


Prediction of fluctuations in the equivalent thickness of groundwater using satellite information and artificial intelligence hybrid models

Article Info	ABSTRACT
<p>Article type: Research Article</p> <p>Article history:</p> <p>Keywords: equivalent thickness of groundwater, GRACE satellite, GA-ANN, ICA-ANN, PSO-ANN</p>	<p>The aim of this research is to predict fluctuations in the equivalent thickness of groundwater using GRACE satellite data and modeling it using artificial intelligence hybrid models. The study area of this research is the basin area of Lake Urmia located in the northwest of Iran. For this purpose, 180 GRACE satellite data between April 2002 and March 2017 were used. The output of GRACE satellites includes 6 pixels located on the selected watershed, of which 2 points that overlapped the most with the watershed area were selected for modeling with artificial intelligence tools. The GA-ANN, ICA-ANN and PSO-ANN hybrid models were used for this purpose. The results showed that the output of the ICA-ANN model had the best fit with the observational data with a correlation coefficient equal to 0.915 and 0.942 in the two selected pixels 2 and 5 in the test phase, and the results of this model had the best and closest distribution of points. Considering the importance of knowing the changes in the equivalent thickness of groundwater as one of the most important parameters of the water budget, the artificial intelligence models used in this research can be recommended, especially for areas without basic statistics or in situations where it is not possible to use mathematical models. without the need for complex relationships and equations to investigate the effect of surface and groundwater interaction and only based on satellite data, the equivalent thickness of groundwater can be predicted in the studied plain in dry and wet periods with great accuracy.</p>
<hr/> Cite this article: Author, A. A., Author, B. B., & Author, C. C. (year). Article title. <i>Journal Title</i> ,	
	© The Author(s). Publisher: University of Tehran Press.
DOI: http://doi.org/00000000000000000000	

پیش‌بینی نوسانات ضخامت معادل آب زیرزمینی با استفاده از اطلاعات ماهواره‌ای و ترکیب الگوریتم بهینه‌سازی و هوش مصنوعی

اطلاعات مقاله

نوع مقاله: پژوهشی

تاریخ دریافت:

تاریخ بازنگری:

تاریخ پذیرش:

تاریخ انتشار:

کلیدواژه‌ها:

ضخامت معادل آب زیرزمینی، ماهواره
GRACE، GA-ANN
PSO-ANN، ICA-ANN

چکیده

طی سال‌های اخیر استفاده از اطلاعات ماهواره‌ای مختلف توانسته است به‌عنوان یک راهکار قابل اطمینان مورد توجه قرار گیرد. هدف از این تحقیق پیش‌بینی نوسانات ضخامت معادل آب زیرزمینی با استفاده از اطلاعات ماهواره GRACE و مدل‌سازی آن با استفاده از ترکیب الگوریتم بهینه‌سازی و هوش مصنوعی است. منطقه مطالعاتی این تحقیق، حوزه آبریز دریاچه ارومیه واقع در شمال غربی ایران می‌باشد. بدین منظور از ۱۸۰ داده ماهواره‌های GRACE طی سال‌های آوریل ۲۰۰۲ تا مارس ۲۰۱۷ استفاده شد. خروجی ماهواره‌ها شامل ۶ پیکسل قرار گرفته بر روی حوزه انتخابی می‌باشد که ۲ نقطه از آن که بیشترین همپوشانی را با محدوده حوزه داشتند برای مدل‌سازی با ابزار هوش مصنوعی انتخاب شدند. برای این کار از مدل‌های ترکیبی GA-ANN، ICA-ANN و PSO-ANN استفاده شد. نتایج نشان داد خروجی مدل ICA-ANN دارای بهترین برازش با داده‌های مشاهداتی با ضریب همبستگی برابر با ۰/۹۱۵ و ۰/۹۴۲ در دو پیکسل انتخابی ۲ و ۵ در مرحله آزمون بود. لذا برای پیش‌بینی نوسانات ضخامت معادل آب زیرزمینی در منطقه مطالعاتی بجای استفاده از مدل‌های پیچیده با حجم داده‌های بسیار زیاد می‌توان با اطمینان از مدل ICA-ANN استفاده کرد. این رویکرد کمک زیادی به محققین بخش آب زیرزمینی می‌کند تا بدون استفاده از مدل‌های عددی با ساختار پیچیده و وقت‌گیر با استفاده از اطلاعات ماهواره‌ای و ابزار هوش مصنوعی با دقت بالا تغییرات ضخامت معادل آب زیرزمینی در هر ماه را بر اساس داده‌های ضخامت معادل آب زیرزمینی در ماهواره GRACE مربوط به ماه‌های قبل پیش‌بینی نمایند.

استناد: نام خانوادگی، نام؛ نام خانوادگی، نام؛ و نام خانوادگی، نام (سال). عنوان مقاله. عنوان مجله،

DOI:



© نویسندگان.

ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.

مقدمه

افزایش بی‌رویه جمعیت، محدودیت منابع آب‌های سطحی و بهره برداری بیش از اندازه از آبخوان‌ها باعث وارد آمدن خسارات جبران‌ناپذیری به منابع طبیعی ایران در سال‌های گذشته شده است. علاوه بر افت شدید سطح آب در آبخوان‌ها، فعالیت‌های کشاورزی، صنعتی و شهری آلاینده‌های مختلفی را به آبخوان‌ها تحمیل می‌کنند که برای جلوگیری از ادامه افت کمی و کیفی، مدیریت بهره‌برداری و حفاظت از آب‌های زیرزمینی باید به‌عنوان یک اصل و پایه در برنامه‌ریزی‌های کشور قرار گیرد. باگسترش سکونت در مناطقی که آب سطحی وجود ندارد یا مقدار آن کم است، استفاده از منابع آب زیرزمینی به عنوان جایگزینی مطمئن، مورد توجه قرار گرفت. به طوری که در برخی مناطق آب‌های زیرزمینی به عنوان تنها منبع تأمین آب محسوب می‌شوند. لذا برای برنامه‌ریزی بهتر و استفاده بهینه از منابع آب زیرزمینی باید راهکارهایی برای پیش‌بینی دقیق نوسانات آب زیرزمینی بخصوص در سالهای خشک و کم آب بکار گرفته شود. از دیرباز ساخت و استفاده از چاه‌های پیژومتری یکی از راه‌های معمول برای بررسی سطح سفره‌های زیرزمینی و آگاهی از تغییرات آن بوده است. ولی متأسفانه به علت عدم وجود رزولوشن مکانی دقیق، نقطه‌ای بودن اندازه‌گیری‌ها و هزینه بر بودن این روش، مناسب و مقرون به صرفه نیست (Swenson et al., 2006). با پیشرفت علم و رشد تکنولوژی این اندازه‌گیری‌ها به کمک داده‌های سنجش از دور صورت گرفت. به کمک این داده‌ها رزولوشن مکانی نسبتاً خوب بوده ولی تنها تا عمق چند سانتی‌متری زمین را اندازه‌گیری می‌کند. با پرتاب ماهواره‌های ثقل‌سنجی از جمله GRACE¹ دریچه‌ی جدیدی از علم به سمت مطالعات هیدرولوژیکی و تخمین تغییرات آب‌های زیرزمینی باز شده است. ماهواره‌های GRACE به علت پوشش مکانی و زمانی مناسب در کنار مدل‌های هیدرولوژی می‌تواند به عنوان روشی جایگزین در تخمین تغییرات سطح آب زیرزمینی استفاده شود. این ماهواره توانایی ایجاد میدان ثقل ماهیانه را دارد که تحت اثر تغییرات آب بر روی زمین ایجاد شود و این تغییرات می‌تواند طی یک پروسه به تغییرات کل آب روی زمین تبدیل شود. با برداشت تغییرات رطوبت خاک که سهم مهمی را در تغییرات آب منطقه‌ای داشته و همچنین عوامل دیگر می‌توان مقدار باقی‌مانده را به آب‌های زیرزمینی نسبت داد (Jin et al., 2012).

در سال‌های اخیر مجموعه‌ای از تحقیقات اخیر با بکارگیری ماهواره‌های GRACE، در کنار مدل‌ها و روش‌های دیگر با هدف برآورد سطح آب زیرزمینی انجام شده است. Wahr et al., (1998) با استفاده از مدل‌های هیدرولوژیکی، اقیانوس‌شناسی و اتمسفر تغییرات در میدان گرانش زمین را تخمین زده و روشی برای برآوردهای جرم سطحی از ضرایب گرانشی GRACE تهیه کردند. Rodell, (2000) براساس مشاهدات گرانش GRACE، تغییرات آب معادل را منشأ اصلی تغییر در میدان جاذبه زمین دانست و به برآورد تغییرات ذخیره آب زیرزمینی پرداخت. Wahr et al., (2004) با استفاده از داده سال‌های ۲۰۰۲ تا ۲۰۰۳ ماهواره‌های ثقل‌سنجی GRACE در سه حوزه می‌سی‌سی‌پی، آمازون و خلیج‌بنگال به مطالعه تغییرات ذخایر آب پرداخته و تغییرات ذخایر آب هم در زمین و هم در اقیانوس را برآورد کردند. Chen et al., (2005) حساسیت فضایی ذخیره آب زمینی و تغییرات ارتفاع ژئوتید را با مشاهدات ماموریت ماهواره‌ای دوقلو GRACE تعیین کردند. Strassberg et al., (2009) مسئله کمبود آب در مناطق نیمه خشک و نظارت بر آب‌های زیرزمینی منطقه‌ای را مورد بررسی قرار دادند. این مطالعه به کمک ماهواره‌های GRACE برای نظارت بر ذخیره آب‌های زیرزمینی در منطقه‌ای از ایالات متحده به وسعت ۴۵۰۰۰۰ کیلومتر مربع مورد ارزیابی قرار گرفت. Pereira et al., (2012) مطالعاتی در حوضه La Plata، دومین حوضه بزرگ در آمریکای جنوبی انجام دادند که در آن توانایی GRACE در نظارت بر تغییرات ذخیره آب در این حوضه مورد بررسی قرار گرفت. Scanlon et al., (2012) از داده‌های ماهواره‌ای بازیابی ثقل و آزمایشات آب و هوایی GRACE برای نظارت بر تغییرات ذخیره آب‌های زیرزمینی استفاده کردند. در این مطالعه برای تخمین تغییرات ذخیره آب‌های زیرزمینی در دره مرکزی کالیفرنیا اطلاعات ماهواره‌های GRACE با تغییرات سطح آب زیرزمینی اندازه‌گیری شده مقایسه گردید.

Shamsudduha et al., (2012) در حوضه بنگال بنگلادش، توانایی اندازه‌گیری ماهواره‌های ثقل‌سنجی GRACE برای ردیابی فصلی و روند ذخیره‌سازی آب‌های زیرزمینی در ارتباط با برداشت بی‌رویه برای آبیاری در فصول خشک و شارژ مجدد در فصول مرطوب

¹. Gravity Recovery and Climate Experiment

را مورد بررسی قرار دادند. Velicogna et al., (2012) از اندازه‌گیری‌های ماهانه وابسته به زمان ماهواره‌های GRACE در حوضه رودخانه لنا در اروسیا در دوره آپریل ۲۰۰۲ تا سپتامبر ۲۰۱۰ ذخایر آب زمینی را مورد بررسی قرار دادند. (Chen et al., (2014) با استفاده از ماهواره‌های GRACE اقداماتی را در جهت برآورد ذخیره آب‌های زیرزمینی در مقیاس‌های بزرگ فضایی انجام دادند. تغییرات TWS با مشاهدات داده‌های CSR-RL05 و همچنین برآورد تغییرات ذخایر آب در خاک و برف به کمک مدل سطح زمین برای ارزیابی آب زیرزمینی استفاده کردند. (Joodaki et al., (2014) طی دوره فوریه ۲۰۰۳ تا دسامبر ۲۰۱۲ از داده‌های ماهواره‌ای GRACE برای برآورد تغییرات ماهانه کل ذخیره آب در خاورمیانه استفاده کرده و نتایج روند کاهشی زیادی در کل ذخیره آب با محوریت غرب ایران و شرق عراق با کم کردن سهم دریای خزر و دو دریاچه بزرگ، تارتار و ارومیه نشان داد. (Moghim, (2020) برای ردیابی تغییرات ذخایر آب ایران و مشاهدات مطالعات آب با استفاده از اطلاعات و ابزارهای موجود به کمک سیستم شبیه‌سازی داده‌های زمین‌آزمایشات آب و هوایی GRACE برای تجزیه و تحلیل تغییرات ذخایر آب استفاده کرد.

