



Evaluation of machine learning methods for predicting water level fluctuations in the southern coasts of the Caspian Sea using GRACE and GRACE-FO satellites

Mobin Eftekhari¹ | Mehdi Dastorani² | Ali Haji Elyasi³

1. Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Birjand, Birjand, Iran. E-mail: mobineftekhari@yahoo.com

2. Corresponding Author, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Birjand, Birjand, Iran. E-mail: mdastourani@birjand.ac.ir

3. School of Civil Engineering, College of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran. E-mail: alielyasi2015@gmail.com

Article Info

Article type:

Research Article

Article history:

Received 08 July 2024

Received in revised form 02 September 2024

Accepted 27 September 2024

Published online 20 December 2024

Keywords:

Caspian Sea,
Gravimetry satellite,
Machine learning,
Multivariate adaptive
Prediction,
Regression splines.

ABSTRACT

Sea level fluctuations have destructive effects on coastal cities, their environment, and climate. Therefore, identifying changes and fluctuations in sea levels and predicting them can aid in decision-making and proper management of resulting events and problems. This study focuses on modeling the time series of water level in the southern coasts of the Caspian Sea using GRACE and GRACE-FO satellite data, employing machine learning-based models such as Decision Tree (DT), Random Forest (RF), and Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS). For this purpose, GRACE and GRACE-FO satellite data from 2003 to 2023 were used. The results obtained from the remote sensing time series were correlated with data from the Anzali Port tide gauge station. Subsequently, water levels were simulated and predicted using machine learning models. Results showed that the JPL model with $R^2 = 0.788$ indicates an appropriate relationship between satellite data and ground data. Additionally, R^2 values for the three models DT, MARS, and RF were 0.545, 0.853, and 0.671, respectively, and NSE values were 0.64, 0.89, and 0.76 respectively, demonstrating the superior performance of the MARS model in simulation compared to others. Therefore, this model was used to predict water levels up to 2040, with evaluation criteria indicating the high efficiency of the MARS model. Predictions showed that in the worst-case scenario, sea level will decrease by 120 centimeters by 2040, leading to environmental damage and harm to marine industries and ports in coastal cities. The results of this study can be used as an effective tool in water resource management and long-term planning in the Caspian Sea coastal areas. Furthermore, these findings can greatly assist in assessing environmental and economic risks resulting from sea level changes and adopting appropriate strategies.

Cite this article: Eftekhari, M., Dastorani, M., & Haji Elyasi, A. (2024). Evaluation of machine learning methods for predicting water level fluctuations in the southern coasts of the Caspian Sea using GRACE and GRACE-FO satellites. *Journal of Natural Environment*, 77 (3), 453-466. DOI: <http://doi.org/10.22059/jne.2024.379065.2691>



ارزیابی روش‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی نوسانات تراز سطح آب سواحل جنوبی دریای خزر با استفاده از ماهواره GRACE و GRACE-FO

مبین افتخاری^۱ | مهدی دستورانی^۲ | علی حاجی الیاسی^۳

۱. گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران. رایانامه: mobineftekhari@birjand.ac.ir
۲. نویسنده مسئول، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران. رایانامه: mdastourani@birjand.ac.ir
۳. گروه مهندسی آب و سازه‌های هیدرولیکی، دانشکده کشاورزی، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: ali.elyasi@ut.ac.ir

اطلاعات مقاله	چکیده
نوع مقاله: مقاله پژوهشی	نوسانات تراز آب دریا تأثیرات مخربی بر شهرهای ساحلی و محیط زیست و اقلیم آنها دارد. بنابراین شناسایی تغییرات و نوسانات تراز سطح آب‌ها دریا و پیش‌بینی آن می‌تواند به تصمیم‌گیری‌ها و مدیریت صحیح رخدادهای مشکلات ناشی از آن کمک کند. در این مطالعه به مدل‌سازی سری زمانی تراز سطح آب سواحل جنوبی دریای خزر با استفاده از داده‌های ماهواره GRACE و GRACE-FO بکارگیری مدل‌های مبتنی بر یادگیری ماشین نظیر درخت تصمیم (DT)، جنگل تصادفی (RF) و رگرسیون تطبیقی چند متغیره اسپلاین (MARS) پرداخته شده است. بدین منظور از داده‌های ماهواره GRACE و GRACE-FO طی سال‌های ۲۰۰۳ تا ۲۰۲۳ استفاده شد. نتایج به‌دست‌آمده از سری زمانی به‌دست‌آمده از سنجش‌ازدور در مقایسه با داده‌های ایستگاه نوسان‌سنجی بندر انزلی مورد همبستگی قرار گرفتند و در ادامه با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین، تراز سطح آب مورد شبیه‌سازی و پیش‌بینی قرار گرفت. نتایج نشان داد که مدل JPL با $R^2 = 0.788$ بیانگر ارتباط مناسب داده‌های ماهواره‌ای با داده‌های زمینی است. همچنین مقادیر R^2 سه مدل MARS، DT و RF به ترتیب 0.545 ، 0.853 و 0.671 و NSE به ترتیب 0.189 و 0.76 به‌دست آمد که نشان‌دهنده عملکرد مناسب مدل MARS نسبت به سایرین در شبیه‌سازی است. از این رو در پیش‌بینی تراز سطح آب تا سال ۲۰۴۰ از این مدل استفاده شد که معیارهای ارزیابی آن حاکی از کارایی بالای مدل MARS است. پیش‌بینی‌ها نشان داد که در سال ۲۰۴۰ در بدترین شرایط تراز سطح آب دریا تا ۱۲۰ سانتی‌متر کاهش خواهد یافت که این اتفاق منجر به خسارات محیط‌زیستی و خسارت به صنایع دریایی و بنادر شهرهای ساحلی خواهد شد. نتایج این مطالعه می‌تواند به‌عنوان ابزاری کارآمد در مدیریت منابع آب و برنامه‌ریزی‌های بلندمدت در مناطق ساحلی دریای خزر مورد استفاده قرار گیرد. همچنین، این یافته‌ها می‌تواند در ارزیابی ریسک‌های محیط‌زیستی و اقتصادی ناشی از تغییرات سطح آب دریا و اتخاذ استراتژی‌های مناسب کمک شایانی نماید.
کلیدواژه‌ها: ماهواره ثقل‌سنجی، یادگیری ماشین، رگرسیون تطبیقی چند متغیره اسپلاین، دریای خزر، پیش‌بینی.	
تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۴/۱۸	
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۰۶/۱۲	
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۷/۰۶	
تاریخ انتشار: ۱۴۰۳/۰۹/۳۰	

استناد: افتخاری، م؛ دستورانی، مهدی؛ و حاجی الیاسی، علی (۱۴۰۳). ارزیابی روش‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی نوسانات تراز سطح آب سواحل جنوبی دریای خزر با استفاده از ماهواره GRACE و GRACE-FO. محیط زیست طبیعی، ۷۷ (۳)، ۴۶۶-۴۵۳.

DOI: <http://doi.org/10.22059/jne.2024.379065.2691>



مقدمه

یکی از مشکلات در سال‌های اخیر، نوسانات تراز سطح دریای خزر و تأثیرات مخرب آن بر تأسیسات سازه‌های دریایی، بندری شیلات، نیروگاه‌ها و نیز صدمات جبران‌ناپذیر محیط‌زیستی بوده است (Ardalan and Jafari, 2006). همچنین نوسانات تراز سطح آب دریای خزر تأثیرات زیادی بر کشورهای مجاور داشته است و از آنجا که اکثر شهرهای بزرگ در مجاور دریا قرار گرفته‌اند بنابراین بررسی نوسانات دریای خزر یک ضرورت می‌باشد. در گذشته، تعیین تغییرات درازمدت تراز آب دریا، به‌وسیله نوسان‌نگارهای ساحلی صورت می‌گرفت؛ هرچند این ایستگاه‌ها اطلاعات موضعی دقیقی از تراز آب دریا به‌دست می‌دهند، اما ترکیب اطلاعات این نوسان‌نگارها به‌دلیل مشکلات یکسان‌سازی مبنای ارتفاع کاری دشوار است در عین حال، استفاده از آنها مشکلات دیگری نیز به‌همراه دارد. از جمله این‌که نوسان‌نگارهای ساحلی، تنها محدوده اطراف خود را اندازه‌گیری می‌کنند، بنابراین خشکی و خطوط ساحلی اثرات زیادی بر روی داده‌های اندازه‌گیری شده دارند (Lebedev and Kostianoy, 2008). روش‌های دیگری نیز برای شناسایی نوسانات سطح آب‌ها استفاده گردیده است که از آن جمله می‌توان به استفاده از روش شناسایی و اندازه‌گیری‌های میدان ثقل زمین اشاره نمود.

