

Performance evaluation of models based on Data Decomposition and GRACE Satellite Products for Groundwater Level Modeling (case study: Aspas aquifer)

Maryam Shahbazi¹, Heidar Zarei^{*2}, Abazar Solgi³

1. Ph.D. Student of Water Resources Engineering, Faculty of Water and Environmental Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran. E-mail: shahbazi_jm@yahoo.com
2. Corresponding Author, Associate Prof., Dept. of Hydrology and Water Resources, Faculty of Water and Environmental Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran. E-mail: zareih@scu.ac.ir
3. Ph.D. Graduate of Water Resources Engineering, Faculty of Water and Environmental Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran. E-mail: abazar_solgi@yahoo.com

Article Info

Article type:
Research Full Paper

Article history:
Received: 11.18.2022
Revised: 02.05.2023
Accepted: 02.19.2023

Keywords:
Aspas aquifer,
CEEMD,
GRACE satellite,
Groundwater Level

ABSTRACT

Background and Objectives: Excessive extraction of groundwater has caused most of Iran's groundwater aquifers to face a drop in water level in recent years. This has subject caused the use of most of the aquifers to be prohibited, most of the Qanats have dried up and most of the permanent springs have had a significant reduction in their water supply. Therefore, the investigation of the groundwater level should be given more attention. Various methods and tools have been used to investigate this issue. Artificial intelligence models have been used in most of these studies. Among these intelligence models, Support Vector Regression (SVR) model has performed well. In order to improve the performance of these models, in recent years, the use of pre-processing tools and the formation of hybrid models have been considered. One of these tools is complementary ensemble empirical mode decomposition (CEEMD). In this research, the combination of this tool with the SVR model was used to check the groundwater level in the Aspas aquifer. Then their results were compared with the results of the Gravity recovery and climate experiment (Grace) satellite.

Materials and Methods: The Aspas subbasin with code 4321 is located northwest of the Tashk-Bakhtegan and Maharlu basin in Fars Province. To check the groundwater level in this sub-basin, the SVR model with 4 kernels include: polynomial kernels, RBF kernel, sigmoid kernel, and linear kernel (Lin) was used. Then discusses the formation of a hybrid model obtained from the combination of CEEMD with the SVR intelligence model. When an initial signal is decomposed using the CEEMD method, and the resulting sub-signals are used as inputs to the SVR intelligence model, the hybrid model of CEEMD-SVR is obtained. Satellite data was used to compare the performance of artificial intelligence models. For this purpose, Grace satellite products with 6 different algorithms were used. The parameters the coefficient of determination (R^2), root mean square error (RMSE), and the Akaike information criterion (AIC), was used to examine the efficiency of the methods.

Results: The results showed that intelligent models had better performance than Grace satellite products. Therefore, it is more appropriate to use intelligent models, especially the CEEMD-SVR model, to predict the values of the groundwater level. One of the advantages of using satellite

data is that it is available up-to-date. If the satellite data values can be approximated to the observed values (in a similar statistical period) based on a suitable method, the groundwater level data can be estimated in an up-to-date manner.

Conclusion: In this study, the SVR model was used to evaluate the groundwater level changes in the Aspas alluvial aquifer located in the Tashk-Bakhtegan-Maharlu basin. Using observation wells in the area the aquifer groundwater hydrograph was plotted. Changes in groundwater level in the aquifer were estimated using the values of precipitation, temperature, and evaporation parameters obtained from drawing different maps, and groundwater level in the aquifer. The preprocessing tool of CEEMD was used. The results showed that the use of the CEEMD has improved by 3.08% the performance of the SVR model. The GRACE satellite products are used. The comparison of the results of processing algorithms showed that the GFZ processing algorithm had the best performance with a coefficient of determination of 0.71 and an RMSE value of 39.15. In the next step, the performance of the CEEMD-SVR model was compared with the GFZ algorithm. The results showed that the CEEMD-SVR model performed better ($R^2=0.77$, $RMSE=25.90$) and has the ability to be used for modeling and predicting the groundwater level in aquifers, especially the Aspas aquifer.

Cite this article: Shahbazi, Maryam, Zarei, Heidar, Solgi, Abazar. 2023. Performance evaluation of models based on Data Decomposition and GRACE Satellite Products for Groundwater Level Modeling (case study: Aspas aquifer). *Journal of Water and Soil Conservation*, 29 (4), 27-50.



© The Author(s).

DOI: 10.22069/jwsc.2023.20796.3595

Publisher: Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources

ارزیابی عملکرد مدل‌های مبتنی بر تجزیه داده و داده‌های ماهواره گریس برای مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی (مطالعه موردی: آبخوان آسپاس)

مریم شهبازی^۱، حیدر زارعی^{۲*}، اباذر سلگی^۳

۱. دانشجوی دکتری مهندسی منابع آب، دانشکده مهندسی آب و محیط زیست، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران. رایانامه: shahbazi_jm@yahoo.com
۲. نویسنده مسئول، دانشیار گروه هیدرولوژی و منابع آب، دانشکده مهندسی آب و محیط زیست، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران. رایانامه: zareih@scu.ac.ir
۳. دانش‌آموخته دکتری مهندسی منابع آب، دانشکده مهندسی آب و محیط زیست، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران. رایانامه: abazar_solgi@yahoo.com

اطلاعات مقاله	چکیده
نوع مقاله: مقاله کامل علمی-پژوهشی	سابقه و هدف: برداشت بی‌رویه از آب‌های زیرزمینی باعث شده است که در سال‌های اخیر بیش‌تر سفره‌های آب زیرزمینی ایران با افت سطح آب مواجه شوند. این موضوع باعث شده است که استفاده از بیش‌تر سفره‌های آب زیرزمینی ممنوع شود، بیش‌تر قنات‌ها خشک شده و اغلب چشمه‌های دائمی کاهش قابل توجهی در آبدهی خود داشته‌اند. بنابراین بررسی وضعیت سطح آب زیرزمینی بیش‌تر از پیش باید مورد توجه قرار گیرد. روش‌ها و ابزارهای مختلفی برای بررسی این موضوع مورد استفاده قرار گرفته‌اند. در بیش‌تر این مطالعات از مدل‌های هوش مصنوعی استفاده شده است. در بین این مدل‌های هوشمند، مدل رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) عملکرد خوبی داشته‌اند. در جهت بهبود عملکرد این مدل‌ها، در سال‌های اخیر استفاده از ابزارهای پیش‌پردازش و تشکیل مدل‌های ترکیبی مورد توجه قرار گرفته است. یکی از این ابزارها، تجزیه مد تجربی یکپارچه کامل (CEEMD) است. در این پژوهش از ترکیب این ابزار با مدل رگرسیون بردار پشتیبان برای بررسی سطح آب زیرزمینی در آبخوان آسپاس استفاده شد. سپس نتایج آن‌ها با نتایج ماهواره ثقل سنجی گریس (GRACE) مقایسه شد.
تاریخ دریافت: ۰۱/۰۸/۲۷ تاریخ ویرایش: ۰۱/۱۱/۱۶ تاریخ پذیرش: ۰۱/۱۱/۳۰	
واژه‌های کلیدی: آبخوان آسپاس، تجزیه مد تجربی یکپارچه کامل، سطح آب زیرزمینی، ماهواره گریس	مواد و روش‌ها: زیرحوضه آسپاس با کد ۴۳۲۱ در شمال غربی حوضه طشک بختگان و مهارلو در استان فارس قرار دارد. برای بررسی سطح آب زیرزمینی در این زیرحوضه، از مدل ماشین بردار رگرسیونی با ۴ کرنل (هسته) شامل: کرنل‌های چندجمله‌ای (Poly)، RBF، سیگموئید و خطی (Lin) استفاده شد. سپس با استفاده از ابزار پیش‌پردازش CEEMD و ترکیب آن با مدل هوشمند رگرسیون بردار پشتیبان یک مدل ترکیبی حاصل شد. هنگامی که یک سیگنال اولیه با

استفاده از روش CEEMD تجزیه شود و سیگنال‌های فرعی حاصل به عنوان ورودی به مدل هوشمند رگرسیون بردار پشتیبان استفاده شود، مدل ترکیبی CEEMD-SVR حاصل می‌شود. برای مقایسه عملکرد مدل‌های هوش مصنوعی از داده‌های ماهواره‌ای استفاده شد. برای این منظور از محصولات ماهواره گریس با ۶ الگوریتم مختلف استفاده شد. برای بررسی کارایی روش‌ها از معیارهای ارزیابی ضریب تعیین (R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و معیار اطلاعات آکائیک (AIC) استفاده شد.

یافته‌ها: نتایج نشان داد که مدل‌های هوشمند دارای عملکرد بهتری نسبت به محصولات ماهواره گریس بوده‌اند. بنابراین جهت پیش‌بینی مقادیر سطح آب زیرزمینی استفاده از مدل‌های هوشمند به خصوص مدل CEEMD-SVR مناسب‌تر می‌باشد. یکی از مزیت‌های داده‌های ماهواره‌ای این است که به صورت به روز شده در دسترس قرار می‌گیرند در صورتی که بتوان بر مبنای یک روش مناسب مقادیر داده‌های ماهواره‌ای را به مقادیر مشاهداتی نزدیک نمود می‌توان به صورت به روز شده داده‌های سطح آب زیرزمینی را برآورد نمود.

نتیجه‌گیری: در این مطالعه از مدل رگرسیون بردار پشتیبان برای ارزیابی تغییرات سطح آب زیرزمینی در سفره آبرفتی آسپاس واقع در حوضه طشک- بختگان- مهارلو استفاده شد. با استفاده از چاه‌های مشاهده‌ای در منطقه، هیدروگراف آب زیرزمینی آبخوان ترسیم شد. تغییرات سطح آب زیرزمینی در سفره با استفاده از مقادیر بارش، دما، پارامترهای تبخیر به دست آمده از ترسیم نقشه‌های مختلف و سطح آب زیرزمینی در سفره برآورد شد. ابزار پیش‌پردازش CEEMD استفاده شد. نتایج نشان داد که استفاده از CEEMD عملکرد مدل رگرسیون بردار پشتیبان را تا ۳/۰۸ درصد بهبود بخشیده است. مقایسه نتایج الگوریتم‌های پردازشی نشان داد که الگوریتم پردازش GFZ با ضریب تعیین ۰/۷۱ و مقدار RMSE، ۳۹/۱۵ بهترین عملکرد را داشت. در مرحله بعد، عملکرد مدل CEEMD-SVR با الگوریتم GFZ مقایسه شد. نتایج نشان داد که مدل CEEMD-SVR عملکرد بهتری داشته (با ضریب تعیین ۰/۷۷ و مقدار خطای ۲۵/۹۰) و قابلیت استفاده برای مدل‌سازی و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در سایر سفره‌های آب زیرزمینی به‌ویژه آبخوان آسپاس را دارد.

استناد: شهبازی، مریم، زارعی، حیدر، سلگی، ابادر (۱۴۰۱). ارزیابی عملکرد مدل‌های مبتنی بر تجزیه داده و داده‌های ماهواره گریس برای مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی (مطالعه موردی: آبخوان آسپاس). پژوهش‌های حفاظت آب و خاک، ۲۹ (۴)، ۲۷-۵۰.

DOI: 10.22069/jwsc.2023.20796.3595



© نویسندگان.