(Andersen et al., (2005) و (Voss et al., (2013) و (Swenson et al., (2006) مطالعاتی با هدف مقایسه مستقیم برآورد تغییرات ذخیره آب از ماهوریت ماهواره‌ای GRACE و اطلاعات مشاهداتی هیدرولوژی زمینی را انجام دادند. اطلاعات ماهواره از مرکز پردازش GFZ\ ورژن RL03 اخذ شده و با کمک مدل هیدرولوژی GLDAS، به مقایسه تغییرات ماهانه ذخیره آب GRACE با اندازه‌گیری مشاهدات پیژومتری آب زیرزمینی و رطوبت خاک پرداخته شد. (Rodell et al., (2007, 2009) براساس داده‌های رطوبت خاک و برف حاصل از سیستم جهانی جذب داده‌های زمین (GLDAS) و مشاهدات ماهواره‌ای GRACE، تغییرات ذخیره آب‌های زمینی شامل آب‌های زیرزمینی، رطوبت خاک و برف و میزان تخلیه آب زیرزمینی را بدست آوردند. برخی از دیگر محققان برای بررسی تغییرات ذخیره آب زیرزمینی از ترکیب مشاهدات ماهواره‌های GRACE و خروجی‌های سیستم شبیه‌سازی داده‌های جهانی زمین (GLDAS) که شامل رطوبت خاک، آب معادل برف و آب ذخیره شده در پوشش گیاهی است، استفاده کردند (Fatolazadeh et al., (2016); Forootan et al., (2014); Dapeng et al., (2014); Henry et al., (2011)).

(Soltani and Azari, (2022) با استفاده از ماهواره‌های (Gravity Recovery and Climate Experiment (GRACE) و (GRACE Follow-On (GFO)، مقدار تغییرات ذخیره آب زمینی ((Terrestrial Water Storage Anomaly (TWSA) و تغییرات آب زیرزمینی ((GroundWater Anomaly (GWA) را در حوضه دریاچه ارومیه ایران برآورد کردند.

جایگزینی روش‌های ساده و قابل اعتماد بر پایه هوش مصنوعی که نیاز به حجم اطلاعات کمی داشته و در عین حال با صرف وقت و هزینه بسیار کم نتایج دقیقی را در مقایسه با روش‌های عددی و مدل‌های ریاضی داشته باشند بسیار پر اهمیت است. در اکثر این روش‌ها پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی بدون استفاده از مدل‌های شبیه‌سازی معمولاً بصورت یک سری میانگین بوده و نقشه توزیعی برای دشت ارایه نمی‌دهد اما در زمان کمتر و با دقت بالا قادر به پیش‌بینی نوسانات آب زیرزمینی هستند (Guzman et al., (2019); Nadiri et al. (2019)). در سالهای اخیر در کنار روش‌های استوکاستیک (Ebtehaj et al. (2020); Zeynoddin et al. (2020); Azari et al. (2021)) بصورت گسترده از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی مانند ELM، ORELM، GMDH و روش‌های هیبرید برای پیش‌بینی پارامترهای هیدروکلیماتولوژی مانند دما، بارندگی، جریان رودخانه‌ها و تغییرات تراز آب مخازن سطحی و آب زیرزمینی استفاده شده است (Ebtehaj et al., (2016); Zeynoddin et al. (2018); Soltani et al. (2021); Esmaeili et al. (2021); Poursaeid et al. (2020, 2021, 2022); Yosefvand and Shabanlou (2020); Malekzadeh et al. (2019a, b); Azizpour et al. (2021, 2022); Mazrae et al., (2023, 2024); Fallahi et al., (2023); Mohammad et al., (2023); (Azizi et al., (2023); Amiri et al (2023); Rajabi and Shabanlou (2012)).

برآورد ضخامت معادل آب زیرزمینی به عنوان یکی از پارامترهای مهم بیلان آب زیرزمینی از پیچیدگی‌های زیادی برخوردار است که نیاز به نقشه‌ها و داده‌های گسترده داشته و فرآیند مدلسازی آن بسیار زمانبر است. داده‌های ماهواره‌ای GRACE/GFO ابزاری جدید

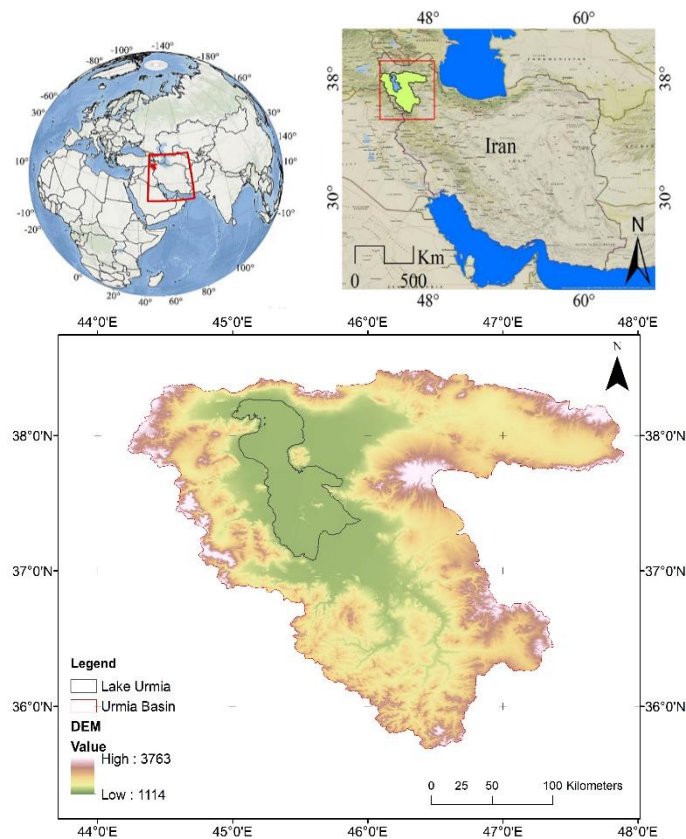
و ارزشمند برای پیش آب است و در حال حاضر تنها ماهواره‌های سنجنش از دور هستند که قادر به نظارت بر تغییرات ضخامت معادل آب زیرزمینی هستند (Mo et al. 2022; Wang et al. 2022). ماموریت اصلی ماهواره‌های GRACE/GFO تعیین تغییرات هیدرولوژیکی با اندازه‌گیری تغییرات مداوم آب در سفره‌های آب زیرزمینی، خاک، مخازن سطحی و برف است (Wei et al. 2022; Scanlon et al. 2022). برخی تحقیقات با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای در کنار ابزار هوش مصنوعی بدون مدلسازی‌های پیچیده اقدام به پیش‌بینی ضخامت معادل آب زیرزمینی در مقیاس‌های بزرگ در دشت‌های با وسعت زیاد با دقت مناسب نموده‌اند (Soltani and Azari, 2022 و Soltani and Azari, 2023).

بررسی تحقیقات انجام شده نشان می‌دهد اکثریت مدل‌های ریاضی بکار گرفته شده در هر آبخوان نیازمند تعریف شرایط مرزی جدید و اطلاعات و نقشه‌های مربوط به آن منطقه است و عملاً کاربردی نمودن مدل مستلزم انطباق آن با شرایط خاص منطقه مورد مطالعه می‌باشد. به دلیل حجم زیاد آمار و اطلاعات مورد نیاز و همچنین لزوم انجام فرآیند واسنجی و صحت‌سنجی در این مدل‌ها که فرآیندی بسیار وقت‌گیر و پیچیده است، استفاده از یک روش جایگزین که در مقایسه با مدل‌های ریاضی بتواند با همان دقت و در زمان کمتر و با استفاده از داده‌ها و اطلاعات ناچیز تغییرات ضخامت معادل آب زیرزمینی را پیش‌بینی نماید بسیار حائز اهمیت است. روش مرسوم بر اساس اندازه‌گیری تغییرات تراز آب‌های زیرزمینی با استفاده از چاه‌های مشاهده‌ای و استفاده از مدل‌های محاسباتی بیلان آب در منطقه می‌باشد که علی‌رغم دقت مناسب در این روش با وسعت محدوده مطالعاتی مشکلاتی از جمله هزینه زیاد، کمبود اطلاعات جامع و زمان‌بر بودن را به همراه دارد. یکی از راه‌حل‌های اساسی، تکنیک روش‌های سنجنش از دور بوده که به عنوان روش جایگزین برای صرفه‌جویی در هزینه و کسب نتایج دقیق‌تر توسط پژوهشگران بوده است. در این تحقیق علاوه بر استفاده از داده‌های ماهواره‌ای و مدل هیدرولوژیکی از توانایی هوش مصنوعی برای برآورد ذخیره آب زیرزمینی استفاده خواهد شد. لذا هدف پژوهش پیش‌بینی تغییرات ضخامت معادل آب زیرزمینی با استفاده از ترکیب داده‌های ماهواره‌های ثقل‌سنجی GRACE، اطلاعات مدل هیدرولوژیکی GLDAS و مدل‌های ترکیبی GA-ANN، ICA-ANN و PSO-ANN می‌باشد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه برای تحقیق، حوضه دریاچه ارومیه (بزرگترین دریاچه ایران و دومین دریاچه بزرگ آب شور در جهان) در نظر گرفته شده است. حوضه آبریز دریاچه ارومیه از یک اقلیم نیمه خشک برخوردار است. این حوضه در مختصات ۳۵ تا ۳۸ درجه عرض جغرافیایی و ۴۴ تا ۴۷ درجه طول جغرافیایی به وسعت ۵۱۸۰۱ کیلومتر مربع در شمال غرب ایران قسمتی از استان‌های آذربایجان غربی، آذربایجان شرقی و کردستان را دربرمی‌گیرد. طول این دریاچه به صورت شمالی به جنوبی در حدود ۱۴۰ کیلومتر و عرض آن به صورت شرقی به غربی در حدود ۸۵ کیلومتر است. در شکل (۱) منطقه حوضه دریاچه ارومیه به خوبی قابل مشاهده است. امروزه عواملی سبب خشک شدن دریاچه ارومیه شده و ما شاهد حداقل مساحت دریاچه ارومیه هستیم. عواملی مانند توسعه بی‌رویه بخش کشاورزی در اطراف دریاچه، ایجاد سدهای بی‌شمار در مسیر رودخانه‌هایی که در بالادست حوضه آبریز دریاچه ارومیه قرار گرفته و میزان آب ورودی به دریاچه را کاهش داده است و حفر چاه‌های غیر مجاز در اطراف دریاچه ارومیه و حوضه آبریز دریاچه، باعث کاهش سطح آب زیرزمینی در این منطقه شده است.



شکل ۱. موقعیت حوضه دریاچه ارومیه در ایران و جهان

ماهواره‌های GRACE

پروژه GRACE^۱ یکی از پروژه‌های ثقل‌سنجی بوده که به منظور تعیین میدان ثقل زمین برای دوره زمانی پنج ساله طراحی و راه‌اندازی گردید. ماهواره‌های GRACE در ۱۷ مارچ سال ۲۰۰۲ از پایگاه پلستک^۲ در روسیه به فضا پرتاب شد. این پروژه از یک جفت ماهواره مشابه و یکسان البته مجزا تشکیل شده که در اصطلاح ماهواره‌های دوقلو GRACE نامیده شدند این ماهواره‌ها در ارتفاع ۵۰۰ کیلومتری از سطح زمین و با زاویه میل ۸۹/۵ درجه با فاصله ۲۲۰ کیلومتر از هم در طول مسیر در مدار حرکت می‌کنند (Tapley et al., 2004). هدف اصلی این ماموریت ارایه مدل‌های جهانی میدان پتانسیل گرانش زمین و تغییرات زمانی آن با قدرت تفکیک بالا است. GRACE می‌تواند تغییرات جرم در لایه‌ی سطحی زمین در مقیاس بزرگ مثل تغییرات ضخامت معادل آب زیرزمینی، تغییرات جرم اقیانوسی، ذوب شدن صفحات یخ در مناطق قطبی و... را تخمین بزند (Hofmann-Wellenhof, and Moritz, 2006). اطلاعات ماهواره‌های GRACE برای تعیین دقیق میدان گرانش زمین در تغییرات زمان برای زمینه تحقیقات علمی مختلف نظیر اقیانوس‌شناسی، هیدرولوژی، یخچال‌شناسی یا علوم جامد زمین کارآمد است. مهم‌ترین ابزارهای نمونه‌گیری و پردازش در ماهواره‌های GRACE، سیگنال دیجیتال حامل باند K و داده‌های گیرنده GPS، شتاب‌سنج ACC^۳ و مونتاژ دوربین‌های ستاره‌ای SCA است (Wahr et al., 1998).