تعیین میدان ثقل و متعاقباً ژئوئید یکی از اهداف اساسی ژئودزی می‌باشد ولی دانش و اطلاعات ما تا پیش از استفاده از داده‌های فضایی در این زمینه ناکافی و اندک بود. یکی از اولین دست‌آوردها در این زمینه تعیین میزان یخ بودن (Flattening) زمین با استفاده از مشاهدات مداری اولین ماهواره‌ها بود و بعد از آن ضرایب هارمونیک‌های کروی تا درجات محدودی به این روش محاسبه شدند. تا قبل از پرتاب اولین ماهواره‌های ارتفاع‌سنجی، مدل‌های جهانی ژئوپتانسیل زمین با استفاده از داده‌های گرانی‌سنجی زمینی و داده‌های ردیابی ماهواره‌ای از ایستگاه‌های زمینی تعیین می‌گردید (Poursharif, 2006). در این مدل قسمت جزئیات و فرکانس‌های بالای میدان ثقل زمین با استفاده از داده‌های گرانی‌سنجی زمینی و طول‌موج‌های بلند میدان ثقل از مشاهدات ردیابی ماهواره‌ها بهره می‌برند. جهت تحلیل نوسانات آب‌های موجود بر روی کره زمین می‌توان از ماهواره‌های متعدد ثقل‌سنجی استفاده کرد که یکی از مهم‌ترین و تخصصی‌ترین این ماهواره‌ها، ماهواره ثقل‌سنج دوقلوی GRACE و GRACE-FO می‌باشد که کمک بسیاری به محققین جهت پایش کمیت آب‌های موجود بر روی کره زمین می‌کند. با توجه به اینکه دریای خزر یکی از بزرگ‌ترین پهنه‌های آبی محصور بر کره زمین است و این دریاچه مرز مشترک آبی با پنج کشور را دارا می‌باشد بنابراین نوسانات آن تأثیر به‌سزایی بر زندگی ساحل‌نشینان این کشورها و اکوسیستم آبی منطقه می‌گذارد و بررسی و ارزیابی وضعیت نوسانات آن از اولویت‌های مهم می‌باشد. در این زمینه تحقیقات متعددی انجام گرفته است که به تعدادی از آن‌ها اشاره می‌گردد. Alizadeh Katk Lahijani (۲۰۰۳) به بررسی تأثیر نوسان تراز آب دریای خزر بر اکوسیستم‌های ساحلی پرداخته و تغییرات بلندمدت سطح خزر را براساس شواهد و مدارک موجود پیش‌بینی کرده است. Ghanghermeh و Malek (۲۰۰۵) مشخص کردند که تغییرات تراز آب دریای خزر تابع تغییرات ورودی رودخانه‌های منتهی به دریا و شدت تبخیر می‌باشد و نیز نوسان‌های ناگهانی کوتاه‌مدت ناشی از عوامل و مؤلفه‌های هواشناسی و هیدرولوژی است که به شرایط اقلیمی منطقه بستگی دارد. Ghanghermeh و Malek (۲۰۱۲) گزارشی در مورد نوسانات آب دریای خزر در سال آبی ۹۰-۱۳۸۹ و مؤلفه‌های محیطی مرتبط با آن پرداخته و علت نوسانات تراز آب دریای خزر را به کاهش میزان بارش در حوضه ولگا و همچنین کاهش میزان آبدهی رودخانه ولگا و رودخانه‌های دیگری که وارد دریای خزر می‌شود، بیان نمودند. Bani Hashemi و همکاران (۲۰۱۲) در مورد بررسی تغییرات سواحل جنوبی دریای خزر در اثر نوسانات آب دریا و عوامل انسانی با استفاده از داده‌های دورسنجی در دوره‌های زمانی ۱۳۶۲ و ۱۳۸۳ را مورد ارزیابی قرار دادند و نتیجه گرفتند که نواحی مختلف سواحل در اثر نوسانات دریا واکنش متفاوتی نشان می‌دهد. Yosefi Roshan (۲۰۱۳) نوسان سطح آب و کارایی حریم دریای خزر را در خط ساحلی محدوده شهرستان بابلسر مورد بررسی قرارداد و نتیجه گرفت که خط ساحلی بین سال‌های ۱۳۴۵ و ۱۳۹۲ بین ۵۰ تا ۱۰۰ متر پیشروی داشته و حریم ساحلی دریای خزر بین ۸۳ تا ۱۰۰ درصد به زیر آب رفته است و محدوده حریم ساحلی دریای خزر عملاً کارایی خود را از دست داده و ضرورت بازنگری در آن را الزامی دانست، از بین بردن تپه‌های ماسه‌ای در بابلسر بر توسعه فرآیندهای فرسایشی و پیشروی آب دریای خزر نقش اساسی داشته است. پیشروی ساخت‌وسازها به‌طرف دریا در طول ۵۰ سال اخیر شرایط نامساعد آسیب‌پذیری منطقه ساحلی را افزایش داده است. در پژوهشی Chen و همکاران (۲۰۱۷) به بررسی نوسانات دریای خزر طی سال‌های ۱۹۹۵ الی ۲۰۱۵ با استفاده از تغییرات CSL که شامل بارش، رواناب‌های

ورودی رودخانه‌ها و تبخیر می‌باشد، پرداختند. نتایج بیانگر افت قابل توجه و روند نزولی سطح آب دریای خزر طی سال‌های مطالعاتی می‌باشد که به صورت میانگین سالانه سطح دریا نزدیک به ۶ سانتی‌متر افت می‌کند. در تحقیقی دیگر Dehbashi و همکاران (۲۰۱۷) به تحلیل و پیش‌بینی نوسانات دریای خزر با استفاده از مدل‌های استوکستیک سری زمانی پرداختند. نتایج بیانگر ارتباط مستقیم بین نوسانات دریای خزر و دبی رودخانه‌هایی که به دریا می‌ریزد، بود. Salehpour و همکاران (۲۰۱۷) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به پیش‌بینی تراز سطح آب دریای خزر پرداختند. در این پژوهش از داده‌های ایستگاه‌های جزرومدسنج حاشیه دریای خزر استفاده شد که نتایج بیانگر این بود که افت محسوس در آینده در انتظار دریای خزر خواهد که همین امر نشان‌دهنده مؤثر بودن پژوهش حاضر جهت پیش‌بینی نوسانات آب دریای خزر و افت نزولی آن با استفاده از ماهوارهٔ ثقل‌سنج GRACE می‌باشد. Babagholi Mat Kelaei (۲۰۱۸) به تحلیل نوسانات خزر پرداخت. در این پژوهش با استفاده از داده‌های ترازسنج بندر انزلی و NeftyanyeKamni طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۸ بیان داشتند که افت تراز سطح آب دریای خزر از عوامل متعددی از جمله کاهش بارش، افزایش دما و افت دبی رودخانه‌ها و رودی به خزر می‌باشد. همچنین در پژوهشی Hosseini و Banihashemi and (۲۰۱۸) به بررسی تغییر اقلیم بر نوسانات دریای خزر پرداختند. یافته‌های این پژوهش بیانگر افت دبی رودخانه‌های جنوبی به دریای خزر و افزایش دمای دریای خزر که نتیجه آن تبخیر بسیار می‌باشد، یکی از عوامل افت نزولی این دریاچه شده است. بررسی تحقیقات انجام شده نشان می‌دهد ارزیابی وضعیت نوسانات آب دریاچهٔ خزر همواره مورد اهمیت بوده و تلاش‌ها در راستای شناسایی اثرات نوسانات و ارتباط آن با عوامل تأثیرگذار بوده است.

این مطالعه به دنبال ارزیابی و مقایسهٔ کارایی سه روش یادگیری ماشین شامل درخت تصمیم (DT)، جنگل تصادفی (RF) و رگرسیون تطبیقی چندمتغیرهٔ اسپلاین (MARS) در پیش‌بینی نوسانات تراز سطح آب سواحل جنوبی دریای خزر با استفاده از داده‌های سنسجش از دور است. برای اولین بار است که در تحقیقات مربوط به شبیه‌سازی دریای خزر از داده‌های GRACE-FO در ترکیب با داده‌های ماهوارهٔ GRACE استفاده می‌شود و این ترکیب داده‌ها در مطالعات پیشین مورد توجه قرار نگرفته است. هدف اصلی این مطالعه، تعیین مدل بهینه برای شبیه‌سازی دقیق تراز آب دریا و ارائهٔ پیش‌بینی‌های بلندمدت تا سال ۲۰۴۰ می‌باشد. این تحقیق همچنین به دنبال بررسی روند تغییرات تراز آب دریای خزر و ارزیابی پیامدهای احتمالی این تغییرات بر محیط‌زیست و اقتصاد منطقه است. نتایج این مطالعه می‌تواند به مدیران و تصمیم‌گیرندگان در اتخاذ استراتژی‌های مناسب برای مدیریت پایدار منابع آبی و سازگاری با تغییرات آبی کمک کند.