ناشر: دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

مقدمه

توسعه صنعتی و کشاورزی، افزایش جمعیت و وقوع خشکسالی در سال‌های اخیر باعث وارد شدن فشار روی آب‌های زیرزمینی شده است. به طوری که بیش‌تر آبخوان‌های ایران دچار افت تراز و در وضعیت ممنوعه قرار گرفته‌اند، بیش‌تر قنات‌ها خشک شده‌اند و بیش‌تر چشمه‌های دائمی نیز دچار کاهش شدید آبدهی شده‌اند. در کشور ایران بیش از ۵۰ درصد نیاز شرب از آب‌های زیرزمینی تأمین می‌شود. بنابراین بررسی و مطالعه وضعیت کنونی آب‌های زیرزمینی می‌تواند مدیران را برای برنامه‌ریزی بهتر یاری نماید. به همین منظور مطالعات زیادی بر روی آب‌های زیرزمینی صورت گرفته است که در بیش‌تر آن‌ها از مدل‌های هوشمند برای مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی استفاده شده است. از بین این مدل‌های هوشمند، مدل رگرسیون بردار پشتیبان^۱ (SVR) عملکرد خوبی داشته است. در ادامه به برخی از مطالعات آب‌های زیرزمینی با این مدل اشاره خواهد شد.

ستاری و همکاران (۲۰۱۷) برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در دشت اردبیل از مدل‌های رگرسیون بردار پشتیبان و مدل درختی M5 استفاده کردند (۱). نتایج آن‌ها نشان داد که عملکرد هر دو مدل خوب بوده ولی استفاده از مدل M5 راحت‌تر و تفسیر آن آسان‌تر می‌باشد. رجایی و همکاران (۲۰۱۹) در یک مطالعه مروری، مدل‌های هوش مصنوعی مورد استفاده در مدل‌سازی آب‌های زیرزمینی را مورد بررسی قرار دادند (۲).

میرعربی و همکاران (۲۰۱۹) ارزیابی مدل‌های رگرسیون بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی (ANN)^۲ برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی را انجام دادند. نتایج نشان داد که عملکرد مدل رگرسیون بردار پشتیبان بهتر از شبکه عصبی مصنوعی بوده است (۳).

ابزارهای پیش‌پردازشی مانند تبدیل موجک^۳ و تجزیه مدتجربی^۴ (EMD) در رشته‌های مختلف در سال‌های گذشته، مورد توجه قرار گرفته‌اند. به طوری که ترکیب این ابزارها با مدل‌های مختلف سبب ارائه مدل‌های ترکیبی با دقت بالاتری شده است.

روش تجزیه مدتجربی روشی کاملاً مؤثر برای استخراج سیگنال از داده‌ها می‌باشد و برای تجزیه سیگنال در حوزه زمان-فرکانس کاربرد دارد (۴). روش تجزیه مدتجربی یکپارچه کامل^۵ (CEEMD) روشی کامل شده EMD می‌باشد. در روش تجزیه مدتجربی یکپارچه کامل، نوفه سفید به صورت دوتایی (یکی مثبت و دیگری منفی) به داده اصلی اضافه می‌شود تا دو سری تابع مد ذاتی (IMF)^۶ مجموع ساخته شود. بنابراین ترکیبی متشکل از داده اصلی و نوفه اضافی به دست می‌آید که مجموع توابع مد ذاتیها برابر سیگنال اصلی می‌شود. سانگ و همکاران (۲۰۱۲) از روش تجزیه مدتجربی برای تحلیل داده‌های غیرخطی در هیدرولوژی استفاده کردند (۵).

برای تجزیه و تحلیل بیش‌تر و تفسیر داده‌های آب و هواشناسی برای ارزیابی تأثیرات تغییرات آب و هوا، یک تحلیل کمی مؤثر برای استخراج اطلاعات مفید و ویژگی‌های فیزیکی از داده‌ها، مطلوب است. تبدیل فوریه اولین روش تجزیه و تحلیل داده است. برای این که از تبدیل فوریه یا یک تبدیل مبتنی بر فوریه (به‌عنوان مثال، تبدیل موجک) استفاده شود، دو محدودیت باید اعمال شود تا اطمینان حاصل شود که نتایج از نظر فیزیکی معنادار هستند. ابتدا داده‌ها باید ثابت باشند. دوم این که سیستم باید خطی باشد. با این حال، داده‌های سیستم‌های طبیعی به احتمال زیاد هم غیرخطی و هم غیرثابت هستند. برای غلبه بر این محدودیت‌ها، تبدیل هیلبرت-هوانگ برای

- 3- Wavelet Transform
- 4- Empirical mode decomposition
- 5- Complementary ensemble empirical mode decomposition
- 6- Intrinsic mode function

- 1- Support vector regression
- 2- Artificial neural network

پردازش داده‌های سیگنال غیرخطی و غیرثابت استفاده می‌شود. این رویکرد شامل استفاده از EMD و CEEMD است (۶).

در ادامه به برخی از مطالعات در زمینه کاربرد این دو ابزار پیش‌پردازش پرداخته می‌شود.

آداموسکی و چان (۲۰۱۱) برای پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی ایالت کبک کانادا از مدل شبکه عصبی موجکی استفاده کردند. در این مطالعه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و میانگین متحرک خود بازگشتی یکپارچه^۱ (ARIMA) نیز به کار رفتند. نتایج بیانگر توانایی بالای مدل شبکه عصبی موجکی در مقایسه با دو مدل دیگر بود (۷). سوریانارایانا و همکاران (۲۰۱۴) یک ترکیب موجک- رگرسیون بردار پشتیبان را برای پیش‌بینی نوسانات ماهانه سطح آب زیرزمینی در ویشاکاپاتنام، هند انجام دادند. در این پژوهش از داده‌های ماهانه بارش، متوسط دما، حداکثر دما و عمق آب زیرزمینی برای یک دوره ۱۳ ساله (۲۰۰۱-۲۰۱۲) استفاده شد. مدل‌های موجک- رگرسیون بردار پشتیبان (WA-SVR)، شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون بردار پشتیبان و ARIMA با هم مقایسه شدند. نتایج نشان داد که مدل موجک- رگرسیون بردار پشتیبان نسبت به سایر مدل‌ها عملکرد بهتری داشت (۸).

بهمی و کوارتا (۲۰۲۰) مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی را با ترکیب با تکنیک‌های هوش مصنوعی ارائه دادند. آن‌ها برای این مطالعه از ۴ حلقه چاه مشاهده‌ای در دشت دلفان در ایران استفاده کردند. آن‌ها مدل‌های برنامه‌ریزی بیان ژن^۲ (GEP) و M5 را با تکنیک‌های تبدیل موجک و CEEMD ترکیب کردند. نتایج نشان داد که مدل ترکیب شده با برنامه‌ریزی بیان ژن عملکرد بهتری داشته است (۹). بهمی و همکاران (۲۰۲۰) شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی را با مدل برنامه‌ریزی بیان ژن و مدل درختی

M5 و ترکیب آن‌ها با تبدیل موجک انجام دادند. نتایج آن‌ها نشان داد که مدل‌های ترکیبی عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های برنامه‌ریزی بیان ژن و M5 داشته‌اند. هم‌چنین عملکرد دو مدل ترکیبی (W-GEP و W-M5) مشابه بوده است. هم‌چنین مشاهده شده که انتخاب مناسب سطح تجزیه به شدت بر دقت مدل‌های ترکیبی تأثیر می‌گذارد (۱۰).

اسکندری و همکاران (۲۰۱۸) ارزیابی ترکیب مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی^۳ (ANFIS) را با تبدیل موجک برای مدل‌سازی و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی حوضه دالکی در استان بوشهر ارائه دادند. نتایج آن‌ها نشان داد که استفاده از تبدیل موجک موجب شده است که عملکرد مدل ANFIS، ۱۴ درصد افزایش یابد (۱۱). صالحی و همکاران (۲۰۱۹) پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت فیروزآباد را با استفاده از مدل ترکیبی سری زمانی-موجک انجام دادند. آن‌ها اعلام کردند که در این مطالعه مدل ترکیبی دارای عملکرد بهتری نسبت به مدل سری زمانی بوده است (۱۲).

اسکندری و همکاران (۲۰۱۸) شبیه‌سازی نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت برازجان را با استفاده از ترکیب ماشین بردار پشتیبان و تبدیل موجک ارائه دادند. نتایج آن‌ها نشان داد که مدل ترکیبی عملکرد بهتری نسبت به مدل ماشین بردار پشتیبان داشته است (۱۳).

در سال‌های اخیر استفاده از نتایج ماهواره گریس در بررسی وضعیت آب‌های زیرزمینی گسترش یافته است. در ادامه به برخی از مطالعات صورت گرفته در زمینه استفاده از داده‌های ماهواره گریس برای بررسی تغییرات سطح آب‌های زیرزمینی اشاره می‌گردد:

فراپارت و رامیلین (۲۰۱۸) نشان دادند که داده‌های ماهواره گریس منبع اطلاعاتی مناسبی برای ارزیابی کردن ذخیره آب‌های زیرزمینی است. از جمله

1- Autoregressive integrated moving average

2- Gene expression programming

3- Adaptive neuro-fuzzy inference system

سلیمانی ساردو و همکاران (۲۰۲۱) به ارزیابی نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت جیرفت با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای گریس پرداختند. نتایج، همبستگی بالایی را بین الگوریتم‌های سنجنده گریس و داده‌های مشاهداتی نشان داد. بر طبق نتایج، الگوریتم JPL با ۶۴ درصد همبستگی، مناسب‌ترین مدل برای پیش‌بینی سطح آب‌های زیرزمینی دشت جیرفت بود (۱۸).

حوضه آبریز طشک- بختگان و مهارلو در سال‌های اخیر با افت شدید سطح آب‌های زیرزمینی مواجهه بوده است (۱۹). در این حوضه آبریز، برخی از آبخوان‌ها در سال‌های اخیر با افت سطح آب زیرزمینی روبه‌رو بوده‌اند، یکی از آنها آبخوان اسپاس می‌باشد. بدین‌منظور جهت بررسی وضعیت سطح آب‌های زیرزمینی در این آبخوان از مدل رگرسیون بردار پشتیبان استفاده شد. برای افزایش دقت این مدل از ابزار پیش‌پردازش CEEMD استفاده شد. بعد از به وجود آمدن مدل ترکیبی CEEMD-SVR نتایج آن‌ها با مدل رگرسیون بردار پشتیبان مقایسه شد و بهترین مدل هوشمند با توجه به نتایج ترسیم هیدروگراف واحد آب زیرزمینی آبخوان آبرفتی مشخص گردید. سپس به ارزیابی الگوریتم‌های مختلف ماهواره گریس پرداخته شده و مقایسه‌ای بین بهترین الگوریتم ماهواره گریس و بهترین مدل هوشمند صورت گرفت تا بتوان برآورد بهتری از سطح آب زیرزمینی آبخوان اسپاس داشت.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه: حوضه آبریز طشک-بختگان و مهارلو با مساحت ۳۱۴۵۱/۸ کیلومترمربع در استان فارس واقع شده است. این حوضه آبریز به دو حوضه با کد سه رقمی به نام‌های طشک-بختگان و مهارلو و ۲۷ محدوده مطالعاتی با کد چهار رقمی تقسیم می‌شود. محدوده مطالعاتی اسپاس با کد ۴۳۲۱ در شمال غربی حوضه واقع شده است. این محدوده از

در این پژوهش روش‌های اصلی به‌کار برده شده برای پیش‌کردن تغییرات آب‌های زیرزمینی و کاربردهای داده‌های گریس برای آن بررسی شد (۱۴).

های و همکاران (۲۰۱۹) همبستگی بین روند کاهش آب‌های زیرزمینی و عوامل ناشی از انسان در منطقه باشنگ را تجزیه و تحلیل کردند. آن‌ها نشان دادند که در محل‌هایی که فعالیت‌های انسان بیش‌تر شده، مصرف منابع آب‌های زیرزمینی هم بیش‌تر شده است. آن‌ها بر اساس داده‌های مختلف، حوزه گسترش فعالیت‌های انسانی در محیط طبیعی و مناطق تأثیر یافته را تخمین زدند (۱۵).