¹. Gravity Recovery And Climate Experiment

². Plesetsk

³. Accelerometer

داده‌های ماهواره‌های GRACE

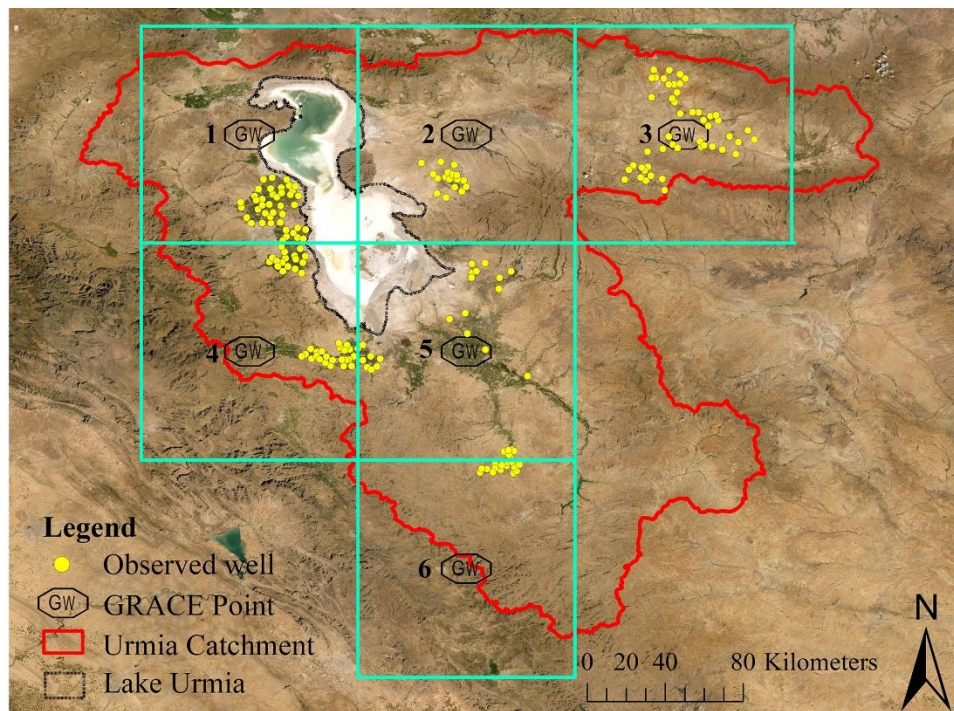
داده‌های ماهواره GRACE در سه سطح داده تقسیم بندی می‌شوند که سطح صفر اطلاعات دریافتی از ماهواره است که بعد از مرحله پردازش در سطح دو به صورت ضرایب هارمونیک کروی میدان ثقل در بخش استاتیک ثقل میانگین سالیانه و ضرایب هارمونیک کروی ماهیانه در بخش دینامیک ثقل قرار گرفته و میدان ثقل را نشان می‌دهند. داده‌های ماهیانه سطح دو ماهواره‌های GRACE در قالب ژئوپتانسیل برای مدل‌های ثقل زمین هدف این پژوهش می‌باشد. مدل‌های ثقل زمین توسط سه مرکز پردازش داده ۱- GFZ-۳ JPL-۲ UTCSR استخراج و ارائه می‌شوند که بعد از اعتبارسنجی، مدل‌های میدان ثقل ماهیانه از طریق سایت‌های PO.DAAC مرکز JPL و ISDC در GFZ منتشر شده و در دسترس عوام قرار گرفته است (Chen and Wilson, 2008). داده‌های سطح دو، میدان گرانش ماهانه و متوسط حاصل از محصولات کالیبره شده داده‌های سطح یک در مدارهای دقیق ماهواره‌های GRACE و مجموعه‌های داده‌های جانبی (زمینه دما و فشار، فشار پایین اقیانوسی و داده‌های هیدرولوژیکی) برای از بین بردن تغییرات زمان در مدل‌های ثقلی ضروری است.

محاسبات و روش اندازه‌گیری تغییرات جرم، با استفاده از مشاهدات ماهواره‌های GRACE

محاسبه‌ی ثقل و پارامترهای وابسته به آن با استفاده از داده‌ها و اطلاعات ماموریت ماهواره‌های ثقل سنجی یکی از مهم‌ترین مسائل مطرح در علم ژئودزی و ژئوفیزیک است. ماهواره‌های GRACE تخمینی از میدان ثقل زمین بصورت منظم و ماهیانه به شکل مدل‌های ژئوپتانسیلی تا درجه و مرتبه ۱۲۰ از ضرایب هارمونیک کروی در مقیاس‌های چند صد کیلومتر در اختیار ما قرار می‌دهند. بنابراین تغییرات مربوط به فشارهای جوی، فشارهای کف اقیانوس و میزان ذخایر آب سطحی را می‌توان از تغییرات ثقل مشاهده شده با داده‌های ماهواره‌های GRACE مورد بررسی قرار داد (Wahr et al., 2006). ماهواره‌های GRACE میزان تغییرات ذخایر آب را که مجموع رطوبت موجود در خاک، آب موجود در پوشش برف، آب‌های سطحی و زیرزمینی همچنین آب ذخیره شده در پوشش گیاهان را برآورد می‌کند به این ترتیب ماهواره‌های GRACE می‌تواند در ارزیابی و بهبود مولفه‌های هیدرولوژیکی مورد نیاز در بررسی مدل‌های آب و هواشناسی در مقیاس‌های جهانی یا منطقه‌ای مورد استفاده قرار گیرد. تغییرات شتاب ثقل در یک منطقه می‌تواند بیانگر تغییرات جرم در نزدیکی سطح زمین باشد. تغییرات جرم با استفاده از تغییرات چگالی و یا عواملی مثل تغییرات سطح آب معادل ایجاد می‌شود. تغییرات میدان ثقل زمین علاوه بر اینکه تغییر حالت فیزیکی درون زمین و مکانیزم دینامیک آن را بررسی می‌کند امکان مطالعه توزیع جرم درون زمین را فراهم می‌کند (Joodaki, 2014).

نقاط مطالعاتی

اطلاعات نقاط ماهواره‌های GRACE به صورت 1×1 برداشت می‌شود که این اطلاعات به ماتریسی با اندازه 360×180 برای کل زمین منتهی می‌گردد. نقاط قرار گرفته GRACE در حوضه ارومیه شامل شش نقطه می‌باشد. خروجی ماهواره‌ها شامل ۶ پیکسل قرار گرفته بر روی حوضه انتخابی می‌باشد که نقاط ۲ و ۵ از آن که بیشترین همپوشانی را با محدوده حوضه داشتند برای نشان دادن هرچه بهتر تغییرات ضخامت معادل آب در این محدوده این نقطه نیز به عنوان نقطه مطالعاتی در نظر گرفته شدند و برای مدل‌سازی با ابزار هوش مصنوعی انتخاب شدند. شکل (۲) موقعیت نقاط قرار گرفته در منطقه را نشان می‌دهد.



شکل ۲. نقاط خروجی ماهواره در منطقه ارومیه

معیار های ارزیابی داده های GRACE/GFO

در این مطالعه ۴ شاخص آماری شامل ضریب همبستگی (R^1)، شاخص پراکندگی (SI^2)، ریشه میانگین مربعات خطا ($RMSE^3$) و میانگین خطای مطلق (MAE^4) مورد بررسی قرار گرفت. معادلات ریاضی این شاخص های آماری در زیر ارائه شده است.

$$R = \frac{\sum_{j=1}^n (T_j - \bar{T})(O_j - \bar{O})}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (T_j - \bar{T})^2} \sqrt{\sum_{j=1}^n (O_j - \bar{O})^2}} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (O_j - T_j)^2} \quad (2)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n |T_j - O_j| \quad (3 \text{Error! No text of specified style in document.})$$

$$SI = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (O_j - T_j)^2}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n T_j^2} \quad (4)$$

¹ correlation coefficient

² Scatter Index

³ Root Mean Square Error

⁴ Mean Absolute Error

که در آن n تعداد نمونه‌ها است، O_j و T_j به ترتیب خروجی و هدف نمونه j ام هستند. σ_e انحراف استاندارد باقیمانده است. K تعداد پارامترهای تنظیم شده در فرآیند مدل‌سازی است. \bar{O} و \bar{T} به ترتیب میانگین هدف و خروجی هستند.

مدلهای هوش مصنوعی

همانطور که گفته شد برای صرفه جویی در زمان و پرهیز از پردازش حجم اطلاعات زیاد و با توجه به پیچیدگی‌های مدل‌های ریاضی، در این مطالعه از اطلاعات ماهواره‌ای همراه با مدل‌های ترکیبی هوش مصنوعی برای پیش‌بینی نوسانات ضخامت معادل آب زیرزمینی در محدوده حوضه دریاچه ارومیه استفاده شد. پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی یکی از مهم‌ترین الزامات در مطالعه آب و هیدروژئولوژی است. اگر چه مدل‌های ریاضی و مفهومی ابزار اصلی برای نمایش متغیر هیدرولوژی و درک فرآیند فیزیکی در یک سیستم هستند، اما محدودیت‌های عملی دارند. زمانی که داده‌ها کافی نباشد و پیش‌بینی دقیق بسیار مهم‌تر باشد، مدل‌های شبکه عصبی می‌تواند بسیار کارآمد باشد. مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی از جمله مدل‌های شبکه عصبی با ویژگی‌های خاص برای مدل‌سازی سیستم‌های غیرخطی هستند. توانایی شناسایی رابطه از الگوی داده شده، حل شبکه‌های پیچیده هیدرولوژی را برای شبکه‌های عصبی امکان‌پذیر می‌کند (Nourani et al., 2008).

مدلهای ترکیبی GA-ANN ، ICA-ANN و PSO-ANN

یکی از ساده‌ترین و کارآمدترین روش‌های پیشنهادی برای استفاده در طراحی شبکه‌های عصبی، مدل (Multi layer perceptron (MLP)) می‌باشد که از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل یافته است. در این ساختار، تمام نرون‌های یک لایه به تمام نرون‌های لایه بعد متصل هستند. این چیدمان اصطلاحاً یک شبکه با اتصالات کامل را تشکیل می‌دهد. برخلاف شبکه‌های عصبی پرسپترون تک لایه، شبکه‌های چندلایه می‌توانند برای یادگیری مسایل غیرخطی و همچنین مسایلی با تصمیم‌گیری‌های متعدد بکار روند. اگر مجموعه داده دارای m ویژگی باشد بنابراین در شبکه‌های عصبی لایه ورودی نیز دارای m نورون است و از این رو نیاز به n تا وزن W نیز هست که در ورودی‌ها ضرب شوند. ویژگی‌های مجموعه داده‌ها، متغیرهای مستقلی هستند که بر خروجی یا متغیر وابسته تأثیر می‌گذارند. همچنین با داشتن n نورون درون لایه پنهان، نیاز به n تا مجموعه وزن‌های (W_1, W_2, \dots, W_n) دارید تا بتوان عملیات ضرب وزن‌ها در ورودی‌های X انجام شود. برای پیش‌بینی دقیق خروجی مدل، باید وزن‌های شبکه در تمام لایه‌ها اصلاح شده و مقادیر بهینه آنها بدست آید. به منظور آموزش شبکه و اصلاح وزن‌ها تا رسیدن به یک خطای معنادار، روش‌های بسیار زیادی وجود دارد. یکی از روش‌های موثر در این زمینه ترکیب مدل MILP با الگوریتم بهینه‌سازی در قالب یک مدل ترکیبی است. در این تحقیق از ۳ مدل ترکیبی GA-ANN و ICA-ANN و PSO-ANN استفاده شد. در ساختار این مدل‌ها، وزن‌های بهینه توسط الگوریتم‌های بهینه‌سازی ژنتیک و رقابت استعماری بدست می‌آیند. تابع هدف در این مدل‌ها کمینه‌سازی مقدار RMSE می‌باشد. تولید و اصلاح وزن‌ها در ساختار مدل تا رسیدن به کمترین خطا ادامه می‌یابد و تعداد تکرار الگوریتم بر این اساس تنظیم می‌شود.