بنابراین سوالات اصلی این تحقیق شامل موارد زیر می‌باشد:

۱- روند تغییر تراز آب دریای خزر چگونه است و کدام مدل یادگیری ماشین عملکرد بهتری در شبیه‌سازی آن با استفاده از داده‌های سنسجش از دور دارد؟

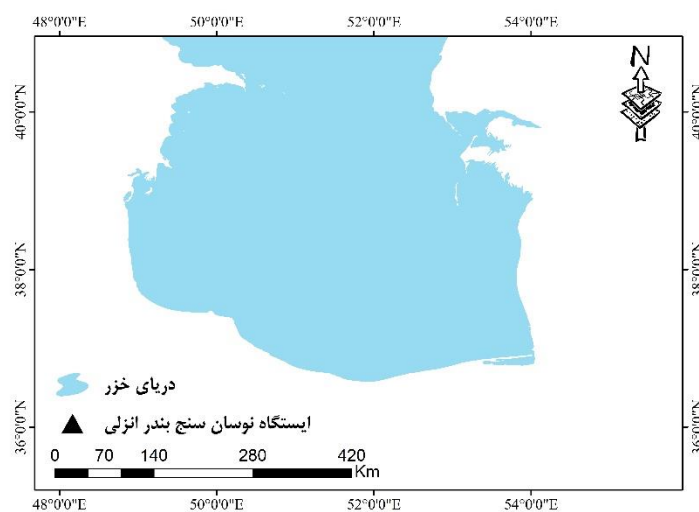
۲- تراز آب دریای خزر در بلندمدت چگونه تغییر می‌کند و کدام یک از مدل‌های یادگیری ماشین عملکرد بهینه‌تری در این زمینه دارد؟

۳- آیا ترکیب داده‌های ماهوارهٔ GRACE و GRACE-FO که برای اولین بار انجام شده است؛ می‌تواند نتایج رضایت‌بخشی را برای شبیه‌سازی تراز آب دریای خزر به وجود آورد یا خیر؟

همچنین فرضیهٔ اصلی این مطالعه بر این اساس است که روش‌های یادگیری ماشین، به‌ویژه مدل رگرسیون تطبیقی چندمتغیرهٔ اسپلاین (MARS)، قابلیت بالایی در پیش‌بینی دقیق نوسانات تراز سطح آب دریای خزر دارند. انتظار می‌رود که این روش‌ها، با استفاده از داده‌های ماهواره‌های GRACE و GRACE-FO، بتوانند الگوهای پیچیده و غیرخطی تغییرات سطح آب را به خوبی مدل‌سازی کنند. همچنین، فرض بر این است که تراز آب دریای خزر در سال‌های آینده روند نزولی خواهد داشت، که می‌تواند پیامدهای قابل توجهی بر اکوسیستم و فعالیت‌های انسانی در منطقه داشته باشد. آزمون این فرضیه‌ها می‌تواند به درک بهتر دینامیک تغییرات سطح آب دریای خزر و ارائهٔ پیش‌بینی‌های قابل اعتماد برای برنامه‌ریزی‌های آینده کمک کند.

روش‌شناسی پژوهش

معرفی منطقه مطالعاتی: دریای خزر بزرگ‌ترین پهنه آبی محصور در خشکی است که از جنوب به ایران، از شمال به روسیه، از غرب به جمهوری آذربایجان و از شرق به جمهوری‌های ترکمنستان و قزاقستان محدود می‌شود. این دریاچه با طول تقریبی ۱۲۰۰ کیلومتر و عرض متوسط ۳۲۰ کیلومتر و مساحت ۴۳۸۰۰۰ کیلومترمربع و حجم ۷۷۰۰۰۰ کیلومتر مکعب بزرگ‌ترین دریاچه آب نسبتاً شیرین جهان است. سطح دریای خزر در حدود ۲۸ متر پایین‌تر از سطح دریاهای آزاد است، حدود ۱۳۰ رودخانه به این دریا می‌ریزند که اکثر آن‌ها از شمال غربی به دریا می‌پیوندند. بزرگ‌ترین آنها رود ولگا است که هرسال به‌طور میانگین ۲۴۱ کیلومتر مکعب آب را وارد دریای خزر می‌کند، تراز آب دریای خزر در گذشته نزدیک بارها در محدوده تراز ۲۴- متر تا ۲۸- متر نوسان داشته است از آنجا که تغییرات تراز آب دریای خزر در کوتاه‌مدت عموماً مقدار زیادی است، بنابراین بررسی و پیش‌بینی تغییرات تراز سطح آب دریای خزر بسیار مهم است (Kosarev et al., 2009). شکل ۱ بیانگر موقعیت دریای خزر و موقعیت ایستگاه نوسان سنج تراز آب دریای خزر می‌باشد.



شکل ۱- موقعیت دریای خزر و ایستگاه نوسان سنج بندر انزلی

پردازش تصاویر GRACE و GRACE-FO: زوج ماهواره ثقل‌سنجی GRACE در ۱۷ مارچ ۲۰۰۲ توسط دو سازمان NASA و DLR از ایستگاهی واقع در روسیه به فضا پرتاب شد. مأموریت علمی آن در ۲۷ اکتبر ۲۰۱۷ به پایان رسید. مأموریت GRACE شامل ۲ ماهواره هم‌مدار در ارتفاع ۴۵۰ کیلومتری از سطح زمین و با زاویه ۸۹/۵ درجه بود. فاصله تقریبی دو ماهواره از یکدیگر تقریباً ۲۲۰ کیلومتر بود. اندازه‌گیری لحظه‌ای فاصله و سرعت نسبی بین دو ماهواره توسط یک سیستم راداری در باند K و با دقت ۱ $\mu\text{m/s}$ انجام می‌شد (Tapley et al., 2004). با توجه به موفقیت مأموریت GRACE، ناسا و DLR تصمیم گرفتند مأموریت جدیدی با عنوان GRACE-FO را آغاز کنند. این مأموریت شامل یک جفت ماهواره جدید است که در می ۲۰۱۸ به فضا پرتاب شدند. ماهواره‌های GRACE-FO از فناوری پیشرفته‌تری نسبت به نسل قبلی برخوردار هستند، از جمله سیستم لیزری فوق دقیق برای اندازه‌گیری فاصله بین دو ماهواره که دقت داده‌ها را به میزان قابل توجهی افزایش می‌دهد.

تغییراتی که در توزیع جرم زمین رخ می‌دهد سبب ایجاد تغییر در میدان ثقل آن می‌گردد. بنابراین با اندازه‌گیری تغییرات میدان ثقل می‌توان به تغییرات ایجادشده در توزیع جرم پی برد و همچنین کاهش و افزایش جرم در یک منطقه را تعیین نمود. برای بررسی میدان ثقل زمین در بازه‌های زمانی متفاوت، می‌توان از ماهواره ثقل‌سنجی GRACE و GRACE-FO استفاده کرد. ابتدا از یک مدل هیدرولوژی جهت تعیین وضعیت بهینه سطح زمین و حذف اثرات هیدرولوژی استفاده می‌شود. ماهواره GRACE و GRACE-FO از مدل GLDAS^۱ برای این منظور استفاده می‌کند. در مرحله بعد با ترکیب پارامترهای خروجی مدل GLDAS، اثرات هیدرولوژیکی تعیین می‌شوند. سپس ضرایب هارمونیک کروی محاسبه می‌شوند؛ و در نهایت اثرات هیدرولوژیکی از روی این

^۱Global Land Data Assimilation System

ضرایب حذف می‌گردند (Wahr *et al.*, 1998). در مرحله بعد اختلاف ضرایب هارمونیک کروی^۲ که اثرات هیدرولوژی از روی آن برداشته شده با ضرایب به دست آمده از ماهواره GRACE و GRACE-FO محاسبه می‌شود. در مرحله آخر یک تبدیل کوچک جهت Filtering اعمال می‌شود تا تغییرات آب‌های موجود برآورد گردد. تغییرات به دست آمده از ضرایب هارمونیک ماهیانه را می‌توان به نوسانات آب در منطقه مورد مطالعاتی مطابق رابطه ۱ تبدیل کرد.

$$\Delta\sigma(\theta, \lambda) = \frac{a \cdot \rho_{ave}}{3} \sum_{n=0}^{\infty} \sum_{m=0}^n \frac{2n+1}{1+k_n} \cdot \bar{P}_{nm}(\cos(\theta)) \cdot (\Delta J_{nm} \cos m\lambda + \Delta K_{nm} \sin m\lambda) \quad \text{رابطه ۱}$$

که در این رابطه $\rho_{ave}=5517 \text{ Kg/m}^3$: میانگین جرم حجمی سطحی زمین، k_n : اعداد لاو، ΔJ_{nm} و ΔK_{nm} تغییرات ماهانه ضرایب هارمونیک کروی و \bar{P}_{nm} : توابع نرمالیزه لژاندار می‌باشد.

جهت بهبود برآورد میدان ثقل کره زمین می‌توان ضریب W_n را در معادله ۱ وارد کرد تا معادله ۲ حاصل گردد (Wahr *et al.*, 1998).

$$\Delta\sigma(\theta, \lambda) = \frac{a \cdot \rho_{ave}}{3} \sum_{n=0}^{\infty} \sum_{m=0}^n \frac{2n+1}{1+k_n} \cdot W_n \cdot \bar{P}_{nm}(\cos(\theta)) \cdot (\Delta J_{nm} \cos m\lambda + \Delta K_{nm} \sin m\lambda) \quad \text{رابطه ۲}$$

$$b = \frac{\ln 2}{1 - \cos\left(\frac{r}{a}\right)} \quad \text{رابطه ۳}$$

$$W_0 = \frac{1}{2\pi} \quad \text{رابطه ۴}$$

$$W_1 = \frac{1}{2\pi} \left(\frac{1 + e^{-2b}}{1 - e^{-2b}} - \frac{1}{b} \right) \quad \text{رابطه ۵}$$

$$W_{n+1} = -\frac{2n+1}{b} W_n + W_{n-1} \quad \text{رابطه ۶}$$

در معادله شماره ۳ مقدار r : شعاع میانگین‌گیری، a : شعاع متوسط زمین می‌باشد. رابطه ۴ نیز رابطه بازگشتی برای محاسبه کرنل میانگین‌گیری W می‌باشد که با تغییرات شعاع میانگین‌گیری مقدار آن نیز تغییر می‌کند. پاسخ رابطه ۲ نیز آنالومی دانسیته سطحی می‌باشد که با تقسیم بر دانسیته آب، نوسانات ارتفاعی آب برای منطقه مورد مطالعه به دست می‌آید. لازم به ذکر است، در این مطالعه پردازش داده‌های ثقل‌سنجی ماهواره GRACE و GRACE-FO در موتور پردازشگر Google Earth Engine و با استفاده از الگوریتم ارائه شده توسط JPL انجام شده است.