فرجی و همکاران (۲۰۱۷) به ارزیابی داده‌های ماهواره ثقل‌سنجی گریس^۱ (GRACE) در برآورد تغییرات سطح آب زیرزمینی استان قزوین پرداختند. برای اعتبارسنجی داده‌های ماهواره گریس از داده‌های مدل سطح زمین GLDAS و داده‌های مشاهداتی چاه‌ها در منطقه استفاده شد. نتایج نشان داد که ماهواره گریس به عنوان ماهواره‌ای ثقل سنج که فقط به منظور برآورد تغییرات ذخیره آب تولید شده است، برآورد خوبی از روند تغییرات ذخیره آب و هم‌چنین تغییرات سطح آب زیرزمینی در اختیار کاربران قرار می‌دهد (۱۶).

بهزادی شیخ رباط (۲۰۱۷) با استفاده از داده‌های ماهواره گریس به بررسی تغییرات سطح آب زیرزمینی و جرم ناشی از آثار ژئودینامیکی پرداخت. به منظور آشکارسازی بهتر تغییرات میدان گرانی از سه فیلتر گوسین، فن و Destriping استفاده شد.

داده‌های زمینی برای بازیابی تغییرات سطح آب زیرزمینی از قدرت و توان تفکیک بالایی نسبت به داده‌های گریس برخوردار هستند اما نتایج به‌دست آمده از داده‌های ماهواره گریس بعد از اعمال فیلترهای مذکور نقشه قابل‌قبولی را ارائه می‌دهد (۱۷).

گریس، برای بررسی وضعیت تغییرات سطح آب زیرزمینی در آبخوان اسپاس از ۶ الگوریتم مختلف پردازش استفاده شد.

در جدول ۱ موقعیت ایستگاه‌های هواشناسی استفاده شده در داخل و اطراف آبخوان اسپاس ارائه شده است. بررسی و تطویل داده‌های بارش با نرم‌افزار HEC-4 صورت گرفت. سپس به منظور بررسی داده‌های پرت، از روش نمودار جعبه‌ای در نرم‌افزار Excel استفاده شد. برای ترسیم نقشه‌ها از نرم‌افزار GIS و روش کریجینگ استفاده شد. نقشه‌های هم‌بارش ماهانه برای محدوده مطالعاتی اسپاس ترسیم شد. سپس مقادیر بارش ماهانه برای آبخوان اسپاس استخراج گردید. با توجه به این نقشه‌ها، مقدار متوسط بارش روی آبخوان در طی دوره آماری ۱۹ ساله (۱۴۰۰-۱۳۸۲) برابر ۴۲۷ میلی‌متر می‌باشد.

بعد از مشخص شدن داده‌های ماهانه تراز سطح آب زیرزمینی، بارش، دما و تبخیر آبخوان اسپاس، اقدام به مدل‌سازی شد. قبل از استفاده از داده‌ها، اقدام به استاندارد نمودن (یعنی تبدیل داده به عددی بین صفر و یک) آن‌ها شد. برای این منظور مطابق پیشنهاد سلگی (۲۰۱۳) از رابطه ۱ استفاده شد (۲۰).

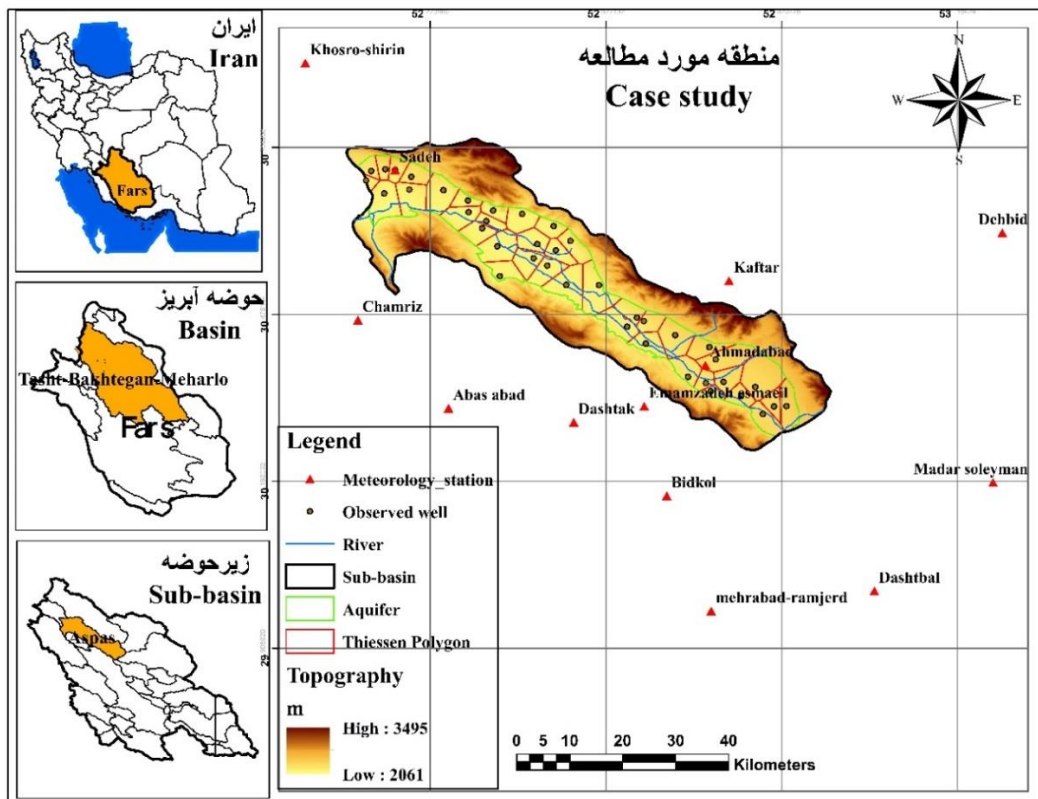
پارامترهای ورودی به مدل‌ها، شامل بارش، دما، تبخیر و سطح آب زیرزمینی در ماه جاری و پارامتر خروجی، سطح آب زیرزمینی ماه بعد در نظر گرفته شد. از مجموعه داده‌ها، ۷۵ درصد آن‌ها برای مرحله آموزش و ۲۵ درصد برای مرحله تست استفاده شد. پارامترهای ورودی شامل؛ بارش (P_t)، دما (T_t)، تبخیر (E_t) و سطح آب زیرزمینی (GWL_t) در زمان t و پارامتر خروجی سطح آب زیرزمینی در زمان $t+1$ (GWL_{t+1}).

در رابطه ۱، x داده موردنظر، \bar{x} میانگین داده، x_{min} حداقل داده، x_{max} حداکثر داده و y داده استاندارد شده می‌باشد.

$$y = 0.5 + \left(0.5 \times \left(\frac{x - \bar{x}}{x_{max} - x_{min}}\right)\right) \quad (1)$$

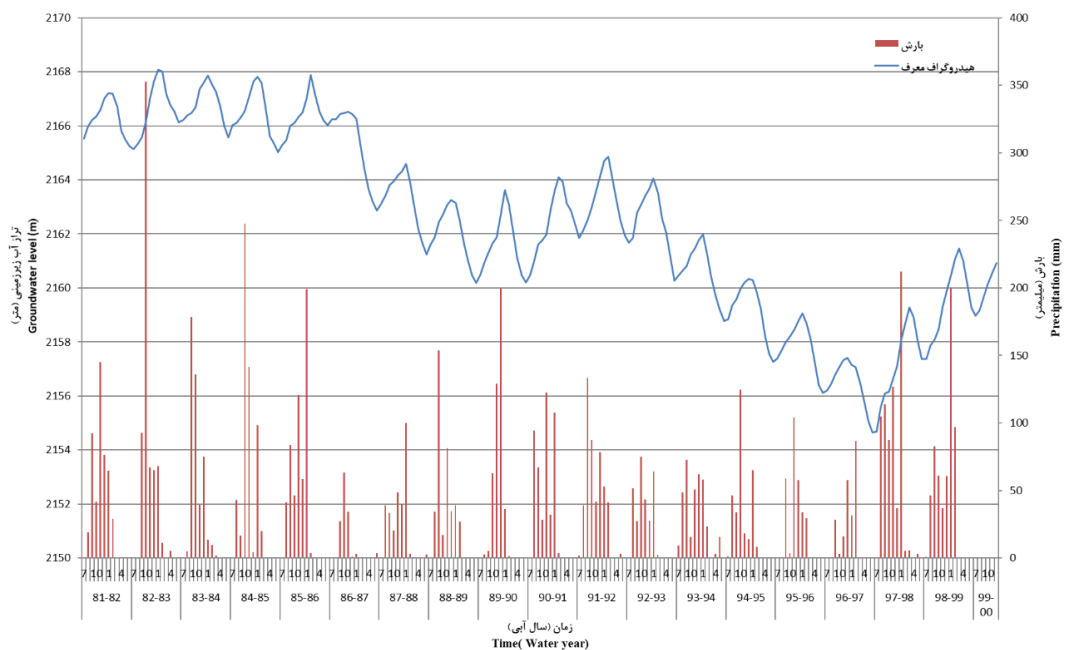
سمت شمال به محدوده مطالعاتی نمدان، از شرق به دهیید، از جنوب شرقی به قادرآباد-مادرسلیمان، از جنوب به سعادت‌آباد، از جنوب غرب به مرودشت-خرامه، از غرب به بکان و از شمال غرب به محدوده‌های مطالعاتی دزگرد-کامفیروز و خسروشیرین محدود بوده و زیر نظر شرکت سهامی آب منطقه‌ای فارس است. مساحت کل این محدوده مطالعاتی ۱۵۹۰/۵ کیلومترمربع بوده که از این میزان ۷۶۴/۹ کیلومترمربع دشت، ۸۱۶/۵ کیلومترمربع را ارتفاعات و ۹/۱ کیلومترمربع دریاچه تشکیل داده است. حداکثر ارتفاع در این محدوده ۳۴۹۵ متر، در قله کوه بر آفتاب، در شرق محدوده و حداقل آن ۲۰۶۱ متر، در دشت‌های مرکز محدوده، روی رودخانه اوجان بوده است. مهم‌ترین شهر این محدوده سده است. در شکل ۱ موقعیت محدوده مطالعاتی و آبخوان اسپاس در حوضه آبریزطشک-بختگان و مهارلو، استان فارس و کشور ایران نشان داده شده است.

آماده‌سازی داده‌ها: داده‌های این مطالعه، شامل داده‌های بارش و دما، تبخیر ایستگاه‌های هواشناسی و داده‌های چاه‌های مشاهده‌ای از شرکت آب منطقه‌ای استان فارس اخذ گردید. با توجه به داده‌های چاه‌های مشاهده‌ای در آبخوان اسپاس، ۴۰ چاه مشاهده‌ای که دارای دوره آماری بهتری بودند، انتخاب گردید. بعد از تکمیل آمار سطح آب زیرزمینی در چاه‌های مشاهده‌ای با استفاده از نرم‌افزار HEC-4، دوره آماری (سال آبی ۱۳۸۲-۱۳۸۱ تا سال آبی ۱۴۰۰-۱۳۹۹) برای ترسیم هیدروگراف واحد انتخاب شد. به منظور بررسی داده‌های پرت از روش نمودار جعبه‌ای^۱ استفاده شد. در صورت مواجهه با داده‌های پرت، آن داده‌ها حذف و دوباره با نرم‌افزار HEC-4 بازسازی شدند. در نهایت نمودار هیدروگراف واحد آب زیرزمینی (تغییرات تراز سطح آب) در مقیاس ماهانه برای آبخوان اسپاس ترسیم شد که در شکل ۲ ارائه شده است. با توجه به دریافت اطلاعات ماهواره



شکل ۱- موقعیت آبخوان آسپاس در استان فارس و ایران.