معیارهای ارزیابی مدل هوش مصنوعی

به منظور برآورد خطا در مدل‌سازی انجام شده، دقت مدل‌سازی و اختلاف مقدار واقعی با پیش‌بینی صورت گرفته بایستی از معیارهای اندازه‌گیری خطا استفاده شود. بررسی معیارهای اندازه‌گیری برای تعیین عملکرد مدل، دقت مدل و تفاوت مدل‌های مختلف مورد بررسی قرار می‌گیرد. برای انتخاب بهترین مدل از شاخص‌های آماری RMSE، NRMSE، NASH و R استفاده شد که در معادلات (۵) تا (۸) نشان داده شده‌اند.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i^{obs} - X_i^{sim})^2} \quad (5)$$

$$NRMSE = \frac{RMSE}{(X_{Max}^{obs} - X_{Min}^{obs})} \quad (6)$$

$$NSE = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^n (X_i^{obs} - X_i^{sim})^2}{\sum_{i=1}^n (X_i^{obs} - X_{Mean}^{obs})^2} \right] \quad (7)$$

$$R = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (X_i^{obs} - X_{Mean}^{obs})(X_i^{sim} - X_{Mean}^{sim})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i^{obs} - X_{Mean}^{obs})^2 \sum_{i=1}^n (X_i^{sim} - X_{Mean}^{sim})^2}} \right) \quad (8)$$

در روابط فوق X_i^{sim} و X_i^{obs} به ترتیب مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده می‌باشند. X_{Mean}^{sim} و X_{Mean}^{obs} به ترتیب مقادیر میانگین داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی شده و n تعداد داده‌های مشاهداتی است.

نتایج و بحث

اعتبارسنجی داده‌های GRACE/GFO

بر اساس مقادیر مختلف شعاع فیلتر گاوسی در کیلومتر^۱ (GFRK)، مقدار TWSA با استفاده از GRACE/GFO (TWSA GRACE/GFO) محاسبه و مقادیر آن با مقدار TWSA بدست آمده از داده‌های GLDAS و چاه‌های مشاهداتی (TWSA Observed) مقایسه گردید. برای اطمینان از کارایی GRACE/GFO در برآورد مقدار TWSA، مقادیر بدست آمده با مقادیر مشاهداتی مقایسه گردید و RMSE، MAE، SI و R برای مقادیر مختلف GFRK محاسبه گردید تا بهترین مقدار آن که کمترین مقدار خطا را در محاسبه TWSA در منطقه مطالعاتی دارد انتخاب گردد. در اینجا مقدار GFRK بدون استفاده از فیلتر و با تغییر مقدار GFRK از ۱۰۰-۱۲۰۰ محاسبه و نتایج مربوط به آن در شکل ۳ آورده شده است. جهت برآورد و نمایش بهتر تغییرات RMSE، MAE و AIC مقادیر آنها بصورت جمع شده در آمده و با نام RMA نامگذاری شده است. در نتیجه هر GFRK که کمترین مقدار RMA را داشته باشد دارای بهترین نتیجه در برآورد مقدار TWSA در منطقه مطالعاتی می‌باشد. نتایج بدست آمده نشان می‌دهد در صورتی که از GFRK در برآورد مقدار TWSA استفاده نشود مقادیر RMSE، MAE، SI و R به ترتیب ۸۳۵/۹۵، ۶۹۶/۴۵، ۱۵۵۴/۱ و ۰/۲۲۳۵ بدست آمده و RMA نیز برابر با ۳۰۸۶/۵ می‌باشد که نشان‌دهنده عملکرد پایین GRACE/GFO در برآورد مقدار TWSA بدون استفاده از فیلتر است. استفاده از GFRK ۱۰۰ در برآورد مقدار TWSA باعث بهبود عملکرد مدل شده و پارامترهای آماری را به ترتیب به ۷۱۸/۷۷، ۵۹۷/۴۵، ۱۵۱۹/۷ و ۰/۲۵۱۲ رسانده است و همچنین مقدار RMA با بهبود ۸/۱۲٪ به ۲۸۳۶ رسیده است. در همین ابتدای کار تاثیر استفاده از فیلتر در برآورد مقدار TWSA مشخص گردید. حال با تغییر آن باید به بهترین مقدار جهت برآورد مقدار TWSA دست یافت. در فیلتر ۲۰۰ متر مقدار دوباره کارایی GRACE/GFO بهبود یافته و مقدار RMA به ۲۳۲۸/۴۱ رسیده است که نشان‌دهنده بهبود ۱۷/۹ درصد نسبت به فیلتر ۱۰۰ می‌باشد. همچنین مقادیر به ترتیب ۳۱/۶۴٪، ۳۲/۳۵٪، ۵/۷۱٪ و ۸/۷۳٪ بهبود یافته است. GFRK ۳۰۰ با مقادیر RMSE، MAE، SI و R به ترتیب ۷۱۸/۷۷، ۱۵۱۹/۷، ۱۵۱۹/۷ و ۱۸۸۰ دارای بهترین عملکرد نسبت به سایر GFRK مورد بررسی بوده است به طوری که نسبت به GFRK ۲۰۰ که دارای بهترین عملکرد بوده توانسته مقدار RMA به میزان ۱۹/۲۶٪ بهبود دهد. استفاده از GFRK ۴۰۰ مقدار نیز توانسته مقادیر ضرایب آماری را نسبت مقادیر قبلی به مقدار ۳۸/۹۹٪، ۳۹/۶۸٪، ۸/۴۹٪، ۱۳/۶۴٪ و ۱۳/۵۷٪ بهبود داده است. با

¹ Gaussian Filter Radius in Kilometer (GFRK)

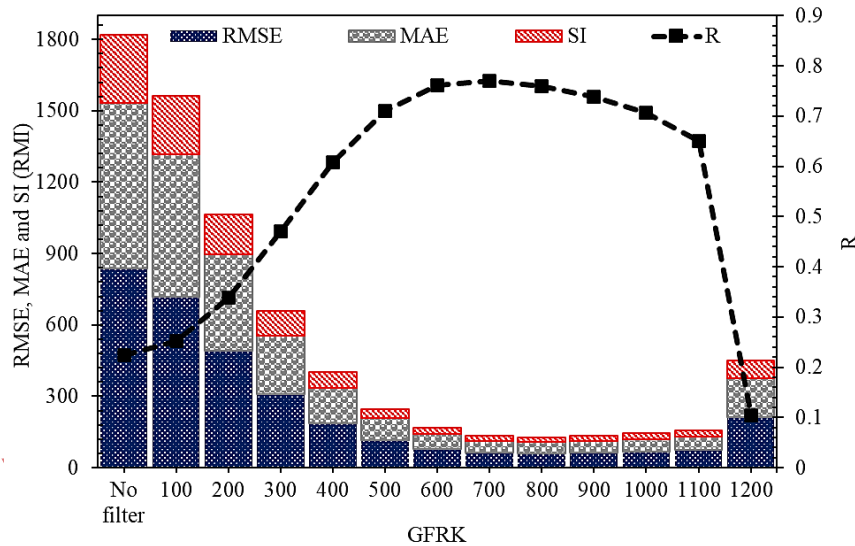
افزایش GFRK به ۵۰۰ مقدار R به ۰/۱۱۷۱ رسیده است که ۱۰/۳۷٪ بهبود را نسبت به GFRK ۴۰۰ نشان می‌دهد. همچنین مقدار RMSE از ۱۸۷/۳۶ در GFRK قبل به ۱۱۴/۷۹ رسیده است و ۳۸/۸۲٪ بهبود عملکرد را نشان می‌دهد. در MAE، AIC و RMA به ترتیب ۳۷/۹۳٪، ۹/۲۳٪ و ۱۵/۵۷٪ بهبود عملکرد را شاهد هستیم. GFRK ۶۰۰ با وجود بهبود عملکرد GRACE/GFO اما روند بهبود نسبت به سه GFRK قبلی کمتر شده است که نشان می‌دهد در حال نزدیک شدن به حد بهینه GFRK برای منطقه مطالعاتی هستیم. در اینجا مقدار R به ۷۶/۱۵۱ رسیده است که نسبت به GFRK قبلی ۵/۰۴٪ بهبود یافته است. مقدار RMSE از ۱۱۴/۷۹ به میزان ۳۲/۲۴٪ بهبود یافته و به ۷۷/۷۹ رسیده است. MAE و SI نیز به ترتیب ۳۲/۳۲ و ۸/۰۵ درصد بهبود را نشان می‌دهند. در آخر مقدار RMA از ۱۳۰۸/۴۳ در GFRK ۵۰۰ به ۱۱۵۲/۹۱ رسیده است که بهبود ۱۱/۸۹٪ را به دنبال داشته است. در GFRK ۷۰۰ روند بهبود کمتری را نشان داده است. در GFRK ۸۰۰ مقدار R کاهش یک درصدی را نسبت به در GFRK ۷۰۰ نشان می‌دهد و مقدار آن به ۷۶٪ رسیده است. اما در سایر مقادیر آماری مورد بررسی بهبود عملکرد را در GFRK ۸۰۰ داریم. مقدار RMSE از ۶۳/۵۶ در GFRK ۷۰۰ به ۶۰/۶۶ رسیده و ۴/۵۶٪ بهبود را نشان می‌دهد. همچنین MAE، AIC و RMA به ترتیب به اعداد ۴۶/۷۳، ۹۵۶ و ۱۰۶۳/۳۹ رسیده است و ۵/۴۲٪، ۱/۱٪ و ۱/۵٪ بهبود یافته است. پس تا اینجا GFRK ۸۰۰ بعنوان بهترین GFRK در برآورد مقدار TWSA در منطقه شناخته می‌شود. با افزایش GFRK به ۹۰۰ عملکرد GRACE/GFO کاهش یافته است و ۲/۱۱٪ نسبت به GFRK ۸۰۰ کاهش یافته است. همچنین مقادیر خطا در اینجا برای

RMSE، MAE، AIC و RMA به ترتیب ۳/۶۹٪، ۵/۲٪، ۰/۸۷٪ و ۱/۲۲٪ افزایش یافته است که نشان می‌دهد بالا بردن بیشتر GFRK باعث کاهش عملکرد و افزایش خطا در محاسبه مقدار TWSA می‌شود. برای اطمینان از درستی انتخاب GFRK ۸۰۰ جهت مدل‌سازی مقدار TWSA مقادیر GFRK ۱۰۰-۱۲۰۰ نیز مورد بررسی قرار گرفته و نتایج نشان داد در GFRK ۱۰۰۰ مقدار ضریب همبستگی به ۰/۷۰۶۶ رسیده است که کاهش ۵/۳٪ نسبت به GFRK ۸۰۰ که دارای بهترین عملکرد تا اینجا کار بوده را دارد. سایر ضرایب آماری نیز کاهش عملکرد را نشان می‌دهند. GFRK ۱۱۰۰ نیز مجدداً باعث بالا رفتن مقدار خطا به میزان ۲۰/۲۹٪، ۲۲/۸۱٪، ۴/۴۱٪ و ۶/۱۲٪ به ترتیب برای RMSE، MAE، SI و RMA شده است و مقدار R نیز کاهش ۱۰/۵۹٪ را نشان می‌دهد. افزایش GFRK به ۱۲۰۰ مقدار خطا را به شدت افزایش داده است و باعث کاهش ۶۵٪ مقدار R نسبت به GFRK ۸۰۰ شده است. مقدار RMSE به ۲۱۲/۰۴ رسیده و افزایش ۲۴۹/۵۵٪ را نشان می‌دهد. همچنین مقدار MAE به ۱۶۴/۴۴ رسیده است و ۲۵۲/۳۷٪ افزایش را نسبت به GFRK ۸۰۰ نشان می‌دهد. مقدار AIC به میزان ۲۹/۸۴٪ افزایش یافته و در آخر نیز RMA به عدد ۱۶۱۸ رسیده و افزایش ۵۲/۱۶٪ را دارد. پس افزایش بیشتر مقدار GFRK تنها باعث بالا رفتن خطا می‌شود. پس نتایج بدست آمده نشان داد GFRK ۸۰۰ دارای بهترین عملکرد در منطقه مطالعاتی می‌باشد و از آن در محاسبه مقدار TWSA استفاده می‌شود (شکل ۳).