فرآیند شبیه‌سازی و پیش‌بینی تراز آب دریا: در دو دهه اخیر، ماشین‌های یادگیری از نسل جدید تکنیک‌های داده‌کاوی به شدت توسعه یافته‌اند. این ماشین‌ها می‌توانند به منظور کشف و استخراج دانش از پایگاه داده‌ها و همچنین ایجاد مدل‌های پیش‌بینی استفاده شوند (Shouval *et al.*, 2014). هدف اصلی این ماشین‌های یادگیری، یافتن یک عملکرد مفید تقریبی است که ارتباط بین متغیرهای ورودی و نتایج مورد نظر را نشان دهد (Wang *et al.*, 2022). در این تحقیق، سه مدل یادگیری ماشین، شامل جنگل تصادفی (RF)، رگرسیون تطبیقی چند متغیره اسپلاین (MARS) و درخت تصمیم (DT) برای پیش‌بینی نوسانات آب دریای خزر استفاده شده است.

روش جنگل تصادفی یک رویکرد نوین و قدرتمند در حوزه فناوری داده‌کاوی است که بهبود چشمگیری در این زمینه داشته است. تکنیک جنگل تصادفی به‌عنوان یک مدل گسترش‌یافته از روش طبقه‌بندی و رگرسیون درختی CART توسعه یافته است (Ziegler and König, 2014). به‌عبارت دیگر، جنگل تصادفی یک روش یادگیری مبتنی بر دسته‌های درختی است. این روش قادر به یادگیری الگوهای پیچیده و در نظر گرفتن ارتباطات غیرخطی بین متغیرهای توضیحی و وابسته است (Loupe, 2014). فرآیند آموزش درخت با یک فرآیند تکرارپذیر شروع می‌شود که از گره ریشه شروع شده و در گره‌های نهایی (برگ‌ها) ختم می‌شود. سپس نمونه جدیدی انتخاب شده و برای آموزش یک درخت دیگر استفاده می‌شود. هنگامی که درخت کامل شد، یک مجموعه از قوانین تصمیم‌گیری برای تخمین داده جدید استخراج می‌شود (Genuer *et al.*, 2020). روش جنگل تصادفی نسبت به روش‌های

²Spherical Harmonic Coefficients

دیگر دارای مزایایی از قبیل دقت پیش‌بینی بالا، توانایی در یادگیری روابط غیرخطی، توانایی بالا در تعیین متغیرهای مهم در پیش‌بینی و ماهیت غیرپارامتری است (Matin et al., 2018).

الگوریتم درخت تصمیم یکی از قوی‌ترین و پرکاربردترین الگوریتم‌های یادگیری ماشین است که در داده‌های دسته‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شود (Charbuty and Abdulazeez, 2021). این الگوریتم از ساختار درختی برای نمایش تصمیمات و ترکیب آن‌ها براساس ویژگی‌های ورودی بهره می‌برد و به‌سادگی قابل تفسیر است (Barros et al., 2011). ساختار درخت شامل گره‌های ریشه، داخلی و برگ‌ها است که به‌ترتیب داده‌ها را براساس ویژگی‌های مختلف تقسیم می‌کنند (Patel and Prajapati, 2018). هر گره درخت تصمیم، براساس یک ویژگی انتخابی تصمیم می‌گیرد و فرآیند تصمیم‌گیری از ریشه شروع شده و با تقسیم مکرر داده‌ها به گره‌های فرعی ادامه می‌یابد (Zhu et al., 2018). روند آموزش درخت تصمیم شامل انتخاب بهینه ویژگی، تقسیم داده‌ها براساس این ویژگی، و تکرار این فرآیند تا ایجاد گره‌های برگ می‌شود (Rai et al., 2016). این الگوریتم با اینکه به‌سادگی قابل تفسیر است و در داده‌های بدون تباهی عملکرد خوبی دارد، اما ممکن است بیش برآزش و حساسیت به تغییرات کوچک در داده‌ها صورت گیرد (Hilarario et al., 2006). در کل، الگوریتم درخت تصمیم به‌عنوان یک ابزار قدرتمند در تصمیم‌گیری مسائل پیچیده شناخته می‌شود.

الگوریتم رگرسیون تطبیقی چندمتغیره اسپلاین (MARS) یک روش رگرسیون غیرپارامتریک و انعطاف‌پذیر است که برای مدل‌سازی روابط پیچیده بین متغیرهای مستقل و وابسته بکار می‌رود. این الگوریتم توسط جری فریدمن در اوایل دهه ۱۹۹۰ معرفی شد (Friedman, 1991). MARS از ترکیب تابع‌های پایه اسپلاین برای ساخت یک مدل رگرسیون استفاده می‌کند. فرآیند آن با انتخاب تصادفی زیرمجموعه‌هایی از متغیرهای مستقل آغاز می‌شود. سپس از این زیرمجموعه‌ها برای ساخت توابع پایه اسپلاین استفاده می‌کند و آنها را باهم ترکیب می‌کند تا یک مدل رگرسیون غیرخطی بسازد. این فرآیند به‌صورت تکراری انجام می‌شود تا بهترین مدل ممکن حاصل شود (Milborrow, 2016). یکی از ویژگی‌های منحصر به فرد MARS این است که می‌تواند روابط پیچیده غیرخطی را با دقت بالا مدل‌سازی کند. همچنین این الگوریتم نسبت به نویز و داده‌های پرت مقاوم است که به افزایش دقت پیش‌بینی کمک می‌کند. علاوه بر این، مدل‌های MARS به‌صورت ترکیبی از توابع پایه ساده ارائه می‌شوند که تفسیر آن‌ها آسان است (Friedman, 1991). MARS در زمینه‌های مختلفی مانند پیش‌بینی اقتصادی، مدل‌سازی مالی، تشخیص بیماری‌ها و غیره کاربرد دارد. این الگوریتم انعطاف‌پذیری و قدرت بالایی در مدل‌سازی روابط پیچیده دارد که آن را به یک ابزار محبوب در حوزه یادگیری ماشین و داده‌کاوی تبدیل کرده است (Kuhn and Johnson, 2013).

در این مطالعه به‌منظور شبیه‌سازی و پیش‌بینی تراز آب دریای خزر براساس داده‌های مشاهداتی و داده‌های به‌دست آمده از سنسور از دور از مدل‌های مذکور یادگیری ماشین استفاده شده است. به‌همین منظور برای انجام مدل‌سازی از داده‌های ترکیبی حاصل از ماهواره GRACE و GRACE-FO از سال ۲۰۰۷ الی ۲۰۲۳ در محیط Google Earth Engine استفاده شده است. از طرفی دیگر، داده‌های مشاهداتی تراز آب دریای خزر نیز در همین بازه زمانی از سازمان بنادر و دریانوردی جمع‌آوری شد. لازم به ذکر است داده‌های این ماهواره از سال ۲۰۰۳ موجود است اما به‌دلیل اینکه داده‌های مشاهداتی از سال ۲۰۰۷ در دسترس قرار گرفتند، بنابراین مدل‌سازی از این سال انجام شد. به‌منظور مدل‌سازی تراز آب دریای خزر و بررسی عملکرد آنها، با توجه به داده‌های جمع‌آوری شده، داده‌ها به دو دسته تقسیم شدند: داده‌های مرحله آموزش و داده‌های مرحله آزمایش. ۷۰ درصد از کل داده‌ها برای آموزش مدل اختصاص یافته که به‌منظور واسنجی مدل استفاده شدند و ۳۰ درصد باقی‌مانده به‌عنوان داده‌های آزمون برای صحت‌سنجی مدل مورد استفاده قرار گرفتند (Eslaminezhad et al., 2022). لازم به ذکر است، الگوریتم‌های یادگیری ماشین در این مطالعه در محیط پایتون اجرا شدند. شرط لازم برای توقف مدل‌ها در محیط برنامه‌نویسی وابسته به مقدار معیار نش-ساتکلیف بود. به‌طوری که مدل در طی تکرارهای متوالی تا زمانی که مقدارش بیش از ۰/۵ نشود، که براساس Moriasi و همکاران (۲۰۱۵) مقدار قابل قبول برای شبیه‌سازی هست، ادامه می‌یابد و از طرفی، وقتی بیشترین مقدار این معیار یافت شد، مدل‌سازی متوقف می‌شود. سپس با بررسی سایر معیارهای عملکرد مدل، بهترین مدل شبیه‌سازی تراز آب مشخص شد و پس از آن با استفاده از مدل برتر به پیش‌بینی نوسانات تراز آب دریای خزر به‌صورت سری زمانی ماهانه برای ۱۷ سال آینده (تا سال ۲۰۴۰) پرداخته می‌شود.