Figure 1. Location of the Aspas aquifer in Fars province and Iran.



شکل ۲- هیدروگراف واحد آب زیرزمینی آبخوان آسپاس.

Figure 2. Hydrograph of the groundwater unit of Aspas aquifer.

جدول ۱- مشخصات ایستگاه‌های استفاده شده در این پژوهش.

Table 1. The characteristics of the stations used in this research.

موقعیت جغرافیایی (متر) Geographical location (m)			کد ایستگاه Station code	متغیر Variable	نام ایستگاه Station name
ارتفاع از سطح دریا Height above sea level	عرض Latitude	طول Longitude			
2233	3363117	662436	43-068		احمدآباد چهاردانگه Ahmad abad chahar dangeh
1833	3355239	652573	43-124		امامزاده اسماعیل Imamzadeh ismaeil
1613	3338446	656499	43-025		بیدکل Bidkol
2053	3379456	585762	43-061	بارش (میلی‌متر) Precipitation (mm)	چوبخله Chobkhaleh
2340	4319146	596699	43-055		خسروشیرین Khosroshirin
2107	3399077	592058	43-054		دزگرد رئیسون Dezgard raeison
2046	3352077	641114	43-134		دشتک Dashtak
2312	3388840	710365	43-095		دهبید Dehbid
1673	3321090	690731	43-035	دما (سانتی‌گراد)، تبخیر (میلی‌متر) Temperature (Celsius), Evaporation (mm)	دشتبال Dashtbal
2377	3368805	584103	43-202		کمه‌ر Kemehr
1616	3316903	664068	43-008		مهرآباد رام‌جرد Mehrabad ramjerd
1840	337902	605703	43-015		چم‌ریز Chamriz
2192	3399141	611470	43-201	بارش (میلی‌متر)، دما (سانتی‌گراد)، تبخیر (میلی‌متر) Precipitation (mm), Temperature (Celsius), Evaporation (mm)	سده Sadeh
1690	3354465	620649	43-082		عباس‌آباد Abasabad
2350	3379054	666049	43-029		کافت‌ر Kafter
1861	3341856	709769	43-105		مادر سلیمان Madar-e-Soleyman

$$k(x, y) = (x \cdot y + 1)^d \quad d=2, 3, \dots \quad (2)$$

$$k(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$k(x, y) = \tanh(x \cdot y + \theta)$$

$$k(x, y) = (x \cdot y)$$

این هسته‌ها به ترتیب هسته چندجمله‌ای^۸، هسته گاوسی یا تابع پایه شعاعی^۹ (RBF)، هسته تانژانت هیپربولیک یا سیگموئید^{۱۰} و هسته خطی^{۱۱} می‌باشند. (۲۲)

هسته RBF تنها یک پارامتر گاما دارد که با g مشخص می‌شود. برای این پارامتر یک بار مقدار پیش فرض $1/k$ را (k تعداد ویژگی‌ها است) استفاده می‌شود (به عبارتی هیچ مقداری برای گاما به مدل وارد نمی‌شود) هم‌چنین مقادیر $1/k^2$ و 1 را نیز آزمون می‌کنند. در مورد هسته سیگموئید با توجه به مسائلی که معمولاً از نظر همگرایی به جواب پیش می‌آید، تنها همان پیش‌فرض یعنی مقدار ثابت صفر و گاما $1/k$ استفاده می‌شود یعنی این هسته فاقد پارامتر است. هسته خطی هیچ پارامتری ندارد و بنابراین تنها یک حالت اجرا دارد. هسته چندجمله‌ای دارای دو پارامتر است. پارامتر اول درجه چندجمله‌ای است و با d مشخص می‌شود، به ازای مقادیر $1, 2, 3$ و 4 مسائل حل می‌شوند. برای پارامتر دوم نیز که عدد ثابت جمع‌شونده است و با Γ مشخص می‌شود، سه حالت $0, -1$ و $+1$ استفاده می‌شود. جهت کسب اطلاعات بیشتر در این زمینه به منبع (۲۱) مراجعه شود. در این مطالعه، 6 نوع ترکیب، برای اجرای مدل رگرسیون بردار پشتیبان مطابق جدول ۲ در نظر گرفته شد.

مدل رگرسیون بردار پشتیبان (SVR): ماشین بردار پشتیبان (SVM)^۱ دسته‌بندی‌کننده‌ای است که جزء شاخه روش‌های کرنلی^۲ در یادگیری ماشین محسوب می‌شود. این نوع سیستم یادگیری هم برای دسته‌بندی و هم برای تخمین و برآورد تابع برازش داده‌ها به کار می‌رود، به طوری که کم‌ترین خطا در دسته‌بندی داده‌ها و یا تابع برازش رخ دهد. ماشین بردار پشتیبان در سال ۱۹۹۲ توسط وپنیک^۳ که یک ریاضیدان روس بود، بر پایه نظریه یادگیری آماری^۴ بنا گردیده است (۲۱). هدف ماشین بردار پشتیبان این است که یک تابع $f(x)$ را برای الگوهای آموزشی x طوری تشخیص دهد که ماکزیمم حاشیه را از مقادیر آموزشی y داشته باشد. به عبارتی دیگر، ماشین بردار پشتیبان مدلی است که یک منحنی با ضخامت ϵ را به داده‌ها برازش می‌دهد به طوری که کم‌ترین خطا در داده‌های آزمایشی صورت بگیرد.

وپنیک با استفاده از مفهوم حاصل‌ضرب داخلی در فضاها^۵ هیلبرت و قضیه هیلبرت-اشمیت^۶ نشان داد که ابتدا می‌توان بردار ورودی x را با یک تبدیل غیرخطی به یک فضای با بعد زیاد انتقال داد و در آن فضا حاصل‌ضرب داخلی را انجام داد و ثابت کرد که اگر یک هسته متقارن، شرایط قضیه مرکز^۷ را داشته باشد، اعمال این هسته در فضای ورودی با بعد کم می‌تواند به عنوان حاصل‌ضرب داخلی در یک فضای هیلبرت با بعد زیاد تلقی شود و محاسبات را به شدت کاهش دهد (۲۱). برای استفاده از مدل رگرسیون بردار پشتیبان در این مطالعه از 4 کرنل (هسته) متداول استفاده شد، این هسته‌ها را می‌توان به صورت زیر نوشت.

- 1- Support Vector Machines
- 2- Kernel methods
- 3- Vapnik
- 4- Statistical Learning Theory
- 5- Hilbert
- 6- Hilbert-Schmidt Theory
- 7- Mercer

- 8- Polynomial
- 9- Gaussian Kernel or Radial Basis Function Kernel
- 10- Sigmoidal
- 11- Linear

جدول ۲- جزئیات ترکیب‌های مختلف مدل رگرسیون بردار پشتیبان.

Table 2. Details of different combinations of the SVR model.

خروجی Output	ورودی Input	ترکیب Combination
GWL_{t+1}	GWL_{t-1}, GWL_t	1
GWL_{t+1}	P_{t-1}, P_t	2
GWL_{t+1}	T_{t-1}, T_t	3
GWL_{t+1}	E_{t-1}, E_t	4
GWL_{t+1}	GWL_t, P_t, E_t, T_t	5
GWL_{t+1}	$GWL_{t-1}, GWL_t, P_{t-1}, P_t, E_{t-1}, E_t, T_{t-1}, T_t$	6

متشکل از داده اصلی و نوفه اضافی به دست می‌آید که مجموع IMFها برابر سیگنال اصلی می‌شود. تجزیه داده به کمک روش تجزیه مد تجربی یکپارچه کامل، آن را به بخش‌هایی با عنوان مد ذاتی تقسیم می‌کند که هر یک در بردارنده قسمت‌های هم مقیاس از داده هستند، به این صورت که در مد اول کوچک‌ترین مقیاس‌های داده و در مدهای بعدی به تدریج مقیاس‌های بزرگ‌تر قرار می‌گیرند. یک داده ممکن است در یک زمان دارای چندین تابع مد ذاتی باشد. این مدهای نوسانی، تابع‌های مد ذاتی نام دارند و دارای دو شرایط هستند: (۱) در کل داده‌ها، تعداد نقاط اکسترمم و نقاط صفر با هم برابر و یا حداکثر دارای یک واحد اختلاف هستند. (۲) در هر نقطه میانگین پوش برازش داده شده بر نقاط بیشینه محلی و پوش برازش داده شده بر نقاط کمینه محلی باید صفر باشد. این مطالب به صورت روابط ریاضی ۳ تا ۶ بیان شده است.

ابتدا n جفت سیگنال نویز سفید مخالف به سیگنال اصلی اضافه می‌شود:

$$x_i^+(t) = x(t) + n_i^+ \quad (3)$$

$$x_i^-(t) = x(t) + n_i^- \quad (4)$$

تجزیه مد تجربی یکپارچه کامل CEEMD: روش تجزیه مد تجربی روشی برای تجزیه سیگنال‌های گوناگون است که این عمل در فرآیندی تحت عنوان غربال کردن صورت می‌گیرد. طی این فرایند سیگنال اصلی به تعدادی مؤلفه با محتوای بسامدی متفاوت تجزیه می‌شود. روش EMD طبق سیگنال اصلی $x(t)$ را به تعدادی تابع مد ذاتی (IMF) تجزیه می‌کند (۲۳).

به علت وجود تناوب و نویز در سیگنال‌ها، در برخی از موارد به علت اختلاف مدها، توزیع حوزه زمان-فرکانس دچار انقطاع می‌شود و عملکرد EMD دچار نقص می‌گردد. جهت رفع این ایراد، وو و هوانگ (۲۰۰۴) روشی متفاوت با عنوان روش تجزیه مد تجربی یکپارچه^۱ (EEMD) را پیشنهاد کردند (۲۴). در روند تجزیه‌سازی EEMD، حجم محدودی از نویز سفید وارد سیگنال اصلی می‌شود. با استفاده از جنبه‌های مثبت آماری نویز سفید که توزیع متوازن در حوزه فرکانس دارد، اثر نویز متناوب از روند تجزیه حذف می‌شود. در روش تجزیه مد تجربی یکپارچه کامل (CEEMD) نوفه سفید به صورت دو تایی (یکی مثبت و دیگری منفی) به داده اصلی اضافه می‌شود تا دو سری IMF مجموع ساخته شود. بنابراین ترکیبی

1- Ensemble empirical mode decomposition

CEEMD-SVR تشکیل می‌شود. روش CEEMD دارای دو پارامتر به نام‌های تعداد حداکثر IMF و ϵ می‌باشد.

ماهواره گریس: پروژه ماهواره‌ای گریس^۱ (GRACE)، یک پروژه ماهواره‌ای با همکاری مشترک بین دو کشور آلمان و آمریکا است، که از دو ماهواره مشابه و مجزا از هم تشکیل شده است. ماهواره‌ها در ارتفاع ۵۰۰ کیلومتری از سطح زمین با فاصله ۲۲۰ کیلومتر از هم حرکت می‌کنند. با تغییر میدان گرانشی محلی که ماهواره از آن عبور می‌کنند، فاصله بین ماهواره‌ها تغییر می‌کند. با آنالیز این تغییرات فاصله، می‌توان به میدان ثقل دست یافت (۲۷). این ماهواره‌ها در ۱۷ مارس ۲۰۰۲ از ایستگاه پلستیک در روسیه به فضا پرتاب شد. ماهواره گریس تنها ماهواره سنجنش از دور است که قابلیت نظارت بر تغییرات سطح آب‌های زیرزمینی را دارد. کاربرد اصلی این ماهواره، تعیین تغییرات هیدرولوژیکی با اندازه‌گیری تغییرات پیوسته آب موجود در سفره‌های آب، خاک، مخازن سطحی و برف با دقت چند میلی‌متر در ترم‌های ارتفاع آب با قدرت تفکیک ۴۰۰ کیلومتری می‌باشد (۲۸). مأموریت این ماهواره در سال ۲۰۱۷ پایان یافت. اما ثبت داده‌ها اکنون توسط ماهواره GRACE-FO که در ۲۲ می ۲۰۱۸ آغاز به کار کرده است، صورت می‌گیرد.