پیش بینی تراز آب زیرزمینی بر اساس هوش مصنوعی

در این مطالعه از روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی سری زمانی ضخامت معادل آب زیرزمینی حاصل از تصاویر ماهواره GRACE استفاده شده است تا بتوان قابلیت این روش‌ها را مورد ارزیابی قرار داد. این امر برای جایی که شرایط مطلوب برای به کارگیری مدل‌های عددی پیچیده برقرار نیست و یا اینکه اطلاعات کافی در دست نیست بسیار حائز اهمیت است. طوری که بتوان بر اساس تعداد ورودی‌های بسیار اندک، نوسانات ضخامت معادل آب زیرزمینی را با دقت زیاد پیش‌بینی نمود. با توجه به اهداف این تحقیق در تمامی مدل‌های ترکیبی GA-ANN، ICA-ANN و PSO-ANN مورد استفاده در این تحقیق از داده‌های ماهواره GRACE مربوط به ضخامت معادل آب زیرزمینی در ماه‌های قبل (t-1، t-2، t-3، t-6، t-12، t-24) به عنوان داده‌های ورودی به مدل استفاده شد. خروجی مدل نیز داده‌های ضخامت معادل آب زیرزمینی در ماه حاضر (t) است که بر اساس داده‌های ماهواره GRACE استخراج شده است. عملکرد این مدل‌ها بر اساس شاخص‌های RMSE، NRMSE، NASH و R مورد ارزیابی قرار گرفت. تعداد کل داده‌های در دسترس ۱۸۰ داده بود که حدود ۸۰ درصد داده‌ها برای مرحله آموزش و ۲۰ درصد برای مرحله آزمون انتخاب شدند. بهترین

نتایج حاصل از اجرای هر کدام از این مدل‌ها برای پیکسل‌های انتخابی ۲ و ۵ در جدول (۱) ارائه شده است. برای انتخاب بهترین مدل از بین ۳ مدل مورد استفاده از مقادیر شاخص‌ها در مرحله آزمون استفاده شد که برای مدل ICA-ANN به عنوان بهترین مدل در پیکسل انتخابی ۲ به ترتیب ۵/۷۳، ۰/۰۹۵، ۰/۸۱۷ و ۰/۹۱۵ و در پیکسل انتخابی ۵ به ترتیب ۵/۷۵، ۰/۰۹۲، ۰/۸۸۶ و ۰/۹۴۲ می‌باشد. بررسی این جدول نشان داد مدل ICA-ANN با توجه به تمامی شاخص‌ها دارای دقت نسبی بیشتری نسبت به سایر مدل‌ها در مراحل آموزش و آزمون می‌باشد. پس از آن مدل PSO-ANN در رده دوم از نظر دقت پیش بینی قرار دارد. شکل (۴) پراکندگی نقاط در اطراف خط $Y=X$ و مقدار مجذور ضریب همبستگی برای انتخاب بهترین مدل هوش مصنوعی در مرحله آزمون مدل‌سازی برای هر یک از مدل‌های ICA-ANN، PSO-ANN و GA-ANN نشان می‌دهد. پراکنش منظم‌تر و نزدیکتر نقاط در اطراف خط $Y=X$ در مدل ICA-ANN نیز حاکی از دقت بیشتر این مدل در مقایسه با سایر مدل‌ها است. شکل (۴) نشان می‌دهد که همه مدل‌ها در پیش‌بینی داده‌های با مقدار کم بیش برآوردی و در پیش‌بینی داده‌های با مقادیر بالاتر کم برآوردی دارند. بر اساس این شکل بیشترین مقدار ضریب همبستگی بین داده‌های مشاهداتی و داده‌های پیش‌بینی شده توسط مدل مربوط به مدل ICA-ANN می‌باشد.

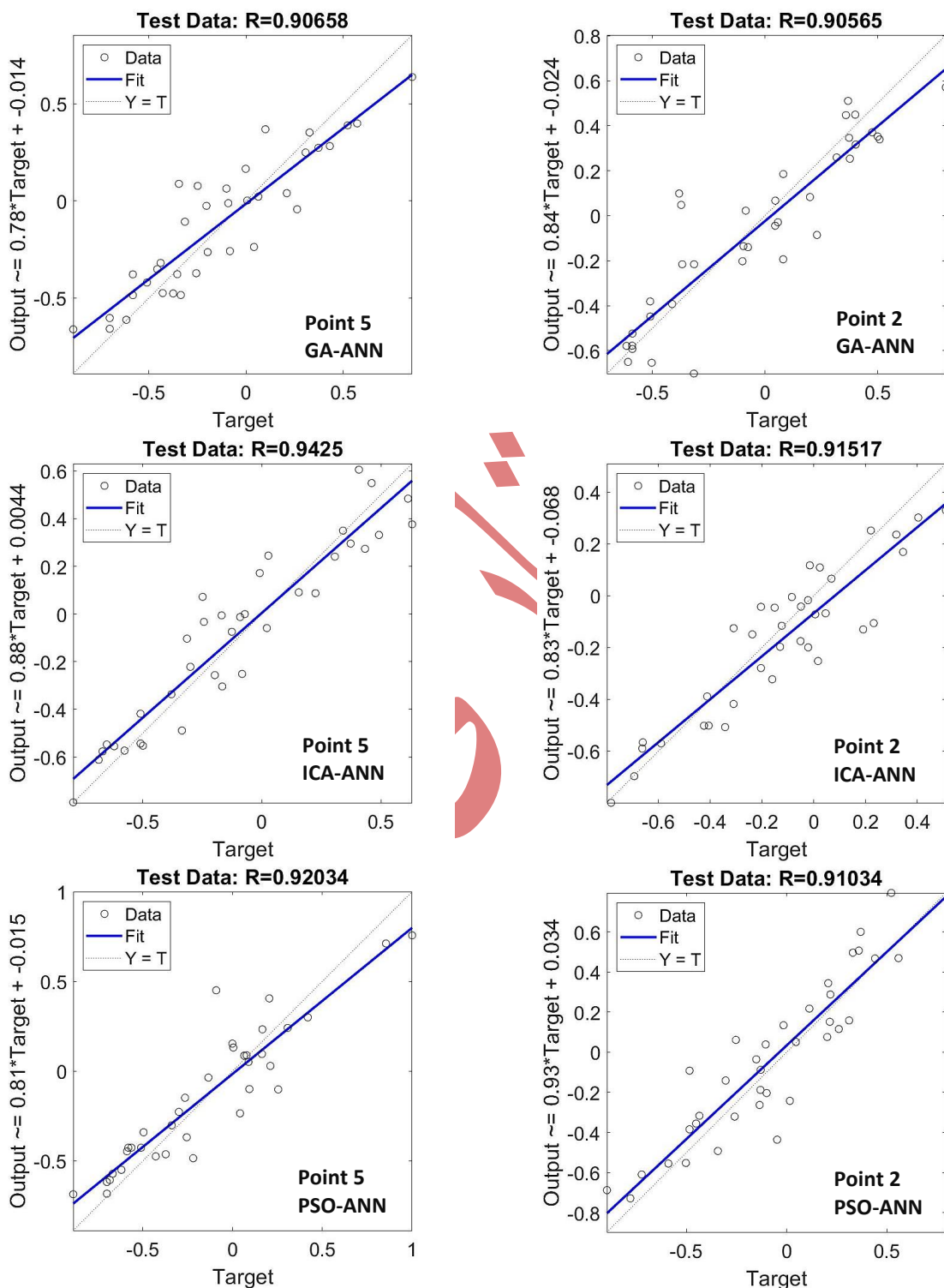


شکل ۳. شاخص‌های آماری مختلف بر اساس GFRK های مختلف برای محاسبه TWSA در مقایسه با TWSA مشاهداتی

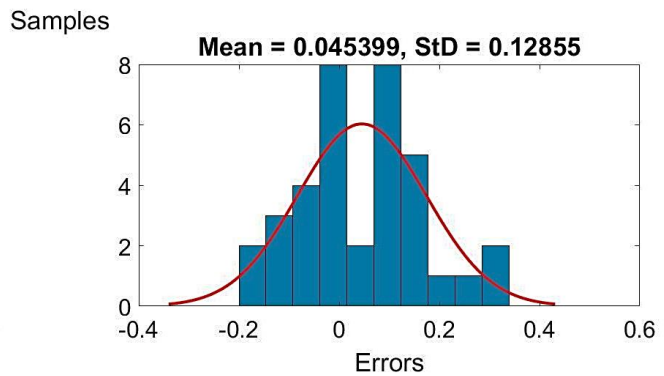
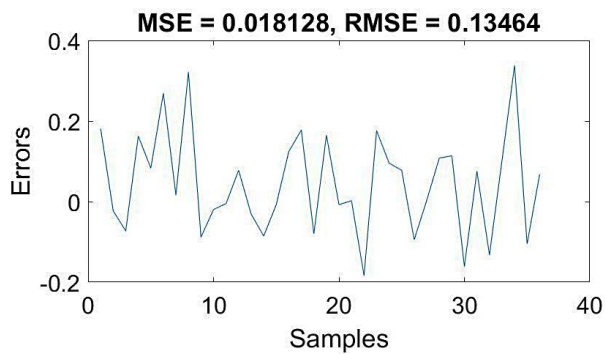
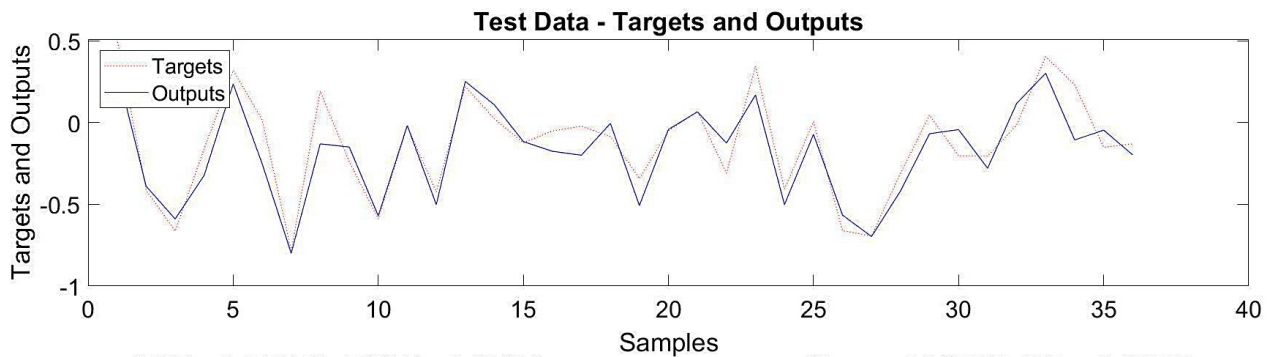
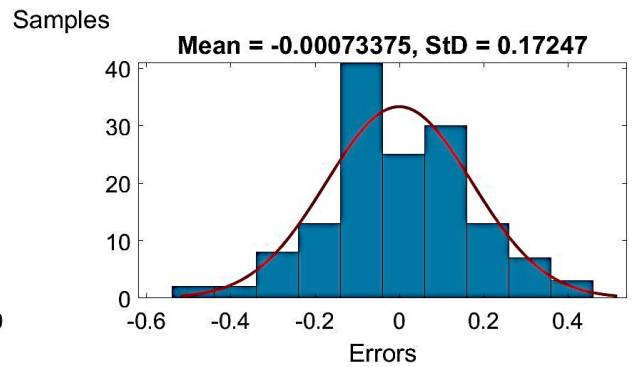
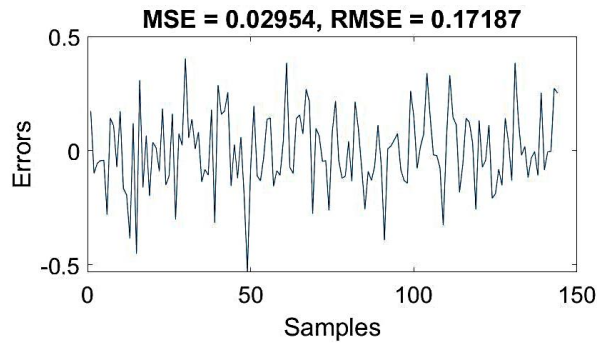
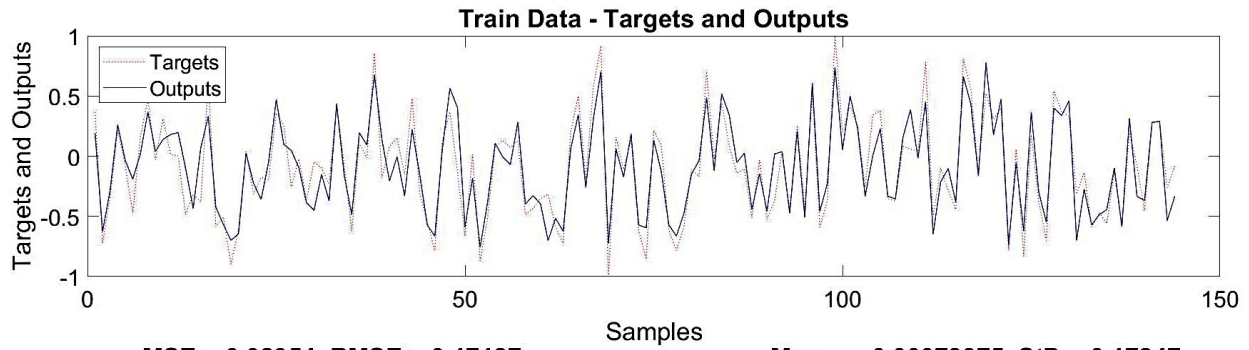
جدول (۱) ارزیابی عملکرد مدل‌های ترکیبی ICA-ANN، PSO-ANN و GA-ANN در پیش‌بینی ضخامت معادل آب زیرزمینی بر اساس شاخص‌های آماری در مراحل آموزش و آزمون