بررسی کارایی روش‌ها

برای ارزیابی مدل‌های مورد استفاده در شبیه‌سازی، از چندین معیار آماری استفاده شد. این معیارها شامل ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، نش-ساتکلیف (NSE) و ضریب همبستگی (R^2) می‌باشند. این معیارها به ترتیب با فرمول‌های ۷ تا ۹ تعریف شده‌اند (Honarbaksh et al., 2019).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{n}} \quad \text{رابطه ۷}$$

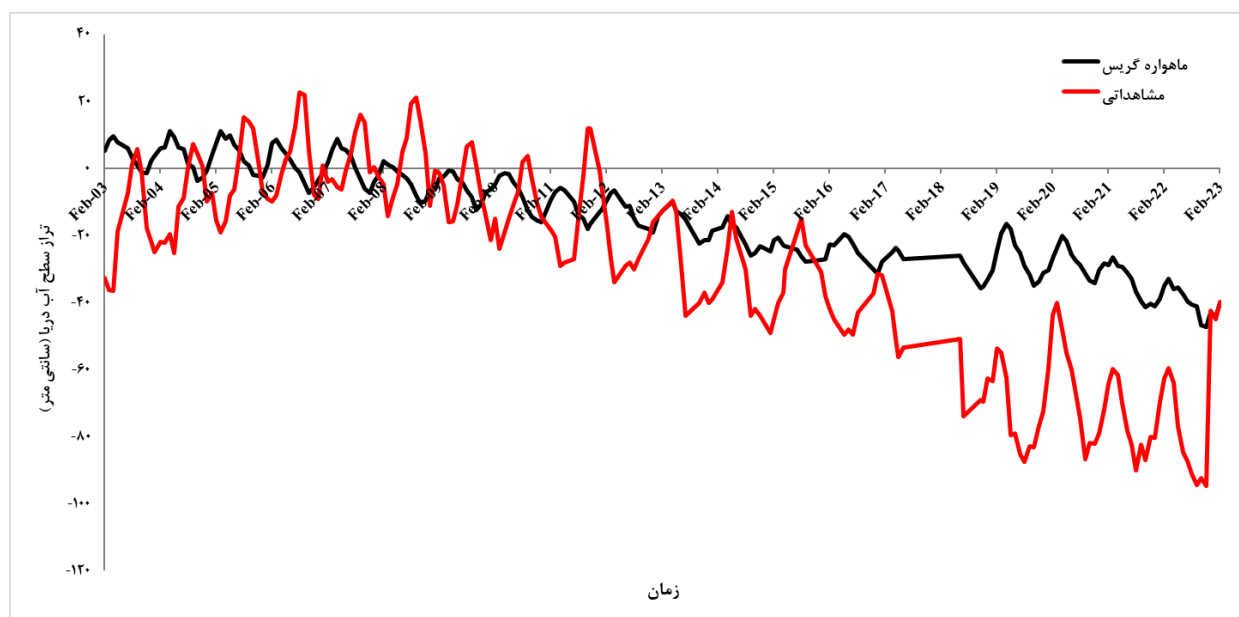
$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad \text{رابطه ۸}$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (OBS_i - SIM_i)^2}{\sum_{i=1}^n (OBS_i - \bar{OBS})^2} \quad \text{رابطه ۸}$$

در فرمول‌های ۷ و ۸، n : تعداد کل نقاط مورد بررسی را نمایان می‌کند و O و P به ترتیب میانگین مقادیر مشاهده شده و میانگین مقادیر پیش‌بینی شده را نمایان می‌سازند. همچنین، O_i و P_i به ترتیب مقادیر مشاهده شده و مقادیر پیش‌بینی شده با استفاده از مدل در نقطه i ام هستند. در فرمول ۹ نیز OBS_i : مقدار مشاهداتی و SIM_i : مقدار پیش‌بینی و \bar{OBS} : میانگین مقادیر مشاهده است. ضریب NSE: بیان‌کننده آن است که مدل‌های انتخابی چه عملکردی از لحاظ پیش‌بینی دارند که هر چه این ضریب به عدد ۱ نزدیک‌تر باشد بیانگر مناسب بودن مدل جهت پیش‌بینی است. همچنین شاخص RMSE: نشان‌دهنده میزان دقت مدل است که هر چه مقدار آن بیشتر باشد، مدل عملکرد بهتری در مدل‌سازی دارد. مقدار شاخص R^2 نیز بیانگر میزان ارتباط بین داده‌های مشاهداتی با مدل‌سازی است که هر چه این شاخص به یک نزدیک‌تر باشد، مدل شبیه‌سازی بهتری انجام خواهد داد.

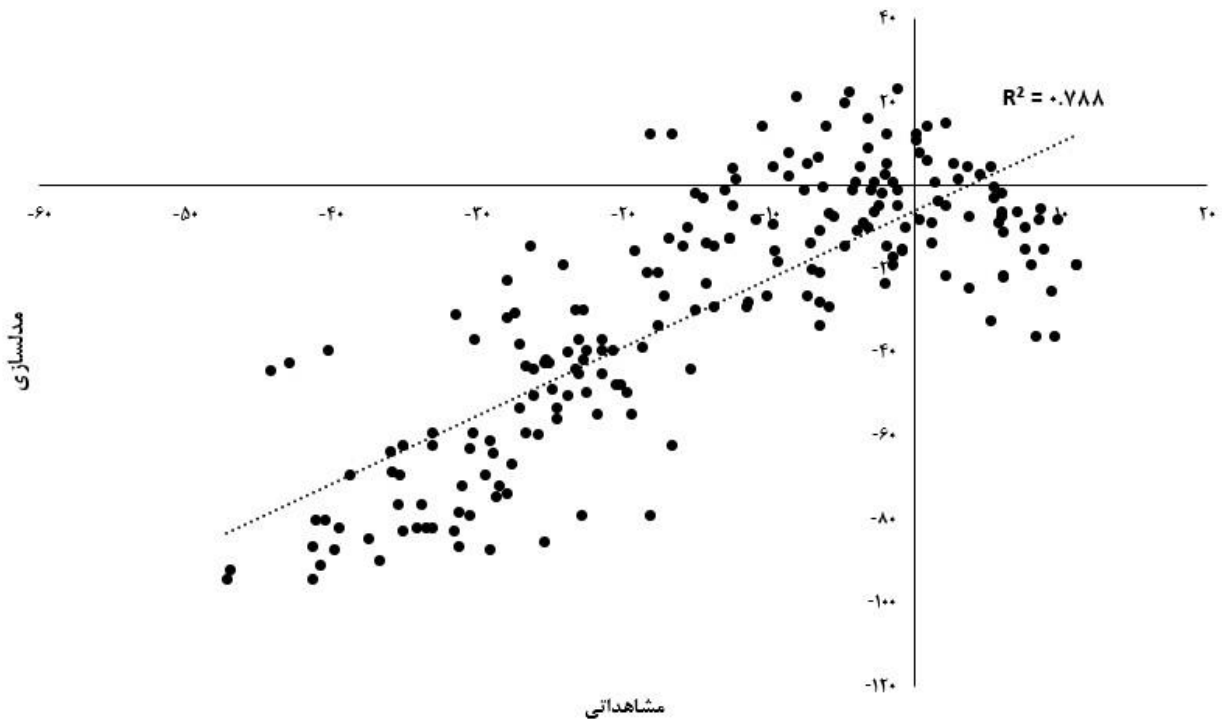
یافته‌های پژوهش

تغییرات تراز آب دریای خزر به صورت ماهانه و برحسب سانتی‌متر با استفاده از داده‌های ماهواره GRACE-FO و GRACE با استفاده از الگوریتم JPL به دست آمده که نتایج آن‌ها در شکل ۲ ارائه شده است. بازه زمانی تغییرات، مربوط به سال‌های ۲۰۰۳ تا ۲۰۲۳ می‌باشد. همچنین داده‌های نوسانات ایستگاه نوسان‌سنج بندر انزلی نیز در شکل نشان داده شده است.