سیستم برد مایکروویو بسیار دقیق در GRACE-FO برای تشخیص تغییرات جزئی در فاصله بین ماهواره‌ها طراحی شده است. یک دستگاه اندازه‌گیری بسیار دقیق که به نام شتاب‌سنج شناخته می‌شود، در مرکز جرم هر ماهواره قرار دارد، شتاب‌های غیرگرانشی (مانند آن‌هایی که ناشی از کشش اتمسفر است) را اندازه‌گیری می‌کند، به طوری که فقط شتاب‌های گرانشی در نظر گرفته می‌شود. گیرنده‌های سیستم موقعیت‌یاب جهانی ماهواره (GPS) موقعیت دقیق

از EMD برای تجزیه $2n$ جفت سیگنال به دست آمده، استفاده می‌شود، هر سیگنال استفاده شده می‌تواند به یک IMF تبدیل شود. سیگنال اصلی را می‌توان به صورت رابطه ۵ بیان نمود.

$$x(t) = \sum_j^m IMF_j + r_m \quad (5)$$

در رابطه فوق، r_m باقی‌مانده و m تعداد IMF می‌باشد. مقدار میانگین $2n$ جفت مؤلفه IMF بعد از تجزیه به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$IMF_i = \frac{1}{2}(IMF_i^+ + IMF_i^-) \quad (6)$$

هنگام استفاده از CEEMD، باید تعداد نویزهای سفید اضافه شده و نسبت انحراف استاندارد دامنه نویز سفید به انحراف استاندارد دامنه سیگنال اصلی تنظیم شود.

از مزایای استفاده از CEEMD می‌توان به آشکارسازی در برخورد با سیگنال‌های غیرخطی و غیرثابت اشاره نمود (۲۵). پس از آغاز به کار بردن روش CEEMD، این روش مورد توجه قرار گرفت زیرا به دلیل ویژگی‌های کاملاً وابسته به داده و قابلیت سازگاری آن مورد توجه قرار گرفت (۲۶).

مدل ترکیبی CEEMD-SVR: در این بخش به تشکیل مدل ترکیبی که حاصل ترکیب CEEMD با مدل هوشمند رگرسیون بردار پشتیبان می‌باشد پرداخته می‌شود. برای اجرای روش CEEMD از نرم‌افزار R استفاده می‌شود. ابتدا باید در نرم‌افزار R پکیج "hht" را نصب نمود. سپس با استفاده از کدنویسی در محیط نرم‌افزار R اقدام به استخراج زیرسیگنال‌ها نمود. زمانی که سیگنال اولیه با استفاده از روش CEEMD تجزیه شده و از زیرسیگنال‌های آن به عنوان ورودی به مدل هوشمند رگرسیون بردار پشتیبان استفاده شود، به ترتیب مدل ترکیبی

دیده می‌باشند. ضریب تعیین^۴ (R^2) میزان انطباق داده‌هایی که توسط مدل به وجود می‌آید و داده‌های واقعی را نشان می‌دهد و هر چقدر این ضریب به عدد یک نزدیک‌تر باشد بیانگر این است که این انطباق بهتر صورت گرفته و میزان خطای حاصله کم‌تر می‌باشد بنابراین در همه حالات برای بررسی میزان تأثیرگذاری هر پارامتر بر روی عملکرد مدل‌ها از این عامل استفاده شده است. هم‌چنین پارامتر جذر میانگین مربع خطا^۵ (RMSE) های داده‌های محاسباتی و مشاهداتی را بیان می‌کند. واضح است که هرچه مقدار این عدد کم‌تر باشد به تبع، آموزش و شبیه‌سازی داده‌ها بهتر صورت گرفته است. در مورد معیار آکائیک^۶ (AIC) نیز می‌توان گفت که هرچه ضریب آکائیک مربوط به مدل کم‌تر باشد آن مدل عملکرد بهتری دارد. ضریب آکائیک موقعی که کم‌تر است ناشی از دو عامل می‌باشد یکی خطای مدل و دیگری تعداد پارامترهاست پس معیار خوبی برای بررسی مدل‌ها می‌باشد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (G_{iobs} - G_{ipre})^2}{n}} \quad (7)$$

$$R^2 = \frac{(\sum_{i=1}^n (G_{iobs} - \overline{G_{iobs}})(G_{ipre} - \overline{G_{ipre}}))^2}{\sum_{i=1}^n (G_{iobs} - \overline{G_{iobs}})^2 \sum_{i=1}^n (G_{ipre} - \overline{G_{ipre}})^2} \quad (8)$$

$$AIC = m \times \ln(RMSE) + 2(Npar) \quad (9)$$

در شکل ۳ فلوجارت مراحل انجام این مطالعه ارائه شده است. در ابتدا داده‌های ورودی شامل داده‌های سطح آب زیرزمینی، بارش، دما و تبخیر ایستگاه‌های هواشناسی دریافت شد. بعد از تطویل و تکمیل نمودن داده‌ها، اقدام به ترسیم نقشه‌های همبارش و همدمای در محیط نرم‌افزار GIS شده و با کمک این نرم افزار هیدروگراف واحد آبخوان نیز

ماهواره بر روی زمین را در عرض یک سانتی‌متر یا کم‌تر تعیین می‌کنند. تمام این اطلاعات از ماهواره‌ها برای ساختن نقشه‌های ماهانه از میدان گرانشی متوسط زمین استفاده می‌شود. داده‌های ثقل‌سنجی ماهواره گریس در الگوریتم‌های مختلفی پردازش می‌شود. این الگوریتم‌ها شامل الگوریتم سازمان‌های GFZ^۱، JPL^۲ و CSR^۳، الگوریتم‌های CNES، AIUB، COST-G و TUGRAZ از دیگر الگوریتم‌های پردازشی ماهواره گریس می‌باشد.

این داده‌ها از دو طریق قابل دریافت می‌باشد. شیوه اول: می‌توان از سامانه پردازش تصاویر ماهواره‌ای گوگل ارث انجین به نشانی <https://code.earthengine.google.com> استفاده نمود. سپس با کدنویسی در محیط این سامانه و معرفی فایل GIS ای آبخوان مورد مطالعه به فرمت SHP، اقدام به دریافت اطلاعات تغییرات سطح آب زیرزمینی با الگوریتم‌های پردازش مختلف نمود.

شیوه دوم: از سایت thegraceplotter.com استفاده می‌شود و با دادن مختصات جغرافیایی منطقه، داده‌ها در الگوریتم‌های مختلف پردازشی دریافت می‌شود.

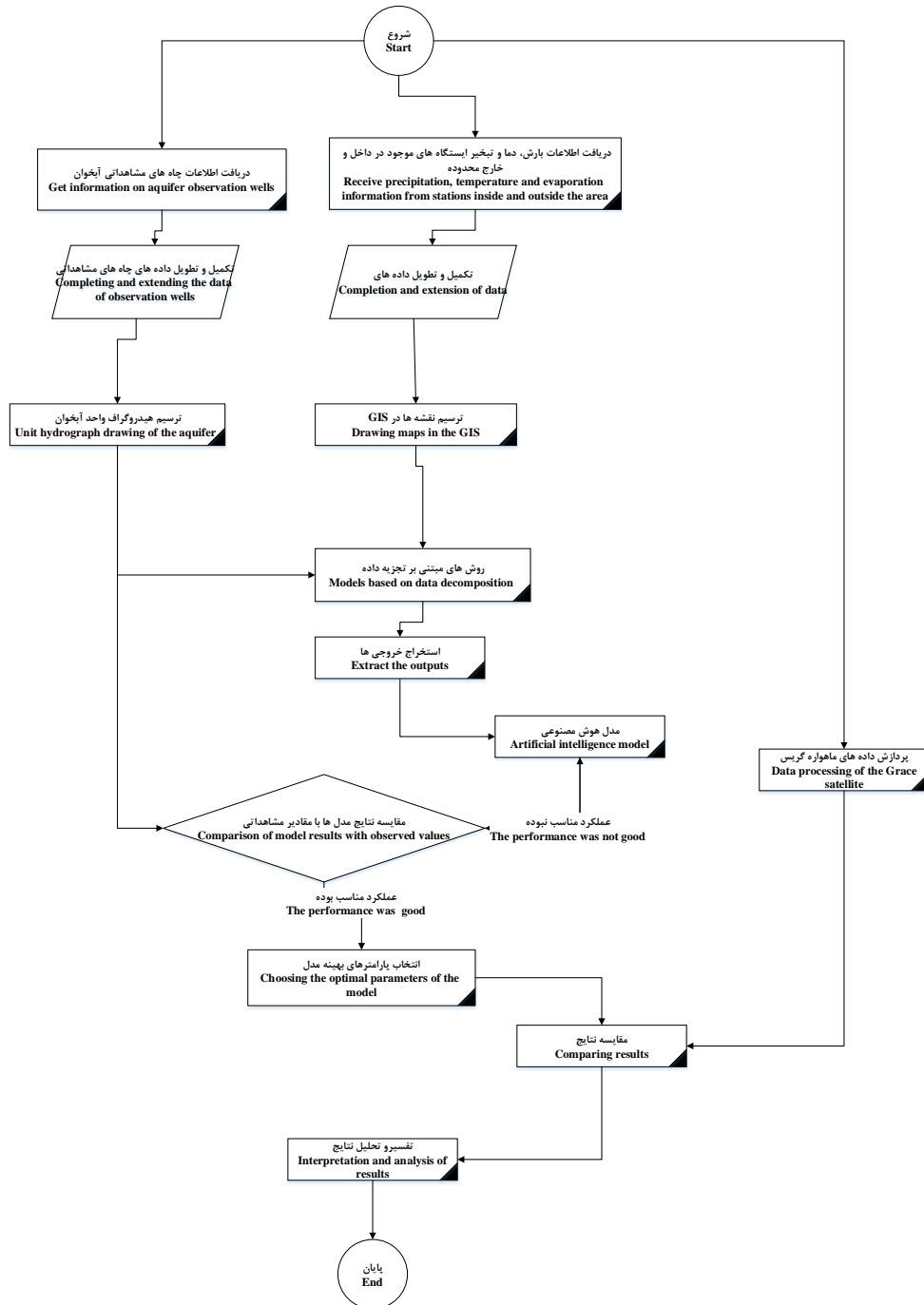
معیارهای ارزیابی: با توجه به این‌که در ارزیابی عملکرد مدل‌ها بایستی پارامترهای کمی و کیفی مختلفی بررسی گردد تا میزان تأثیرگذاری هر پارامتر ورودی روی نتایج به وضوح مشاهده شود از پارامترهای زیر در ارزیابی کارایی روش‌ها استفاده شد. در این روابط پارامترها عبارتند از: n تعداد داده‌ها، $\overline{G_{iobs}}$ میانگین داده‌های مشاهداتی، G_{iobs} داده‌های مشاهداتی، $\overline{G_{ipre}}$ میانگین داده‌های محاسباتی، G_{ipre} داده‌های محاسباتی، m تعداد پارامترهای مدل و NPAR تعداد داده‌های آموزش

- 1- Geo forschungszentrum
- 2- Jet propulsion laboratory
- 3- Center for space research at the university of Texas

4- Coefficient of determination
5- Root mean square error
6- Akaike information criterion

می‌شود. داده‌های ماهواره گریس با الگوریتم‌های مختلف پردازشی دریافت می‌شود. سپس مقایسه‌ای بین عملکرد مدل‌های هوشمند و داده‌های ماهواره گریس صورت می‌پذیرد.