Point	Model	Train				Test			
		RMSE	NRMSE	NASH	R	RMSE	NRMSE	NASH	R
۲	GA-ANN	۷/۱۱۲	۰/۰۸۳	۰/۸۳۰	۰/۹۱۱	۷/۳۰۱	۰/۱۲۱	۰/۷۹۰	۰/۹۰۶
	ICA-ANN	۷/۳۲۱	۰/۰۸۶	۰/۸۳۶	۰/۹۱۴	۵/۷۳۵	۰/۰۹۵	۰/۸۱۷	۰/۹۱۵
	PSO-ANN	۷/۰۴۸	۷/۰۴۸	۰/۰۸۳	۰/۹۰۹	۷/۰۷۰	۰/۱۱۷	۰/۸۰۵	۰/۹۱۰
۵	GA-ANN	۷/۲۵۱	۰/۰۸۵	۰/۸۳۳	۰/۹۱۰	۷/۶۹۷	۰/۱۲۴	۰/۸۰۷	۰/۸۹۸
	ICA-ANN	۷/۵۰۷	۰/۰۸۸	۰/۸۲۳	۰/۹۲۷	۵/۷۴۸	۰/۰۹۲	۰/۸۸۶	۰/۹۴۲
	PSO-ANN	۷/۱۸۰	۰/۰۸۴	۰/۸۳۰	۰/۹۱۲	۷/۲۵۲	۰/۱۱۷	۰/۸۴۵	۰/۹۲۰

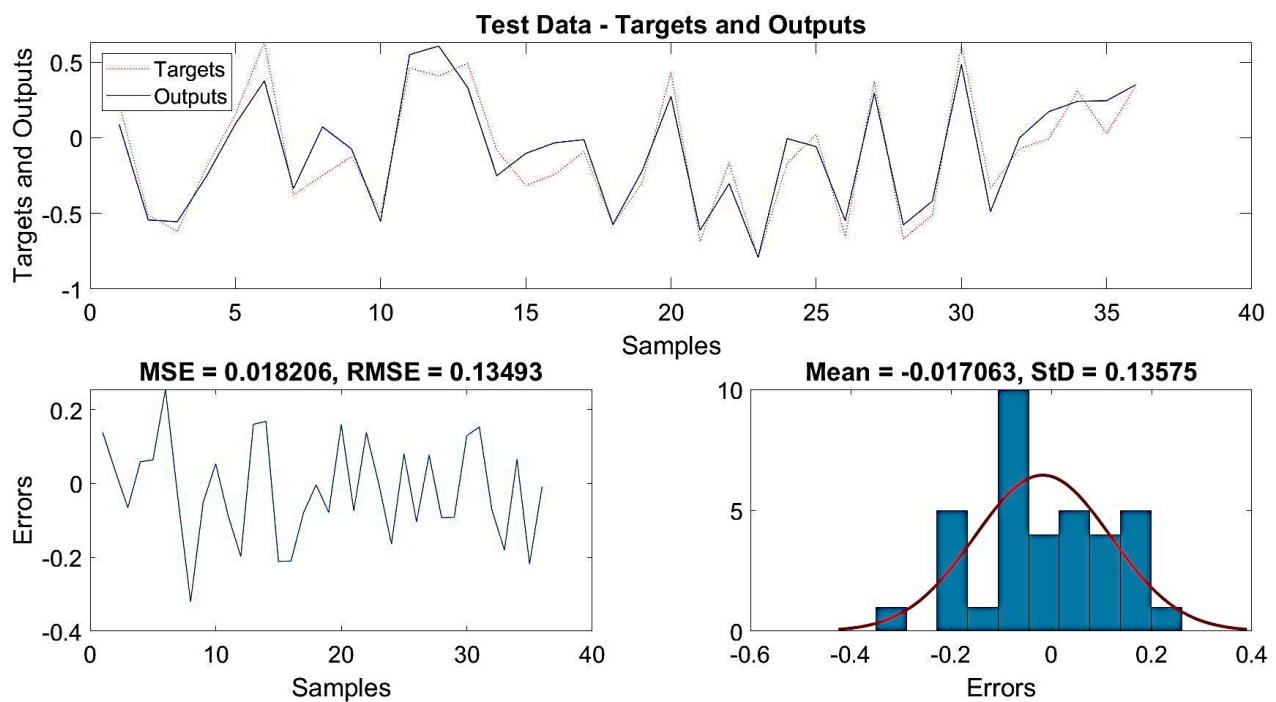
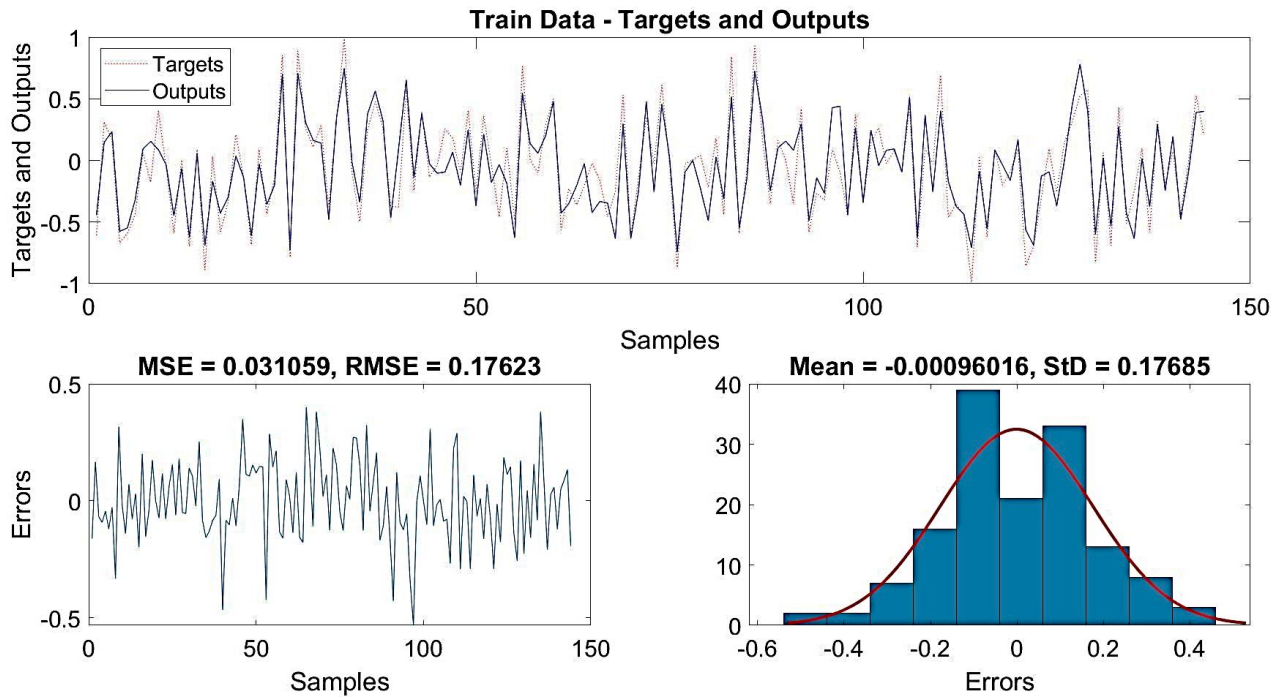
سری زمانی مقادیر پیش‌بینی شده ضخامت معادل آب زیرزمینی بر اساس مدل برتر (ICA-ANN) در مقایسه با داده‌های مشاهده‌ای برای نقاط مطالعاتی ۲ و ۵ در مراحل آموزش و آزمون در شکل‌های ۵ و ۶ نشان داده شده است.



شکل ۴- نمایش گرافیکی پراکندگی نقاط در اطراف خط $Y=X$ و مقدار مجذور ضریب همبستگی برای انتخاب بهترین مدل هوش مصنوعی در مرحله تست مدل سازی در نقاط مطالعاتی ۲ و ۵



شکل ۵- سری زمانی مقادیر پیش بینی شده تراز آب زیرزمینی بر اساس مدل برتر (ICA-ANN) در مقایسه با داده های مشاهداتی در مراحل آموزش و تست در نقطه مطالعاتی ۲



شکل ۶- سری زمانی مقادیر پیش بینی شده تراز آب زیرزمینی بر اساس مدل برتر (ICA-ANN) در مقایسه با داده های مشاهداتی در مراحل آموزش و تست در نقطه مطالعاتی ۵

بررسی شکل های ۵ و ۶ حاکی از پیش بینی درست نوسانات و تغییرات ضخامت معادل آب زیرزمینی در دوره انتخابی است. برای تفسیر دقیق تر این نوسانات نمودار مقادیر خطای مدل برای هر نمونه و هیستوگرام خطاها نیز در این شکل ها آورده شده است. نمودار پراکنش خطا در این شکل ها نشان می دهد در بیش از ۹۰ درصد داده ها میزان خطا کمتر از ± 0.2 (کمتر از ۲۰ درصد) می باشد و بیش از نیمی

از داده‌ها خطای کمتر از ۱۰ درصد دارند که نشان دهنده توانایی مدل ICA-ANN در شبیه‌سازی ضخامت معادل آب زیرزمینی بر اساس داده‌های موجود در ماه‌های قبل دارد. در نهایت نتایج حاصل از کاربرد مدل هوش مصنوعی ICA-ANN نشان می‌دهد این روش توانسته است در دوره آماری ۱۸۰ ماهه با کمترین میزان خطا در مراحل train و test تراز آب زیرزمینی را پیش‌بینی نماید. بطوری که مقدار RMSE در این روش در دو مرحله train و test در حوضه دریاچه ارومیه برای نقطه مطالعاتی ۲ به ترتیب ۷/۳ و ۵/۷۳ و برای نقطه مطالعاتی ۵ به ترتیب ۷/۵ و ۵/۷۵ بود. این مقدار نشان می‌دهد مدل ICA-ANN بدون نیاز به اطلاعات و داده‌های فراوان و بدون بهره‌گیری از فرآیند پیچیده مدلسازی و تنها بر اساس داده‌های ماهواره‌ای و با صرف زمان بسیار کم نوسانات ضخامت معادل آب زیرزمینی را به درستی و با دقت زیاد پیش‌بینی نماید.

