. O., L. K. Tartibu and F. J. Alex. 2023. Comparative Study Analysis of ANFIS and ANFIS-GA Models on Flow of Vehicles at Road Intersections. *Applied Sciences*, 13(2): 744.

Prahlada, R. and P.C. Deka. 2015. Forecasting of time series significant wave height using wavelet decomposed neural network, *Aquatic Procedia*. 4: 540-547.

Vaziri Lehagh, K., A. Mujtahedi, M. Sanayei and R. Hosseini. 2019. Assessing the ability of the Iranian PMODynamics model in simulating waves (case study of Bandar Gordim). *Seashore Transport Industry*, 5(1): 20-40.

Verma, A. K. and B. Gupta. 2022. A note on continuous fractional wavelet transform in \mathbb{R}^n . *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, 20(02): 2150050.

Wang, S., J. Lian, Y. Peng, B. Hu and H. Chen. 2019. Generalized reference evapotranspiration models with limited climatic data based on random forest and gene expression programming in Guangxi, China. *Agricultural Water Management*, 221: 220-230.

Zamanzad-Ghavidel, S., S. Fazeli, S. Mozaffari, R. Sobhani, M. A. Hazi and A. Emadi. 2022. Estimating of aqueduct water withdrawal via a wavelet-hybrid soft-computing approach under uniform and non-uniform climatic conditions. *Environment, Development and Sustainability*, 1-32.

Zhang, D. 2019. Wavelet transforms. In *Fundamentals of image data mining*. 35-44 pp., Springer, Cham, Germany.

Zhou, J., C. Li, C. A. Arslan, M. Hasanipanah and H. Bakhshandeh Amnieh. 2021. Performance evaluation of hybrid FFA-ANFIS and GA-ANFIS models to predict particle size distribution of a muck-pile after blasting. *Engineering with computers*, 37(1): 265-274.