ترسیم می‌شود. داده‌های استخراج شده از نقشه‌ها و هیدروگراف واحد آب زیرزمینی، با استفاده از روش CEEMD تجزیه می‌شوند. داده‌های تجزیه شده در مدل SVR استفاده شده و پارامترهای مدل استخراج



شکل ۳- فلوچارت مراحل این مطالعه.

Figure 3. Flowchart of steps in this study.

نتایج و بحث

نتایج اجرای مدل هوشمند رگرسیون بردار پشتیبان برای برآورد تراز سطح آب زیرزمینی با استفاده از داده‌های حاصل از ترسیم نقشه‌های هم‌بارش، هم‌دما، هم‌تبخیر و ترسیم هیدروگراف واحد آب زیرزمینی، به‌دست آمد. سپس از روش پیش‌پردازش استفاده شده و مدل ترکیبی CEEMD-SVR حاصل شده و نتایج اجرای آن ارائه شد. در پایان مقایسه‌ای بین نتایج مدل‌ها براساس معیارهای آماری صورت گرفت.

نتایج مدل رگرسیون بردار پشتیبان: برای اجرای مدل رگرسیون بردار پشتیبان، با کدنویسی در محیط نرم‌افزار MATLAB و استفاده از تمامی پارامترهای مؤثر در اجرای مدل، اقدام به مدل‌سازی شد. برای این منظور در هر ترکیب، ساختارهای مختلفی مورد بررسی قرار گرفت. نتایج بهترین ساختار در هر

ترکیب در جدول ۳ ارائه شده است. همان‌طوری‌که در این جدول مشاهده می‌شود ترکیب‌های شماره ۵ و ۶ دارای ضریب تعیین یکسانی می‌باشند ولی چون مقدار خطای ترکیب شماره ۶ کم‌تر می‌باشد، این ترکیب به‌عنوان ترکیب برتر شناخته می‌شود. این ترکیب دارای ضریب تعیین ۰/۹۱۸ و خطای ۰/۰۱۷۹ می‌باشد. در این ترکیب برتر کرنل Line نسبت به دیگر کرنل‌ها دارای بهترین عملکرد بوده است. در شکل ۴ مقایسه بین عملکرد این مدل با مقادیر مشاهداتی صورت گرفته است. همان‌طوری‌که در این شکل دیده می‌شود برآورد مدل رگرسیون بردار پشتیبان در نقاط حداکثری و حداقلی با مقادیر مشاهداتی دارای تفاوت می‌باشد.

جدول ۳- بهترین عملکرد در ترکیب‌های مختلف مدل رگرسیون بردار پشتیبان در مقیاس ماهانه.

Table 3. Best performance in different combinations of the SVR model at the monthly scale.

RMSE		R ²		پارامترهای مدل Model Parameters					ترکیب Combinations
تست Test	آموزش Train	تست Test	آموزش Train	d	B	Sin2	Gam	Kernel	
0.0216	0.0198	0.886	0.954	-----	-0.0003	-----	5.157	Lin	1
0.2313	0.0870	0.214	0.122	3	-0.0001	419.84	0.0001	Poly	2
0.2294	0.0880	0.153	0.102	-----	0.0006	-----	0.0555	Lin	3
0.2139	0.0816	0.230	0.228	3	0.2020	0.1919	1.0749	Poly	4
0.0194	0.0167	0.919	0.967	-----	-0.0002	-----	4.0064	Lin	5
0.0179	0.0150	0.918	0.973	-----	-0.0002	-----	1.4603	Lin	6

مطالعه از مقادیر ۰/۱، ۰/۲ و ۰/۳ برای ϵ استفاده شد. در برخی از مطالعات از مقادیر ۰/۲ استفاده شده است. هم‌چنین با توجه به ساختار این مطالعه تعداد IMF‌های ۱ تا ۶ استفاده شده است. بنابراین برای استفاده از مدل ترکیبی حالت‌های مختلف با ترکیب ۶ تا IMF و ۳ تا ϵ مورد استفاده قرار گرفت. نتایج استفاده از این مدل ترکیبی در جدول ۴ ارائه شده

نتایج مدل ترکیبی CEEMD-SVR: برنامه برای تعداد حداکثر IMF برابر ۱۰ اجرا شد که نتایج نشان داد که حداکثر تعداد زیرسیگنال‌ها ۶ می‌تواند باشد. بنابراین کد برنامه برای تعداد IMF های یک تا ۶ اجرا گردید. سپس زیرسیگنال‌های حاصل به عنوان ورودی به مدل رگرسیون بردار پشتیبان وارد شد تا مدل ترکیبی CEEMD-SVR حاصل گردید. در این

است. در شکل ۴ مقایسه بین عملکرد این مدل با مقادیر مشاهداتی صورت گرفته است. همان‌طوری که در این شکل دیده می‌شود مدل ترکیبی CEEMD-SVR در نقاط پیک، عملکرد مناسبی داشته است.

است. براساس این جدول، بهترین عملکرد در IMF برابر ۲ و مقدار ϵ برابر ۰/۱ به دست آمد. بهترین عملکرد مربوط به کرنل Lin بوده است. مقدار R^2 در این حالت برابر ۰/۹۵ و مقدار خطا برابر ۰/۱۳۷ بوده

جدول ۴- نتایج مدل ترکیبی CEEMD-SVR در مقیاس ماهانه.

Table 4. The results of the hybrid CEEMD-SVR model at the monthly scale.

RMSE		R^2		پارامترهای مدل Model parameters					ϵ	ترکیب Combination
تست Test	آموزش Train	تست Test	آموزش Train	d	B	Sin2	Gam	Kernel		
0.0182	0.0133	0.935	0.980	-	0.0007	1266.71	4594.20	RBF	0.1	
0.0154	0.0142	0.930	0.977	-	0.0001	205.76	146.33	RBF	0.2	1
0.0215	0.0149	0.919	0.974	-	0.0005	746.47	805.59	RBF	0.3	
0.0137	0.0130	0.948	0.980	-	-0.0003	-----	2.42	Lin	0.1	
0.0187	0.0143	0.920	0.976	-	-0.0002	-----	4.30	Lin	0.2	2
0.0182	0.0154	0.932	0.973	-	-0.0001	-----	3.66	Lin	0.3	
0.0140	0.0116	0.940	0.984	-	0.0003	-----	1.37	Lin	0.1	
0.0142	0.0118	0.940	0.984	-	-0.0003	1132.01	1216.76	RBF	0.2	3
0.0179	0.0132	0.924	0.980	-	0.0002	-----	1.09	Lin	0.3	
0.0149	0.0119	0.937	0.984	-	-0.0004	-----	1.23	Lin	0.1	
0.0163	0.0101	0.923	0.988	-	-0.0001	419.69	459.93	RBF	0.2	4
0.0190	0.0103	0.908	0.988	-	-0.0002	-----	1.61	Lin	0.3	
0.0155	0.0113	0.928	0.985	-	-0.0003	-----	4.95	Lin	0.1	
0.0188	0.0113	0.919	0.985	-	-0.0002	-----	1.29	Lin	0.2	5
0.0217	0.0132	0.910	0.980	-	-0.0001	-----	1.33	Lin	0.3	
0.0408	0.0118	0.744	0.983	-	0.0001	-----	5.43	Lin	0.1	
0.0164	0.0094	0.920	0.990	-	-0.0002	1146.82	4259.04	RBF	0.2	6
0.0274	0.0127	0.922	0.981	-	-0.0008	-----	2.86	Lin	0.3	

رگرسیون بردار پشتیبان شده است. با مقایسه نتایج مشاهده می‌شود که مدل ترکیبی CEEMD-SVR با ضریب تعیین ۰/۹۴۸ و خطای ۰/۱۳۷ دارای بهترین عملکرد بوده است. این مدل دارای ضریب آکائیک ۹۰/۸۳ می‌باشد که نسبت به مدل رگرسیون بردار پشتیبان کم‌تر می‌باشد. در شکل ۴ مدل‌های مختلف در دوره تست براساس هیدرگراف واحد آبخوان مورد

مقایسه نتایج مدل‌های هوشمند: در این بخش به مقایسه نتایج حاصل از اجرای مدل‌های مختلف در حالت‌های مختلف آن‌ها پرداخته می‌شود. همان‌طوری که در جدول ۵ قابل مشاهده است. استفاده از ابزار پیش‌پردازش باعث بهبود عملکرد مدل رگرسیون بردار پشتیبان شده است به‌طوری که استفاده از CEEMD باعث بهبود ۳/۰۸ درصدی در مدل

زیرزمینی در آبخوان اسپاس از ۶ الگوریتم مختلف پردازش استفاده شد. برای این که بتوان داده‌های این الگوریتم‌ها را با داده‌های مشاهداتی حاصل از هیدروگراف واحد آب زیرزمینی آبخوان اسپاس مقایسه نمود، ابتدا باید تغییرات سطح آب زیرزمینی آبخوان را محاسبه نمود. همان‌طوری که اشاره شد، ماهواره گریس به دلیل اتمام فعالیت و جایگزین شدن با ماهواره GRACE-FO در چندین ماه داده ندارد، و این موضوع در شکلی که با داده‌های مشاهداتی سطح آب زیرزمینی حاصل از هیدروگراف واحد مقایسه شده است کاملاً مشخص می‌باشد.

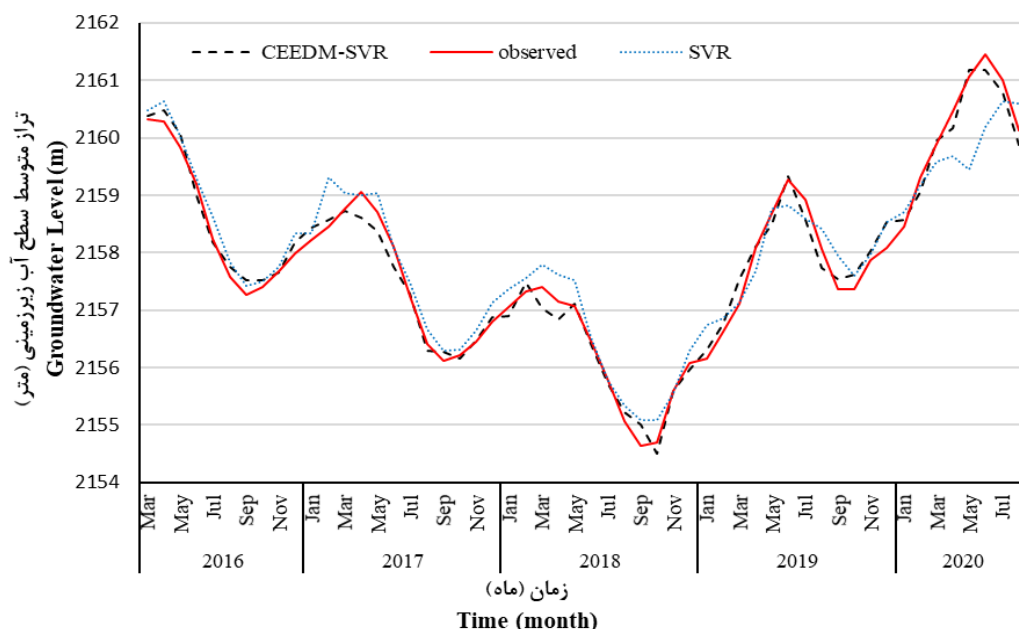
مقایسه قرار گرفتند. همان‌طوری که مشاهده می‌شود مدل ترکیبی عملکرد بهتری داشته و به مقادیر مشاهداتی نزدیک‌تر می‌باشد. بنابراین می‌توان از این مدل برای پیش‌بینی تراز سطح آب زیرزمینی آبخوان اسپاس استفاده کرد.