نتیجه‌گیری

امکان پیش‌بینی ضخامت معادل آب زیرزمینی برای یک دوره بلندمدت بر اساس حجم اطلاعات بسیار کم نسبت به مدل‌های پیچیده و تنها با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای یکی از مهمترین دستاوردهای این تحقیق است. در این حالت بدون نیاز به پارامترهای هواشناسی، خاک، زمین‌شناسی، اطلاعات لایه‌بندی و ژئوفیزیک، لوگ چاه‌های بهره‌بردار، اطلاعات برداشت آب از چاه‌ها چشمه‌ها و قنات‌ها، داده‌های اندرکنش آب سطحی و زیرزمینی و بدون نیاز به نقشه‌ها و نرم افزارهای پیچیده و بدون صرف زمان و هزینه زیاد برای کالیبراسیون و صحت‌سنجی مدل‌های ریاضی، ضخامت معادل آب زیرزمینی بر اساس روش‌های هوش مصنوعی و با استفاده از داده‌های ماهواره GRACE پیش‌بینی می‌گردد. این امر کمک بزرگی به متخصصین بخش منابع آب در حوضه‌های فاقد آمار یا آبخوان‌هایی که فاقد اطلاعات پایه‌ای و نقشه‌های دقیق بوده و با دشت‌هایی که با نقص آمار گسترده مواجه هستند می‌کند. زیرا با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی با صرف زمان و هزینه بسیار کم اطلاعات مدیریتی بسیار ارزشمندی در خصوص پیش‌بینی ضخامت معادل آب زیرزمینی در سال‌های خشک و تر به دست می‌آید. ارزیابی عملکرد مدل‌های هوش مصنوعی ترکیبی GA-ANN، ICA-ANN و PSO-ANN نشان داد این مدل‌ها دقت بسیار خوبی در پیش‌بینی نوسانات ضخامت معادل آب زیرزمینی دارند. از بین این مدل‌ها، مدل ICA-ANN با مقدار RMSE کمتر دارای بیشترین دقت بود. بطوری که مقدار RMSE در این روش در دو مرحله train و test در حوضه دریاچه ارومیه برای نقطه مطالعاتی ۲ به ترتیب ۷/۳ و ۵/۷۳ و برای نقطه مطالعاتی ۵ به ترتیب ۷/۵ و ۵/۷۵ بود. با توجه به اهمیت آگاهی از تغییرات ضخامت معادل آب زیرزمینی به عنوان یکی از مهمترین پارامترهای بیابان منابع آب می‌توان مدل‌های هوش مصنوعی مورد استفاده در این تحقیق را بخصوص برای مناطق فاقد آمار پایه و یا در شرایطی که امکان استفاده از مدل‌های ریاضی وجود ندارد توصیه نمود. نتایج نشان داد ابزار هوش مصنوعی می‌تواند کمک شایانی به پیش‌بینی و یا بازسازی این داده‌ها در دوره‌هایی که اطلاعات ماهواره‌ای مخدوش شده یا ارتباط بین داده‌های ماهواره‌ای و اطلاعات زمینی در برخی سال‌ها دارای همبستگی مناسبی نیست، کند. این تکنیک می‌تواند توسط شرکت‌ها و ارگان‌های مرتبط با مدیریت آب و حوضه آبریز مانند شرکت‌های آب منطقه‌ای و تحقیقات منابع آب ایران و جهادکشاورزی برای تصمیم‌گیری‌های استراتژیک در خصوص مدیریت بهره‌برداری از دشت‌ها و آبخوان‌ها مورد استفاده قرار گیرد. بر اساس نتایج بدست آمده می‌توان مدل‌های توسعه داده شده در این تحقیق را برای سایر مناطق مطالعاتی با رویکرد بهره‌برداری تلفیقی از رودخانه و آبخوان نیز پیشنهاد داد. در این صورت بدون نیاز به روابط و معادلات پیچیده برای بررسی اثر برهمکنش آب سطحی و زیرزمینی و تنها بر اساس اطلاعات ماهواره‌ای می‌توان ضخامت معادل آب زیرزمینی را در دشت مورد مطالعه در دوره‌های خشک و تر با دقت زیاد پیش‌بینی نمود. برآورد ضخامت معادل آب‌های زیرزمینی و تغییرات آن برای مدیریت این منابع نیازمند تفسیر نقشه‌ها و داده‌برداری‌های گسترده، مطالعات تخصصی، مدلسازی‌های پیچیده و انجام تحقیقات کاربردی در این زمینه است. برخلاف این تحقیق روش مرسوم اندازه‌گیری یا پیش‌بینی تغییرات تراز آب‌های زیرزمینی بر اساس داده‌های اندازه‌گیری شده در چاه‌های مشاهده‌ای مانند تحقیقات Guzman et al., 2019، Nadiri et al. 2019 و Moradi et al., 2023 علی‌رغم دقت مناسب، مقدار ضخامت معادل آب زیرزمینی را محاسبه نمی‌کند و تنها نوسانات تراز آب زیرزمینی را گزارش می‌کند. برآورد ضخامت معادل آب‌های زیرزمینی بر اساس

وسعت محدوده مطالعاتی دارای مشکلاتی از جمله هزینه زیاد آزمایشات پمپاژ و مطالعات ژئوفیزیک، کمبود اطلاعات جامع زمین‌شناسی و خاکشناسی و زمان‌بر بودن تهیه و اجرای مدل‌های شبیه‌سازی است. بر اساس نتایج حاصل شده در این تحقیق یکی از راه‌حل‌های اساسی پیشنهادی، استفاده از تکنیک سنجش از دور بوده که به عنوان روش جایگزین برای صرفه‌جویی در هزینه و کسب نتایج دقیق‌تر توسط پژوهشگران زیادی مورد استفاده قرار گرفته است که همه تحقیقات حاکی از دقت مناسب این روش بودند. دقت پیش‌بینی مدل‌های مورد استفاده در تحقیق حاضر بدلیل ترکیب الگوریتم‌های بهینه‌سازی با ابزار هوش مصنوعی بیشتر از تحقیقات Soltani and Azari, 2022 و Soltani and Azari, 2023 بود.

پایان کارشناسی ارشد

- Amiri, S., Rajabi, A., Shabanlou, S., Yosefvand, F., & Izadbakhsh, M.A. (2023). Prediction of groundwater level variations using deep learning methods and GMS numerical model. *Earth Science Informatic*. <https://doi.org/10.1007/s12145-023-01052-1>.
- Andersen, O.B., Seneviratne, S.I., Hinderer, J., & Viterbo, P. (2005), GRACE-derived terrestrial water storage depletion associated with the 2003 *European heat wave*, *Geophys. Res. Lett.*, 32, L18405, doi:10.1029/2005GL023574.
- Azari, A., Zeynoddin, M., Ebtehaj, I., Sattar, A.M.A., Gharabaghi, B., & Bonakdari, H. (2021). Integrated preprocessing techniques with linear stochastic approaches in groundwater level forecasting, *Acta Geophysica*, 69, 1395-1411.
- Azizi, E., Yosefvand, F., Yaghoubi, B., Izadbakhsh, M.A. & Shabanlou, S. (2023) Modelling and prediction of groundwater level using wavelet transform and machine learning methods: A case study for the Sahneh Plain, Iran. *Irrigation and Drainage*, 72(3), 747–762. <https://doi.org/10.1002/ird.2794>
- Azizpour, A., Izadbakhsh, M.A., Shabanlou, S. Yosefvand, F., & Rajabi, A. (2021). Estimation of water level fluctuations in groundwater through a hybrid learning machine. *Groundwater for Sustainable Development*, 15, 100687. <https://doi.org/10.1016/j.gsd.2021.100687>.
- Azizpour, A., Izadbakhsh, M.A., Shabanlou, S. Yosefvand, F., & Rajabi, A. (2022). Simulation of time-series groundwater parameters using a hybrid metaheuristic neuro-fuzzy model. *Environment Science and Pollution Research*. <https://doi.org/10.1007/s11356-021-17879-4>
- Chen, J., Li, J., Zhang, Z., & Ni, S.I. (2014). Long-term groundwater variations in Northwest India from satellite gravity measurements. *Global and Planetary Change*, 116, 130-138.
- Chen, J. L., Wilson, C. R., Famiglietti, J. S., and Rodell, M. (2005), Spatial sensitivity of the Gravity Recovery and Climate Experiment (GRACE) time-variable gravity observations, *J. Geophys. Res.*, 110, B08408, doi:10.1029/2004JB003536.
- Chen, J. L., and Wilson, C. R. (2008), Low degree gravity changes from GRACE, Earth rotation, geophysical models, and satellite laser ranging, *J. Geophys. Res.*, 113, B06402, doi:10.1029/2007JB005397.
- Dapeng, M., Zhongchang, S., & Jinyun, G. (2014). Estimating continental water storage variations in Central Asia area using GRACE data. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, Volume 17, *35th International Symposium on Remote Sensing of Environment (ISRSE35)* 22–26 April 2013, Beijing, China.
- Ebtehaj, I., Bonakdari, H., & Shamshirband, S. (2016). Extreme learning machine assessment for estimating sediment transport in open channels, *Engineering Computations*, 32, 691-704.
- Ebtehaj, I., Bonakdari, H., Zeynoddin, M., Gharabaghi, B., & Azari, A. (2020). Evaluation of preprocessing techniques for improving the accuracy of stochastic rainfall forecast models, *International Journal of Environmental Science and Technology*, 17, 505-524.
- Esmaeili, F., Shabanlou, S., & Saadat, M.A. (2021). Wavelet-outlier robust extreme learning machine for rainfall forecasting in ardebil city, Iran, *Earth Science Informatics*, 14, 2087-2100.
- Fallahi, M.M., Shabanlou, S., Rajabi, A. Yosefvand, F., & Izadbakhsh, M.A. (2023). Effects of climate change on groundwater level variations affected by uncertainty (case study: Razan aquifer). *Applied Water Science*, 13, 143. <https://doi.org/10.1007/s13201-023-01949-8>
- Fatolazadeh, F., Voosoghi, B., & Naeni, M.R. (2016). Wavelet and Gaussian approaches for estimation of groundwater variations using GRACE data. *Groundwater*, 54(1), 74-81.
- Forootan, E., Rietbroek, R., Kusche, J., Sharifi, M.A., Awange, J.L., Schmidt, M., Omondi, P., & Famiglietti, J. (2014). Separation of large-scale water storage patterns over Iran using GRACE, altimetry and hydrological data. *Remote Sensing of Environment*, 140, 580-595.
- Guzman, S.M., Paz, J.O., Tagert, M.L.M. & Mercer, A.E. (2019). Evaluation of Seasonally Classified Inputs for the Prediction of Daily Groundwater Levels: NARX Networks Vs Support Vector Machines. *Environmental Modeling & Assessment*, 24(2), 223-234.