شکل ۲- مقایسه سری زمانی ماهانه نوسانات تراز آب دریای خزر با استفاده از داده‌های سنجش‌ازدور و الگوریتم JPL با داده‌های نوسان‌سنجی ایستگاه بندر انزلی

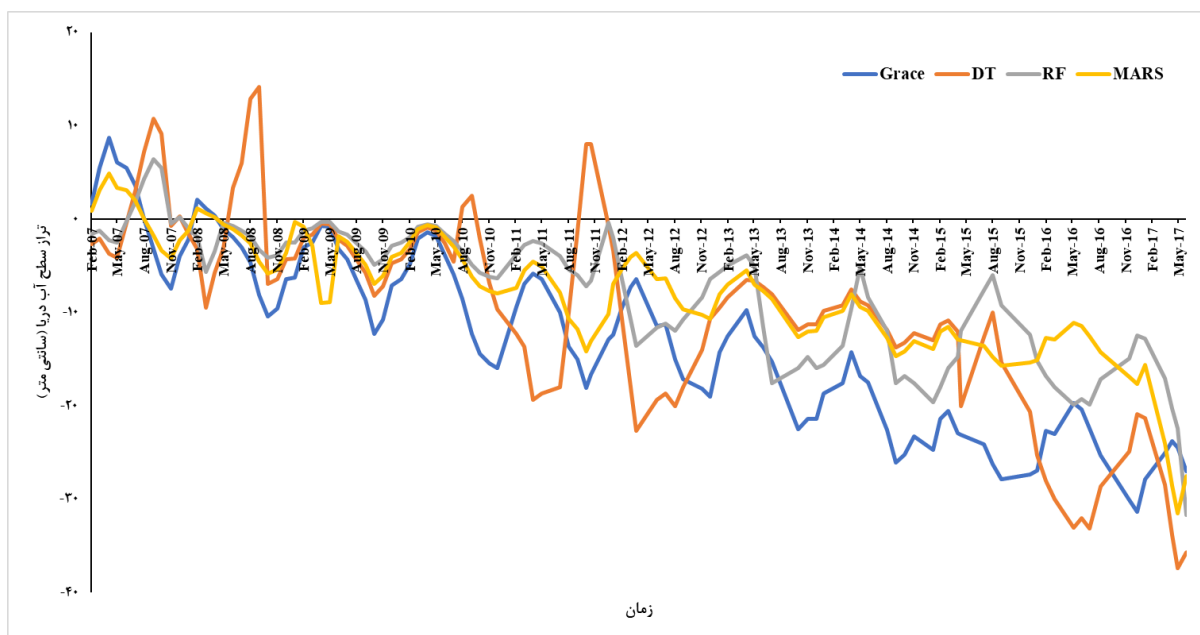
جهت بررسی الگوریتم JPL ارائه‌شده توسط ماهواره GRACE و GRACE-FO یک رگرسیون خطی بین تغییرات تراز آب به‌دست‌آمده از داده‌های این ماهواره‌ها و داده‌های نوسان‌سنجی ایستگاه بندر انزلی که از سازمان بندر و دریانوردی دریافت شده، اعمال گردید که نتایج آن در شکل ۳ نشان داده شده است.



شکل ۳- همبستگی بین الگوریتم JPL ماهواره GRACE و GRACE-FO با داده‌های ایستگاه نوسان‌سنج بندر انزلی

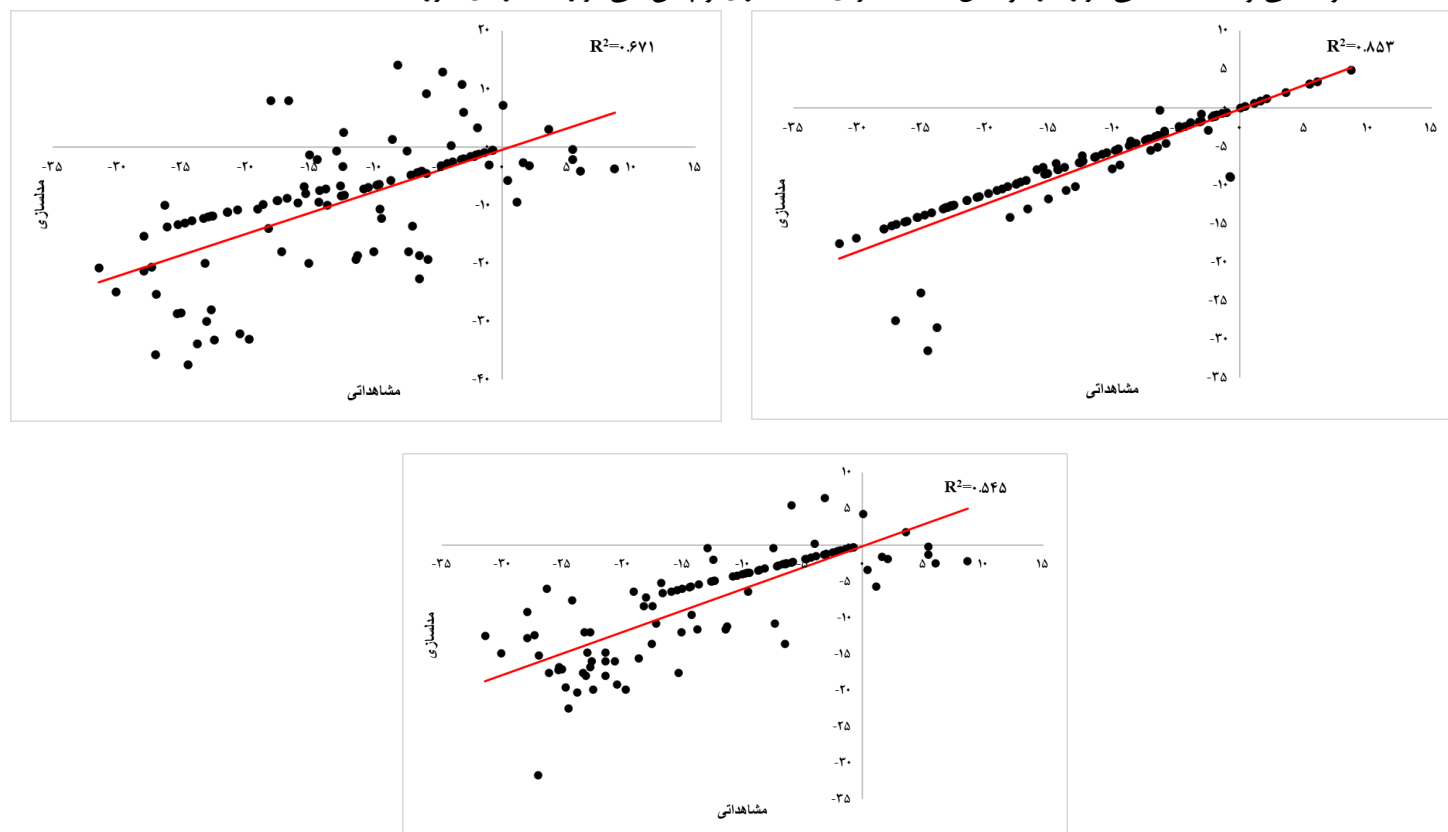
کالیبراسیون (واسنجی) و صحت‌سنجی

در این مطالعه به‌منظور کالیبراسیون مدل‌ها با داده‌های مشاهداتی، از داده‌های سال ۲۰۰۷ تا ۲۰۱۷ استفاده شد که نمودارهای آن در (شکل ۴) بیانگر سری زمانی تراز سطح آب دریای خزر در این دوره زمانی است که برای سه مدل یادگیری ماشین ترسیم شده است. از طرفی دیگر، از داده‌های مشاهداتی و داده‌های سنجش‌ازدور در سال‌های ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۳ برای صحت‌سنجی نیز استفاده شده است.



شکل ۴- واسنجی سه مدل DT, RF و MARS طی سال‌های ۲۰۰۷ الی ۲۰۱۴ به‌صورت سری زمانی ماهانه

همچنین همبستگی میان داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده نیز برای هر سه مدل بررسی گردید و مقادیر شاخص‌های خطا و عملکرد مدل به دست آمد که شکل ۵ بیانگر میزان این همبستگی‌ها در دوره کالیبراسیون است. نتایج ارزیابی پیش‌بینی نوسانات آب‌های جنوبی دریای خزر با استفاده از سه روش یادگیری ماشین در جدول ۱ نشان می‌دهد که مدل‌های DT، RF و MARS از لحاظ دقت و خطا با توجه به معیارهای عملکرد مدل مورد بررسی قرار گرفته‌اند. با توجه به این معیارها مشخص می‌شود که مدل MARS از لحاظ دقت و عملکرد در جایگاه بالاتری نسبت به سایر مدل‌ها در دو حالت واسنجی و صحت‌سنجی قرار دارد و مدل منتخب برای شبیه‌سازی و پیش‌بینی تراز آب دریای خزر است.



شکل ۵- همبستگی داده‌های JPL ماهواره‌های سنجش‌ازدور و مدل‌های یادگیری ماشین. به ترتیب از بالا سمت راست مدل DT، بالا سمت چپ مدل RF و پایین مدل MARS