نتایج الگوریتم‌های مختلف ماهواره گریس: این ماهواره دارای اطلاعات ماهانه تغییرات سطح آب زیرزمینی از آوریل سال ۲۰۰۲ تا زمان کنونی برای آبخوان اسپاس بود که از داده‌های اکتبر سال ۲۰۰۲ تا آگوست سال ۲۰۲۰ برای این مطالعه مورد استفاده قرار گرفت. با توجه به دریافت اطلاعات ماهواره گریس، برای بررسی وضعیت تغییرات سطح آب

جدول ۵- مقایسه نتایج مدل‌های هوشمند استفاده شده در این پژوهش.

Table 5. Comparison of the results of intelligent models used in this research.

AIC		RMSE		R ²		مدل Model
تست Test	آموزش Train	تست Test	آموزش Train	تست Test	آموزش Train	
91.91	305.21	0.0179	0.0150	0.918	0.973	SVR
90.83	304.63	0.0137	0.0130	0.948	0.980	CEEMD-SVR



شکل ۴- مقایسه نتایج مدل‌های هوشمند در مرحله تست.

Figure 4. Comparison of the results of intelligent models in the test stage.

۳۸/۴۳ سانتی‌متر و معیار آکائیک برابر با ۳۰۵/۶۵ می‌باشد. معیارهای ارزیابی برای بررسی عملکرد الگوریتم TUGRAZ در ماه‌هایی که با مقادیر مشاهداتی دارای آمار بودند صورت گرفت این بررسی نشان داد که در مرحله آموزش این الگوریتم دارای ضریب تعیین ۰/۶۳، مقدار RMSE برابر ۳۸/۱۸ سانتی‌متر و معیار آکائیک برابر با ۲۹۱/۶۴ می‌باشد. همان‌طوری‌که در جدول ۶ مشاهده می‌شود معیار آکائیک در الگوریتم JPL از دیگر الگوریتم‌ها کم‌تر است، دلیل این موضوع آن است که تعداد ماه‌هایی که این الگوریتم داده داشته کم‌تر بوده است. با مقایسه نتایج حاصل از الگوریتم‌های مختلف در کل دوره آماری (مهر ۱۳۸۱ تا اسفند ۱۳۹۹) مشاهده می‌شود که الگوریتم‌های پردازشی GFZ و CSR دارای عملکرد بهتری نسبت به دیگر الگوریتم‌ها براساس معیارهای ارزیابی ارائه شده در جدول ۶ نسبت به تغییرات مقادیر مشاهده‌ای سطح آب زیرزمینی هستند. در ادامه مقایسه بین الگوریتم‌های پردازشی با داده‌های مشاهداتی در دوره تست (اسفند ۱۳۹۴ تا اسفند ۱۳۹۹) صورت گرفت. این مقایسه در جدول ۶ ارائه شده است. برای محاسبه این معیارها، ماه‌هایی که دارای آمار بودند لحاظ شده است. براساس این جدول، الگوریتم پردازشی GFZ با ضریب تعیین ۰/۷۰۵، مقدار RMSE برابر با ۳۹/۱۵ سانتی‌متر و معیار آکائیک ۹۵/۶۷ بهترین عملکرد را داشته و به عنوان بهترین الگوریتم انتخاب شد.

مقایسه نتایج الگوریتم‌های پردازشی ماهواره گریس: معیارهای ارزیابی برای بررسی عملکرد الگوریتم JPL در ماه‌هایی که با مقادیر مشاهداتی دارای آمار بودند، صورت گرفت. این بررسی نشان داد که در مرحله آموزش این الگوریتم دارای ضریب تعیین ۰/۶۰، مقدار RMSE برابر ۳۶/۸۹ سانتی‌متر و معیار آکائیک برابر با ۲۷۷/۶۱ می‌باشد. معیارهای ارزیابی برای بررسی عملکرد الگوریتم CSR در ماه‌هایی که با مقادیر مشاهداتی دارای آمار بودند صورت گرفت. این بررسی نشان داد که در مرحله آموزش این الگوریتم دارای ضریب تعیین ۰/۶۲، مقدار RMSE برابر ۳۶/۴۷ سانتی‌متر و معیار آکائیک برابر با ۲۹۱/۶۰ می‌باشد. معیارهای ارزیابی برای بررسی عملکرد الگوریتم GFZ در ماه‌هایی که با مقادیر مشاهداتی دارای آمار بودند صورت گرفت این بررسی نشان داد که در مرحله آموزش این الگوریتم دارای ضریب تعیین ۰/۶۶، مقدار RMSE برابر ۳۴/۰۷ سانتی‌متر و معیار آکائیک برابر با ۲۹۱/۵۳ می‌باشد. معیارهای ارزیابی برای بررسی عملکرد الگوریتم COST-G در ماه‌هایی که با مقادیر مشاهداتی دارای آمار بودند صورت گرفت این بررسی نشان داد که در مرحله آموزش این الگوریتم دارای ضریب تعیین ۰/۵۲، مقدار RMSE برابر ۳۶/۹۲ سانتی‌متر و معیار آکائیک برابر با ۲۹۱/۶۱ می‌باشد. معیارهای ارزیابی برای بررسی عملکرد الگوریتم CNES در ماه‌هایی که با مقادیر مشاهداتی دارای آمار بودند صورت گرفت این بررسی نشان داد که در مرحله آموزش این الگوریتم دارای ضریب تعیین ۰/۶۲، مقدار RMSE برابر

جدول ۶- مقایسه عملکرد الگوریتم‌های پردازشی ماهواره گریس.

Table 6. Performance comparison of GRACE satellite processing algorithms.

دوره تست Test stage			دوره آموزش Train stage			الگوریتم پردازشی Processing algorithm
AIC	RMSE	R ²	AIC	RMSE	R ²	
91.77	43.37	0.640	277.61	36.90	0.603	JPL
91.77	43.54	0.652	291.60	36.47	0.625	CSR
95.67	39.15	0.706	291.53	34.07	0.661	GFZ
91.76	43.10	0.642	291.61	36.92	0.517	COST-G
85.80	44.82	0.636	305.65	38.43	0.622	CNES
91.76	43.11	0.686	291.64	38.18	0.632	TUGRAZ

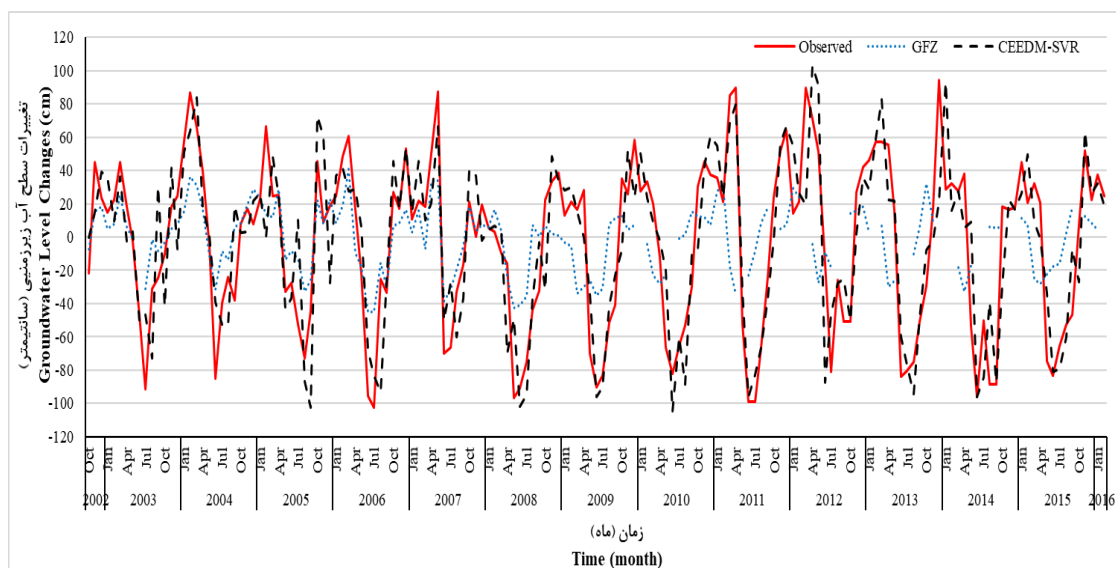
بررسی در جدول ۷ و شکل‌های ۵ و ۶ ارائه شده است. با توجه به جدول ۷ کاملاً مشخص است که مدل‌های هوشمند دارای عملکرد بهتری نسبت به داده‌های ماهواره گریس بوده‌اند. این موضوع در شکل ۵ نیز کاملاً مشهود است. بنابراین جهت پیش‌بینی مقادیر سطح آب زیرزمینی استفاده از مدل‌های هوشمند به‌خصوص مدل CEEMD-SVR مناسب‌تر می‌باشد. علاوه بر اینکه داده‌های ماهواره گریس دارای داده‌های کاملی نیستند (به دلیل اتمام فعالیت ماهواره قبلی و جایگزین شدن ماهواره جدید) و دوره آماری آن‌ها محدودتر نسبت به مقادیر مشاهداتی است، یکی از مزیت‌های داده‌های ماهواره‌ای این است که به‌صورت به روز شده در دسترس قرار می‌گیرند در صورتی که بتوان بر مبنای یک روش مناسب مقادیر داده‌های ماهواره‌ای را به تغییرات مقادیر مشاهداتی نزدیک نمود، می‌توان به صورت به روز شده داده‌های سطح آب زیرزمینی را برآورد نمود.

مقایسه نتایج مدل‌های هوشمند با الگوریتم‌های پردازشی ماهواره گریس: در این مرحله به مقایسه عملکرد بهترین مدل هوشمند استفاده شده در این مطالعه با بهترین الگوریتم پردازشی ماهواره گریس، براساس معیارهای آماری بر مبنای مقادیر مشاهداتی حاصل از هیدروگراف واحد پرداخته می‌شود. همان‌طوری‌که در بخش‌های قبل بیان شد از بین مدل‌های هوشمند مدل ترکیبی CEEMD-SVR دارای بهترین عملکرد بود. به دلیل این‌که داده‌های ماهواره گریس، تغییرات سطح آب زیرزمینی را به‌صورت ماهانه ارائه می‌دهند، برای مقایسه نتایج، تغییرات سطح آب زیرزمینی با مدل ترکیبی CEEMD-SVR محاسبه شد. از بین الگوریتم‌های پردازشی ماهواره گریس، الگوریتم GFZ دارای بهترین عملکرد بود. مقایسه نتایج بهترین ساختارها برای محاسبه تغییرات سطح آب زیرزمینی در دوره‌های آموزش و تست صورت گرفت. نتایج این

جدول ۷- مقایسه بهترین ساختارهای استفاده شده برای محاسبه تغییرات سطح آب زیرزمینی.