- Henry, C.M., D.M. Allen., & Huang, J. (2011). Groundwater storage variability and annual recharge using well-hydrograph and GRACE satellite data. *Hydrogeology Journal*, 19(4), 741-755.
- Hofmann-Wellenhof, B., & Moritz, H. (2006). Physical geodesy. Springer Science & Business Media.
- Joodaki, G., Earth mass change tracking using GRACE satellite gravity data. 2014.
- Jin, S., Hassan, A., & Feng, G. (2012). Assessment of terrestrial water contributions to polar motion from GRACE and hydrological models. *Journal of Geodynamics*, 62, 40-48.
- Joodaki, G., Wahr, J., & Swenson, S. (2014). Estimating the human contribution to groundwater depletion in the Middle East, from GRACE data, land surface models, and well observations. *Water Resources Research*, 50(3), 2679-2692.
- Malekzadeh, M., Kardar, S., Saeb, K., Shabanlou, S., & Taghavi, L. (2019a). A novel approach for prediction of monthly ground water level using a hybrid wavelet and non-tuned self-adaptive machine learning model. *Water resources management*, 33, 1609-1628.
- Malekzadeh, M., Kardar, S., & Shabanlou, S. (2019b). Simulation of groundwater level using MODFLOW, extreme learning machine and Wavelet-Extreme Learning Machine models, *Groundwater for Sustainable Development*, 9, 100279, <https://doi.org/10.1016/j.gsd.2019.100279>.
- Mazraeh, A., Bagherifar, M., Shabanlou, S., & Ekhlasmand, R. (2023). A Hybrid Machine Learning Model for Modeling Nitrate Concentration in Water Sources. *Water, Air, & Soil Pollution*, 234(11), 1-22.
- Mazraeh, A., Bagherifar, M., Shabanlou, S., & Ekhlasmand, R. (2024). A novel committee-based framework for modeling groundwater level fluctuations: A combination of mathematical and machine learning models using the weighted multi-model ensemble mean algorithm, *Groundwater for Sustainable Development*, 24, 101062, <https://doi.org/10.1016/j.gsd.2023.101062>.
- Mohammed, K.S., Shabanlou, S., Rajabi, A., Yosefyand, F., & Izadbakhsh, M.A. (2023). Prediction of groundwater level fluctuations using artificial intelligence-based models and GMS. *Applied Water Science*, 13, 54. <https://doi.org/10.1007/s13201-022-01861-7>
- Mo S, Zhong Y, Forootan E, Mehrnegar N, Yin X, Wu J, ... and Shi (2022) Bayesian convolutional neural networks for predicting the terrestrial water storage anomalies during GRACE and GRACE-FO gap. *J. Hydrol.* 127244. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.127244>
- Moghim, S. (2020). Assessment of water storage changes using GRACE and GLDAS. *Water Resources Management*, 34(2), 685-697.
- Nadiri, A.A., Naderi, K., Khatibi, R., & Gharekhani, M. (2019). Modelling groundwater level variations by learning from multiple models using fuzzy logic. *Hydrological sciences journal*, 64(2), 210-226.
- Nourani, V., Mogaddam, A.A. & Nadiri, A.O. (2008). An ANN- based model for spatiotemporal groundwater level forecasting. *Hydrological Processes: An International Journal*, 22(26), 5054-5066.
- Pereira, A., & Pacino, M.C. (2012). Annual and seasonal water storage changes detected from GRACE data in the La Plata Basin. *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, 212, 88-99.
- Poursaeid, M., Mastouri, R., Shabanlou, S., & Najarchi, M. (2020). Estimation of total dissolved solids, electrical conductivity, salinity and groundwater levels using novel learning machines. *Environ Earth Sci.* 79, 453. <https://doi.org/10.1007/s12665-020-09190-1>
- Poursaeid, M., Mastouri, R., Shabanlou, S., & Najarchi, M. (2021). Modelling qualitative and quantitative parameters of groundwater using a new wavelet conjunction heuristic method: wavelet extreme learning machine versus wavelet neural networks. *Water and Environment*, 35, 67-83.
- Poursaeid, M., Poursaeid, A.H. & Shabanlou, S. (2022). Comparative Study of Artificial Intelligence Models and A Statistical Method for Groundwater Level Prediction. *Water Resour Manage.* <https://doi.org/10.1007/s11269-022-03070-y>
- Rajabi, A., & Shabanlou, S. (2012) Climate index changes in future by using SDSM in Kermanshah, Iran. *J Environ Res Dev* 7(1), 37-44
- Rodell, M. (2000). Estimating changes in terrestrial water storage. The University of Texas at Austin. <https://repositories.lib.utexas.edu/handle/2152/68627>
- Rodell, M., Chen, J., Kato, H., Famiglietti, J.S., Nigro, J., & Wilson, C.R. (2007). Estimating groundwater storage changes in the Mississippi River basin (USA) using GRACE. *Hydrogeol J* 15, 159-166.

- Rodell, M., Velicogna, I., & Famiglietti, J.S. (2009). Satellite-based estimates of groundwater depletion in India. *Nature*, 460(7258), 999-1002.
- Scanlon, B. R., Longuevergne, L., & Long, D. (2012), Ground referencing GRACE satellite estimates of groundwater storage changes in the California Central Valley, USA, *Water Resour. Res.*, 48, W04520, doi:10.1029/2011WR011312.
- Scanlon BR, Rateb A, Anyamba A, Kebede S, MacDonald AM, Shamsudduha M, ... and Xie H (2022) Linkages between GRACE water storage, hydrologic extremes, and climate teleconnections in major African aquifers. *Environ. Res. Lett.* 014046. <https://doi.org/10.18738/T8/HLXCMY>
- Shamsudduha, M., Taylor, R. G., & Longuevergne, L. (2012), Monitoring groundwater storage changes in the highly seasonal humid tropics: Validation of GRACE measurements in the Bengal Basin, *Water Resour. Res.*, 48, W02508, doi:10.1029/2011WR010993.
- Soltani, K., & Azari, A. (2022). Forecasting groundwater anomaly in the future using satellite information and machine learning. *Journal of Hydrology*, 612 (2), 128052.
- Soltani., K., and Azari, A. 2023. Terrestrial water storage anomaly estimating using machine learning techniques and satellite-based data (a case study of Lake Urmia Basin). *Irrigation and Drainage*, 72 (4). <https://doi.org/10.1002/ird.2863>
- Soltani, K., Ebtehaj, I., Amiri, A., Azari, A., Gharabaghi, B., & Bonakdari, H. (2021). Mapping the spatial and temporal variability of flood susceptibility using remotely sensed normalized difference vegetation index and the forecasted changes in the future. *Science of The Total Environment* 770, 145288.
- Strassberg, G., Scanlon, B.R., & Chambers, D. (2009). Evaluation of groundwater storage monitoring with the GRACE satellite: Case study of the High Plains aquifer, central United States. *Water Resources Research*, 45, W05410.
- 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, L09607.
- Velicogna, I., Tong, J., Zhang, T., & Kimball, J.S. (2012). Increasing subsurface water storage in discontinuous permafrost areas of the Lena River basin, Eurasia, detected from GRACE, *Geophys. Res. Lett.*, 39, L09403.
- Voss, K.A., et al., Groundwater depletion in the Middle East from GRACE with implications for transboundary water management in the Tigris- Euphrates- Western Iran region. *Water resources research*, 2013. 49(2): p. 904-914.
- Wahr, J., S. Swenson, and I. Velicogna, (2006). Accuracy of GRACE mass estimates. *Geophysical Research Letters*, 2006. 33(6).
- 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*, 1998. 103(B12): 30205-30229.
- Wahr, J., Swenson, S., Zlotnicki, V., & Velicogna, I. (2004), Time-variable gravity from GRACE: First results, *Geophys. Res. Lett.*, 31, L11501.
- Wang F, Lai H, Li Y, Feng K, Zhang Z, Tian Q, ... and Yang H (2022) Identifying the status of groundwater drought from a GRACE mascon model perspective across China during 2003–2018. *Agric. Water Manage.* 260:107251. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2021.107251>
- Wei M, Zhou H, Luo Z, Dai M (2022) Tracking inter-annual terrestrial water storage variations over Lake Baikal basin from GRACE and GRACE Follow-On missions. *Journal of Hydrology: Regional Studies* 40:101004. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2022.101004>
- Yosefvand, F., & Shabanlou, S. (2020). Forecasting of Groundwater Level Using Ensemble Hybrid Wavelet–Self-adaptive Extreme Learning Machine-Based Models. *Nat Resour Res* 29, 3215–3232 (2020). <https://doi.org/10.1007/s11053-020-09642-2>
- Zeynoddin, M., Bonakdari H., Azari, A., Ebtehaj, I., Gharabaghi, B., & Madavar, H.R. (2018). Novel hybrid linear stochastic with non-linear extreme learning machine methods for forecasting monthly rainfall a tropical climate, *Journal of environmental management* 222, 190-206.
- Zeynoddin, M., Bonakdari, H., Ebtehaj, I., Azari, A., & Gharabaghi, B., (2020). A generalized linear stochastic model for lake level prediction, *Science of The Total Environment*, 723, 138015.

Prediction of fluctuations in the equivalent thickness of groundwater using satellite information and artificial intelligence hybrid models

Introduction

Fluctuations in the equivalent thickness of groundwater are one of the main components of the hydrogeological cycle and one of the required variables for many water resources exploitation models. The lack of reliable and comprehensive data is one of the most important challenges in analyzing the decline and predictions of the equivalent thickness of groundwater in water management. In recent years, the use of different satellite information has been noticed as a reliable solution. The aim of this research is to predict fluctuations in the equivalent thickness of groundwater using GRACE satellite data and modeling it using artificial intelligence hybrid models.

Methods and Materials

The study area of this research is the basin area of Lake Urmia located in the northwest of Iran. For this purpose, 180 GRACE satellite data between April 2002 and March 2017 were used. GRACE satellites point information is taken as $1^\circ \times 1^\circ$, which leads to a 360×180 matrix for the whole earth. The output of GRACE satellites includes 6 pixels located on the selected watershed, of which 2 points that overlapped the most with the watershed area were selected for modeling with artificial intelligence tools. One of the effective methods in this field is combining the MLP model with the optimization algorithm in the form of a hybrid model. The GA-ANN, ICA-ANN and PSO-ANN hybrid models were used for this purpose. In the structure of these models, optimal weights are obtained by optimization algorithms. The objective function in these models is to minimize the RMSE value. The generation and modification of weights in the model structure continued until the minimum error was reached, and the number of iterations of the algorithm was adjusted accordingly.

Results and Discussion

The performance evaluation of the GA-ANN, ICA-ANN and PSO-ANN hybrid artificial intelligence models showed that these models are very accurate in predicting fluctuations in the equivalent thickness of groundwater. The results showed that the output of the ICA-ANN model had the best fit with the observational data with a correlation coefficient equal to 0.915 and 0.942 in the two selected pixels 2 and 5 in the test phase, and the results of this model had the best and closest distribution of points. It was 45 degrees around the line and it is considered the most accurate model. Also, the ICA-ANN model had the lowest RMSE value so that the value of RMSE in this method in the two stages of train and test in the Urmia lake basin for study point 2 was 7.3 and 5.73 respectively and for study point 5 was 7.5 and 5.75 respectively. Considering the importance of knowing the changes in the equivalent thickness of groundwater as one of the most important parameters of the water budget, the artificial intelligence models used in this research can be recommended, especially for areas without basic statistics or in situations where it is not possible to use mathematical models. In this case, without the need for complex relationships and equations to investigate the effect of surface and groundwater interaction and only based on satellite data, the equivalent thickness of groundwater can be predicted in the studied plain in dry and wet periods with great accuracy.

Conclusion

The possibility of predicting the equivalent thickness of groundwater for a long-term period based on a very small amount of information compared to complex models and using only satellite data is one of the most important achievements of this research. In this case, without the need for extensive information and without the need for complex maps and software, and without spending a lot of time and money for the calibration and validation of mathematical models, the equivalent thickness of groundwater based on artificial intelligence methods and using GRACE satellite data is forecasted. This is of great help to experts in the water resources sector in basins that lack statistics or aquifers that lack basic information and accurate maps, or plains that are faced with widespread statistical deficiencies. Because by using artificial intelligence

models, very valuable management information regarding the prediction of the equivalent thickness of groundwater in dry and wet years can be obtained with very little time and cost.

Keywords: equivalent thickness of groundwater, GRACE satellite, GA-ANN, ICA-ANN, PSO-ANN

فیلد استادی نشانه