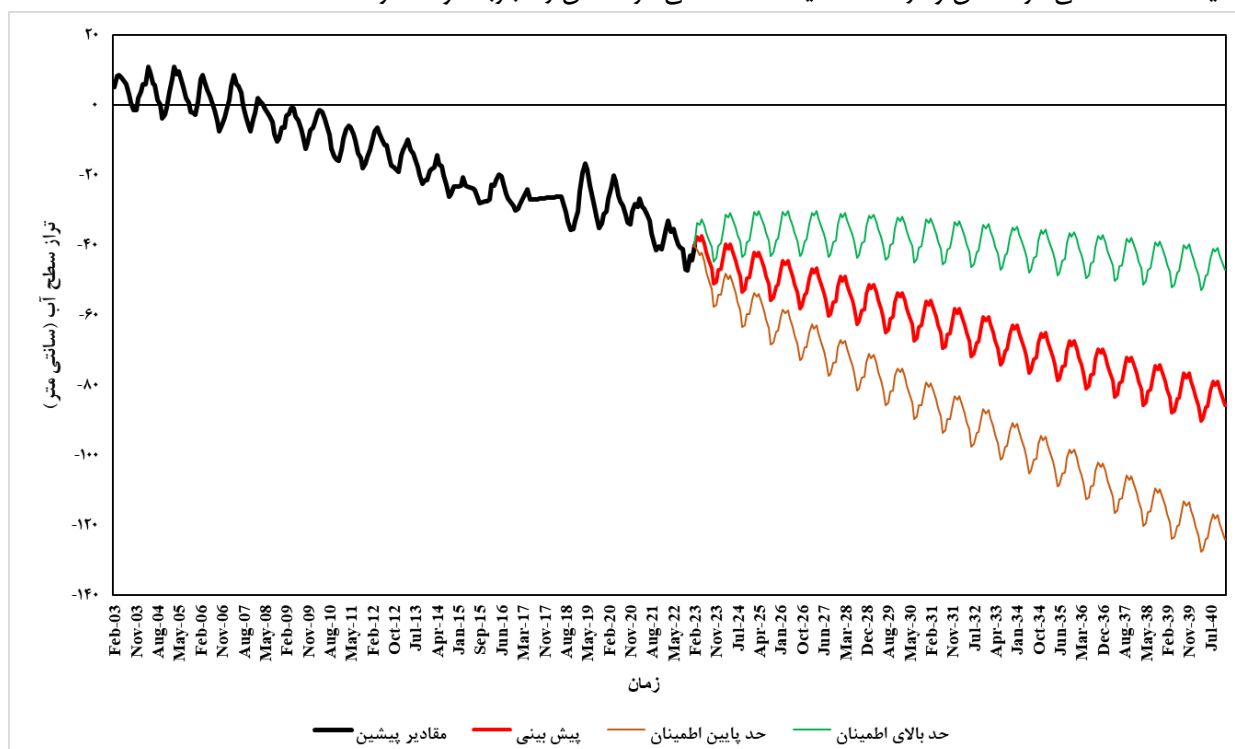
جدول ۱- مقادیر شاخص‌های ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین برای مرحله واسنجی و صحت‌سنجی

مدل‌ها	واسنجی			سنجی صحت		
	R ²	RMSE	NSE	R ²	RMSE	NSE
RF	۰/۶۷۱	۱/۱۰۳	۰/۷۶	۰/۵۶۱	۰/۸۷۹	۰/۷۱
MARS	۰/۸۵۳	۰/۵۶۸	۰/۸۹	۰/۷۴۲	۰/۵۴۲	۰/۷۸
DT	۰/۵۴۵	۱/۲۱۴	۰/۶۴	۰/۴۳۶	۰/۹۸۴	۰/۵۱

پیش‌بینی تراز آب دریا

پس از مشخص شدن برتری مدل رگرسیون تطبیقی چند متغیره اسپلاین، از این مدل برای پیش‌بینی تراز آب دریای خزر در یک افق بلندمدت ۱۷ ساله تا سال ۲۰۴۰ استفاده شده است. شکل ۶ بیانگر سری زمانی پیش‌بینی شده تراز آب دریا است. همچنین برای این پیش‌بینی دو حد بالا و پایین با فاصله اطمینان ۹۵ درصد نیز تعیین شده است که نشان‌دهنده حالت عدم قطعیت و بازه پیشینه تا کمیته پیش‌بینی می‌باشد و می‌تواند به عنوان ابزاری جهت تحلیل عدم قطعیت از نظر مسائل تأثیرگذار بر نوسانات آب‌های دریای خزر مانند تغییر اقلیم، بارش و... باشد. همچنین مقادیر شاخص عملکرد و خطا مدل برای پیش‌بینی نیز محاسبه شدند که در جدول ۲ این مقادیر قابل مشاهده هستند. با توجه به اینکه مقدار مناسب ضریب نش-ساتکلیف برای مدل‌سازی و پیش‌بینی در

مطالعات هیدرولوژیکی را بیش از ۰/۵ عنوان می‌کنند (Knoben *et al.*, 2019) و با توجه به محقق شدن این امر در این مطالعه، به‌همراه مقدار بالای ضریب همبستگی، بنابراین پیش‌بینی تراز آب دریای خزر با مدل رگرسیون تطبیقی چند متغیره اسپلاین بهترین عملکرد را دارد. نتایج پیش‌بینی نیز بیانگر آن است که در صورت ادامه روند موجود، تراز آب دریای خزر در مناطق جنوبی به‌شدت افت خواهد کرد. در این شرایط در حالت عادی تراز آب تا سال ۲۰۴۰ به میزان ۷۸ سانتی‌متر کاهش خواهد یافت و در حالت بیشینه تا ۱۲۰ سانتی‌متر کاهش و در حالت کمینه تا ۴۰ سانتی‌متر کاهش را تجربه خواهد کرد.



شکل ۶- سری زمانی تغییرات تراز آب سواحل جنوبی دریای خزر تا سال ۲۰۴۰ به‌همراه حد بالا و پایین آن

جدول ۲- ارزیابی مدل MARS در پیش‌بینی نوسانات آب‌های جنوبی دریای خزر

RMSE	R ²	NSE
۲/۳۵	۰/۸۷	۰/۹

بحث و نتیجه‌گیری

پس‌روی دریای خزر از سال ۱۹۹۵ آغاز و تاکنون ادامه یافته است. اثرات تغییر اقلیم، فعالیت‌های انسانی از مهمترین عوامل اثرگذار بر این پس‌روی و کاهش تراز سطح آب آن می‌باشد. روند کاهشی تراز آب بزرگترین دریاچه جهان تاکنون منجر به خشک‌شدن تالاب میانکاله، تالاب گمیشان و کم شدن خلیج گرگان شده است. همچنین این تغییر به‌واسطه تأثیر بر صنایع مرتبط و شهرهای ساحلی اطراف آن اهمیت ویژه‌ای دارد. با توجه به صدمات جبران‌ناپذیر محیط‌زیستی و اقتصادی، بررسی نوسانات آب دریای خزر و نحوه تغییرات سطح آن در طی زمان امری ضروری است.

هدف از پژوهش انجام‌شده، استفاده از داده‌های ماهواره GRACE-FO و GRACE جهت ارزیابی و شبیه‌سازی تغییرات تراز آب دریای خزر از سال ۲۰۰۷ تا ۲۰۲۳ و پیش‌بینی تغییرات بلندمدت آن بود. بنابراین در ابتدا با استفاده از پلتفرم Google Earth Engine و کدنویسی در این محیط، برای اولین بار داده‌های سنسجش از دور از محصولات دو ماهواره مذکور جمع‌آوری گردید. این داده‌ها شامل سری زمانی ماهانه تغییرات تراز سطح آب دریای خزر در بخش سواحل جنوبی آن بود. پس از آن با بکارگیری سه مدل یادگیری ماشین DT, RF و MARS در محیط پایتون، داده‌ها به دو بخش واسنجی و صحت‌سنجی تقسیم‌بندی شدند و شبیه‌سازی تراز آب دریای خزر انجام شد. به‌منظور بررسی عملکرد مدل‌ها و بررسی نتایج حاصل به‌دست‌آمده از آنها با داده‌های جمع‌آوری شده از ایستگاه نوسان‌سنج بندر انزلی، شاخص‌های آماری نظیر RMSE, NSE و R² محاسبه شد. که با توجه به اینکه

معیار NSE برای مدل MARS در دو حالت واسنجی و صحت‌سنجی به ترتیب $0/78$ و $0/89$ شد، بنابراین این مدل برترین مدل به‌منظور شبیه‌سازی و مدل منتخب برای پیش‌بینی تراز آب تا سال ۲۰۴۰ انتخاب شد. از این‌رو با استفاده از این مدل و در محیط پایتون پیش‌بینی صورت گرفت و به‌منظور کنترل عملکرد مدل در این بخش نیز ضرایب عملکرد مدل محاسبه شدند که ضریب NSE به‌دست‌آمده برابر با $0/9$ بیانگر صحت نتایج پیش‌بینی و قابلیت بالای مدل در پیش‌بینی می‌باشد. نتایج سری زمانی ماهانه پیش‌بینی شده تراز آب دریای خزر حاکی از تغییرات تراز آب در حد پایین و حد بالای آن در محدوده $40-$ سانتی‌متر تا $120-$ سانتی‌متر تا سال ۲۰۴۰ بود. بنابراین یافته‌های مطالعه حاضر مطابق موارد زیر می‌باشد:

- داده‌های ترکیبی ماهواره‌های GRACE و GRACE-FO می‌توانند سری داده‌های مناسبی برای شبیه‌سازی و پیش‌بینی تراز آب دریا باشند.
- مدل یادگیری ماشین MARS با توجه به نتایج به‌دست آمده، یک مدل برتر در شبیه‌سازی و پیش‌بینی تراز آب دریا خزر است.
- نتایج پیش‌بینی سری زمانی ماهانه تراز آب دریای خزر از سال ۲۰۲۳ تا ۲۰۴۰ بیانگر روند کاهش تراز سطح آب آن می‌باشد؛ به‌طوری که در بهترین شرایط با نرخ $2/3$ سانتی‌متر/سال و در بدترین شرایط با نرخ 7 سانتی‌متر/سال کاهش می‌یابد. مطابق یافته‌ها می‌توان بیان نمود که تبعات ناشی از این کاهش تراز فعلی که در آینده با شدت بیشتری ادامه می‌یابد می‌تواند به لحاظ اقتصادی، اجتماعی و محیط‌زیستی مشکلات عدیده‌ای را به‌وجود آورد و در صورت نبود تمهیدات لازم در آینده و عدم مدیریت وضع موجود، شاهد بحران‌های محیط‌زیستی جدی در سواحل شمال کشور ایران خواهیم بود. لازم به ذکر است، نتایج به‌دست آمده از این تحقیق با نتایج مطالعات گذشته (Hosseini et al., Koriche et al., 2021; Ghanghermeh and Eslami, 2022) (2020) که به بررسی و پیش‌بینی تغییرات تراز آب دریا خزر پرداخته بودند و نتایج آنها بیانگر کاهش تراز آب دریای خزر در آینده بود، همخوانی دارد. همچنین در پایان پیشنهاد می‌شود که برای تکمیل نتایج تحقیق فعلی، در مطالعات آینده، کارایی سایر روش‌های نوین مبتنی بر داده به‌همراه مدل‌های متنوع آب‌وهوایی مبتنی بر سناریوهای تغییر اقلیم بر مبنای گزارش ششم به‌منظور ارزیابی و پیش‌بینی تراز آب دریای خزر مورد استفاده قرار گیرد و به اثرات فعالیت‌های انسانی بر این تغییر تراز آب نیز بیشتر توجه شود.

References

- Alizadeh Katk Lahijani, H., 2003. Impact of Caspian Sea Water Level Fluctuation on Coastal Ecosystems [Specialized Roundtable Report]. Faculty of Natural Resources and Marine Science, Tarbiat Modares University, Iran. 156 p. (In Persian)
- Ardalan, A.A., Jafari, A., 2006. Assessment of 13 years of sea level variations at the Caspian Sea using satellite altimetry observations. *Journal of the Earth & Space Physics* 33(2), 20-31.
- Babagholi Mat Kelaei, J., 2018. Study and prediction of Caspian surface fluctuations. In 12th International Energy Conference. National Energy Committee of the Islamic Republic of Iran, University of Tehran, Iran. (In Persian)
- Bani Hashemi, S.M., Khoroshan, H., Rohani Zadeh, S., 2012. Investigation of changes in the southern coast of the Caspian Sea due to sea level fluctuations and human factors using remote sensing data. In Third International Conference on Tree Climate and Anthropology in Natural Ecosystems, Sari, Iran. (In Persian)
- Banihashemi, S.M., Hosseini, S.A., 2018. Evaluation of the effect of climate change on Caspian Sea level fluctuations. In 5th National Conference on Climate Change and Tree Chronology in Caspian Ecosystems. Research Institute of Caspian Ecosystems of Sari University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Iran. (In Persian)
- Barros, R.C., Basgalupp, M.P., De Carvalho, A.C., Freitas, A.A., 2011. A survey of evolutionary algorithms for decision-tree induction. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)* 42(3), 291-312.
- Charbuty, B., Abdulazeez, A., 2021. Classification based on decision tree algorithm for machine learning. *Journal of Applied Science and Technology Trends* 2(01), 20-28.
- Chen, J.L., Pekker, T., Wilson, C.R., Tapley, B.D., Kostianoy, A.G., Cretaux, J.F., Safarov, E.S., 2017. Long-term Caspian Sea level change. *Geophysical Research Letters* 44(14), 6993-7001.
- Dehbashi, M., Azarinsa, S.A., Vafakhah, M., 2017. Analysis and prediction of Caspian Sea level

- fluctuations using time series stochastic models. *Journal of Marine Engineering* 25, 23-33. (In Persian)
- Eeslami, Z., Ghanghermeh, A., 2022. Forecast of water levels in the Caspian Sea based on the sixth IPCC report. *Physical Geography Research* 54(2), 257-272. (In Persian)
- Eslaminezhad, S. A., Eftekhari, M., Azma, A., Kiyangfar, R., Akbari, M., 2022. Assessment of flood susceptibility prediction based on optimized tree-based machine learning models. *Journal of Water and Climate Change* 13(6), 2353-2385.
- Friedman, J.H., 1991. Multivariate adaptive regression splines. *The Annals of Statistics* 19(1), 1-67.
- Genuer, R., Poggi, J.M., 2020. Random forests. In *Random Forests* (pp. 33-55). Springer International Publishing.
- Ghanghermeh, A., Malek, J., 2005. Peaceful Coexistence with Caspian Sea Fluctuations for Sustainable Development of Iranian Shores (Case Study: South East Coast). *Physical Geography Research* 54, 1-11. (In Persian)
- Hilario, M., Kalousis, A., Pellegrini, C., Müller, M., 2006. Processing and classification of protein mass spectra. *Mass Spectrometry Reviews* 25(3), 409-449.
- Honarbaksh, A., Azma, A., Nikseresht, F., Mousazadeh, M., Eftekhari, M., Ostovari, Y., 2019. Hydro-chemical assessment and GIS-mapping of groundwater quality parameters in semi-arid regions. *Journal of Water Supply: Research and Technology—Aqua* 68(7), 509-522.
- Hoseini, S. M., Soltanpour, M., 2020. Long-term prediction of Caspian Sea level under CMIP6 scenarios using artificial neural networks. *Coastal Engineering Proceedings* (36v), 5-5.
- Knoben, W.J., Freer, J.E., Woods, R.A., 2019. Inherent benchmark or not? Comparing Nash–Sutcliffe and Kling–Gupta efficiency scores. *Hydrology and Earth System Sciences* 23(10), 4323-4331.
- Koriche, S.A., Singarayer, J.S., Cloke, H.L., 2021. The fate of the Caspian Sea under projected climate change and water extraction during the 21st century. *Environmental Research Letters* 16(9), 094024.
- Kosarev, A.N., Kostianoy, A.G., Zonn, I.S., 2009. Kara-Bogaz-Gol Bay: Physical and Chemical Evolution. *Aquatic Geochemistry* 15(1), 223-236.
- Kuhn, M., Johnson, K., 2013. *Applied predictive modeling*. Springer.
- Lebedev, S.A., Kostianoy, A.G., 2008. Integrated Use of Satellite Altimetry in the Investigation of the Meteorological, Hydrological, and Hydrodynamic Regime of the Caspian Sea. *Terrestrial, Atmospheric and Oceanic Sciences* 19, 71-82.
- Louppe, G., 2014. Understanding random forests: From theory to practice. arXiv preprint arXiv:1407.7502.
- Matin, S. S., Farahzadi, L., Makaremi, S., Chelgani, S. C., & Sattari, G. H., 2018. Variable selection and prediction of uniaxial compressive strength and modulus of elasticity by random forest. *Applied Soft Computing* 70, 980-987.
- Milborrow, S., 2016. Multiview active shape models with SIFT descriptors.
- Moriasi, D. N., Gitau, M. W., Pai, N., Daggupati, P., 2015. Hydrologic and Water Quality Models: Performance Measures and Evaluation Criteria. *Transactions of the ASABE* 58(6), 1763–1785.
- Patel, H.H., Prajapati, P., 2018. Study and analysis of decision tree-based classification algorithms. *International Journal of Computer Sciences and Engineering* 6(10), 74-78.
- Poursharif, H., 2006. Determination of sea-level topography in the Persian Gulf and Oman Sea by integrating altimetric data using ERS and T / P altimetric models [Master's thesis]. K.N. Toosi University of Technology, Iran. (In Persian)
- Rai, K., Devi, M.S., Guleria, A., 2016. Decision tree-based algorithm for intrusion detection. *International Journal of Advanced Networking and Applications* 7(4), 2828.
- Salehpour, J., Khaledian, M.R., Ashrafzadeh, A., 2017. Simulation of Caspian Sea Water Level Fluctuations Using Diagen Planning, Bayesian Decision Network and Artificial Neural Network. In *Second National Conference on Soft Computing*. University of Guilan, Iran. (In Persian)
- Shouval, R., Bondi, O., Mishan, H., Shimoni, A., Unger, R., Nagler, A., 2014. Application of machine learning algorithms for clinical predictive modeling: a data-mining approach in SCT. *Bone Marrow Transplantation* 49(3), 332-337.
- Tapley, B.D., Bettadpur, S., Watkins, M., Reigber, C., 2004. The gravity recovery and climate experiment: Mission overview and early results. *Geophysical Research Letters* 31(9).
- Wahr, J., Molenaar, M., Bryan, F., 1998. Time variability of the Earth's gravity field: Hydrological and oceanic effects and their possible detection using GRACE. *Journal of Geophysical Research: Solid*

- Earth 103(B12), 30205-30229.
- Wang, J., Lu, S., Wang, S.H., Zhang, Y.D., 2022. A review on extreme learning machine. *Multimedia Tools and Applications* 81(29), 41611-41660.
- Yosefi Roshan, M., 2013. Fluctuation of Caspian Sea Water Level and Functionality (Shoreline, Babolsar County Area). *Researches in Earth Sciences* 4, 1-16. (In Persian)
- Zhu, F., Tang, M., Xie, L., Zhu, H., 2018. A classification algorithm of CART decision tree based on MapReduce attribute weights. *International Journal of Performability Engineering* 14(1), 17.
- Ziegler, A., König, I.R., 2014. Mining data with random forests: current options for real-world applications. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery* 4(1), 55-63.