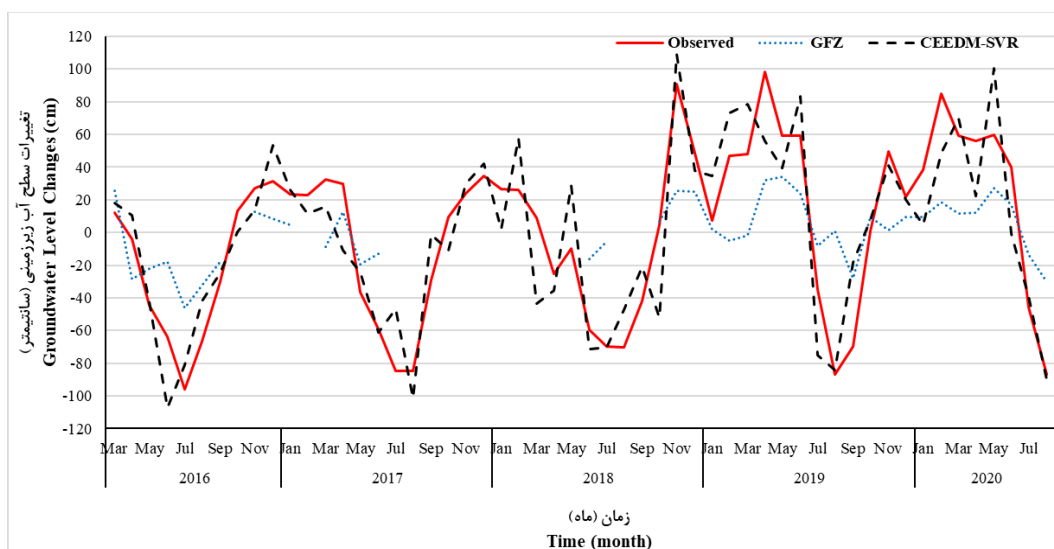
Table 7. Comparison of the best structures used to calculate groundwater level changes.

تست Test			آموزش Train			بهترین ساختار The best structure
AIC	RMSE	R ²	AIC	RMSE	R ²	
111.254	25.90	0.768	325.34	28.27	0.703	CEEMD-SVR
95.67	39.15	0.706	291.53	34.07	0.661	GFZ



شکل ۵- مقایسه بهترین عملکرد ساختارهای استفاده شده- مرحله آموزش.

Figure 5. Comparison of the best performance of the structures used-train stage.



شکل ۶- مقایسه بهترین عملکرد ساختارهای استفاده شده- مرحله تست.

Figure 6. Comparison of the best performance of the structures used- test stage.

محاسبه شد. با توجه به دوره آماری داده‌ها در مرحله تست، مقایسه بین عملکرد مدل رگرسیون بردار پشتیبان و مدل ترکیبی CEEMD-SVR بر مبنای داده‌های مشاهده‌ای در دوره آماری ۲۰۱۶-۲۰۲۰ صورت پذیرفت. نتایج حاصل از اجرای مدل‌ها مورد مقایسه قرار گرفت. به منظور افزایش دقت، ابتدا داده‌ها به صورت استاندارد شده درآمد، سپس در مدل‌ها

نتیجه‌گیری کلی

در این مطالعه به منظور بررسی تغییرات سطح آب زیرزمینی در آبخوان آبرفتی آسپاس در حوضه آبریز طشت- بختگان- مهارلو، از مدل هوشمند رگرسیون بردار پشتیبان و مدل ترکیبی CEEMD-SVR بهره گرفته شد. با استفاده از چاه‌های مشاهده‌ای موجود در منطقه، تغییرات سطح آب زیرزمینی برای آبخوان

داده‌ها و اطلاعات

داده‌های این پژوهش مربوط به پایان‌نامه دکتری نویسنده اول می‌باشد که با مکاتبه با نویسنده مسئول قابل دسترسی می‌باشند.

تعارض منافع

در این مقاله تضاد منافی وجود ندارد و این مسأله مورد تأیید همه نویسندگان است.

مشارکت نویسندگان

مشارکت نویسندگان در این متن به شکل ذیل است: نویسنده اول: آماده‌سازی داده‌ها، انجام محاسبات، تهیه پیش‌نویس مقاله، نویسنده دوم: طرح تحقیق و روش‌شناسی، اصلاح و نهایی‌سازی مقاله، مشارکت در آنالیزها، نظارت تحقیق، نویسنده سوم: تهیه و آماده‌سازی داده‌ها، بازبینی مقاله، مشارکت در طرح و روش تحقیق.

اصول اخلاقی

نویسندگان اصول اخلاقی را در انجام و انتشار این اثر عملی رعایت نموده‌اند و این موضوع مورد تأیید همه آن‌ها می‌باشد.

حمایت مالی

این پژوهش با حمایت مالی دانشگاه شهید چمران اهواز در قالب یک پایان‌نامه با کد GN: SCU.WH99.589 صورت گرفته است.

استفاده شدند. براساس ۳ معیار ارزیابی استفاده شده در این مطالعه (R^2 ، RMSE و AIC) عملکرد مدل ترکیبی CEEMD-SVR نسبت به مدل هوشمند رگرسیون بردار پشتیبان بهتر بوده است. نتایج نشان داد که استفاده از CEEMD باعث بهبود ۳/۰۸ درصدی عملکرد شده است. سپس از داده‌های ماهواره گریس استفاده نموده و تغییرات سطح آب زیرزمینی با الگوریتم‌های مختلف محاسبه شد. الگوریتم‌های مختلف، JPL، CSR، GFZ، COST-G، CNES و TUGRAZ استفاده شد. مقایسه نتایج این الگوریتم‌ها نشان داد که الگوریتم پردازشی GFZ با ضریب تعیین ۰/۷۱ و مقدار RMSE برابر با ۳۹/۱۵ سانتی‌متر بهترین عملکرد را داشته است. در مرحله بعد، به مقایسه عملکرد مدل CEEMD-SVR با الگوریتم GFZ پرداخته شد که نشان داد مدل هوشمند عملکرد بهتری داشته است. بنابراین برای مدل‌سازی و پیش‌بینی تغییرات سطح آب زیرزمینی استفاده از این مدل ترکیبی برای دیگر آبخوان‌ها، به‌خصوص آبخوان اسپاس توصیه می‌گردد.

تقدیر و تشکر

نویسندگان از دانشگاه شهید چمران اهواز که موجبات تسهیل انجام این پژوهش را فراهم نموده‌اند تشکر می‌نمایند. این پژوهش در قالب یک پایان‌نامه در دانشگاه شهید چمران اهواز صورت گرفته است.

منابع

1. Sattari, M.T., Mirabbasi, R., Shamsi Sushab, R., and Abraham, J. 2017. Prediction of Groundwater Level in Ardebil Plain Using Support Vector Regression and M5 Tree Model. *National Groundwater Association*. 56: 4. 636-646.
2. Rajaei, T., Ebrahimi, H., and Nourani, V. 2019. A review of the artificial intelligence methods in groundwater level modeling. *J. of Hydrology*. 572: 336-351.
3. Mirarabi, A., Nassery, H.R., Nakhaei, M., Adamowski, J., Akbarzadeh, A.H., and Alijani, F. 2019. Evaluation of data-driven models (SVR and ANN) for groundwater-level prediction in confined and unconfined systems. *Environmental Earth Sciences*. 78: 489.
4. Huang, Y., Schmitt, F.G., Lu, Z., and Liu, Y. 2009. Analysis of daily river flow fluctuations using empirical mode decomposition and arbitrary order Hilbert spectral analysis. *Hydrology*. 373: 1-2. 103-111.
5. Sang, Y.F., Wang, Z., and Liu, C. 2012. Period identification in hydrologic time series using empirical mode decomposition and maximum entropy spectral analysis. *Hydrology*. 424: 425. 154-164.
6. Lin, M.L., Tsai, C.W., and Chen, C.K. 2021. Daily maximum temperature forecasting in changing climate using a hybrid of Multi-dimensional Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition and Radial Basis Function Neural Network. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 38: 100923.
7. Adamowski, J., and Chan, F.H. 2011. A wavelet neural network conjunction model for groundwater level forecasting. *Journal of Hydrology*. 407: 1-4. 28-40.
8. Suryanarayana, C.H., Sudheer, C.H., Mahammood, V., and Panigrahi, B.K. 2014. An integrated wavelet-support vector machine for groundwater level prediction in Visakhapatnam, India. *Neurocomputing*. 145: 324-335.
9. Bahmani, R., and Ouarda, T.B.M.J. 2020. Groundwater level modeling with hybrid artificial intelligence techniques. *J. of Hydrology*. 595: 1-12.
10. Bahmani, R., Solgi, A., and Ouarda, T.B.M.J. 2020. Groundwater level simulation using gene expression programming and M5 model tree combined with wavelet transform. *Hydrological Sciences J.* 65: 8. 1430-1442.
11. Eskandari, A., Faramarzyan Yasuj, F., Solgi, A., and Zarei, H. 2018. Evaluation of Combined ANFIS with Wavelet Transform to Modeling and Forecasting Groundwater Level. *J. of Watershed Management Research*. 9: 18. 56-69. (In Persian)
12. Salehi, S.M., Radmanesh, F., Zarei, H., Mansouri, B., and Solgi, A. 2019. A Combined Time Series-Wavelet Model for Prediction of Ground Water Level (Case Study: Firuzabad Plain). *J. of Irrigation Sciences and Engineering (JISE)*. 41: 4. 1-16. (In Persian)
13. Eskandari, A., Solgi, A., and Zarei, H. 2018. Simulating Fluctuations of Groundwater Level Using a Combination of Support Vector Machine and Wavelet Transform. *Irrigation Sciences and Engineering*. 41: 1. 165-180. (In Persian)
14. Frappart, F., and Ramillien, G. 2018. Monitoring groundwater storage changes using the Gravity Recovery and Climate Experiment (GRACE) satellite mission: A review. *Remote Sensing*. 10: 6. 829-854.
15. Hao, Z., Zhao, H., Zhang, C., Zhou, H., Zhao, H., and Wang, H. 2019. Correlation analysis between groundwater decline trend and human-induced factors in bashang region. *Water*. 11: 3. 473-496.
16. Faraji, Z., Kaviani, A., and Ashrafzadeh, A. 2017. Assessment of GRACE satellite data for estimating the groundwater level changes in Qazvin province. 4: 2. 463-476. *Iranian J. of Ecohydrology*. (In Persian)
17. Behzadi Sheikh Rabat, R. 2017. Estimation of groundwater level and mass changes due to geodynamic effects using GRACE satellite data. Master's Thesis, Department of Earth Sciences, Shahrood University of Technology, 118p. (In Persian)

18. Soleimani Sardoo, F., Rafiiei sardooi, E., Nateghi, S., and Azareh, A. 2021. Evaluation of groundwater level fluctuations in Jiroft plain using GRACE satellite images. *Environmental Erosion Research J.* 10: 4. 58-73. (In Persian)
19. Ashraf, S., Nazemi, A., and AghaKouchak, A. 2021. Anthropogenic drought dominates groundwater depletion in Iran. *Scientific Reports.* 11: 9135. 1-10.
20. Solgi, A. 2013. Stream flow forecasting using combined Neural Network Wavelet model and comparison with Adaptive Neuro Fuzzy Inference System and Artificial Neural Network methods (Case Study: Gamasyab River, Nahavand). Master's Thesis, Department of water resources engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, 164p. (In Persian)
21. Cortes, C., and Vapnik, V. 1995. Support-Vector Networks. *Machine Learning.* 20: 273-295.
22. Raghavendra, N.S., and Deka, P.C. 2014. Support vector machine applications in the field of hydrology: A review. *Applied Soft Computing.* 19: 372-386.
23. Amirat, Y., Benbouzidb, M., Wang, T., Bacha, K., and Feld, G. 2018. EEMD-based notch filter for induction machine bearing faults detection. *Applied Acoustics.* 133: 202-209.
24. Wu, Z., and Huang, N.F. 2004. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method. *Proceeding of The Royal Society A.* 460A. 1597-1611.
25. Alvanitopoulos, P.F., Andreadis, I., Georgoulas, N., Zervakis, M. and Nikolaidis, N. 2014. Solar Radiation Time-Series Prediction Based on Empirical Mode Decomposition and Artificial Neural Networks. In: 10th IFIP International Conference on Artificial Intelligence Applications and Innovations (AIAI). IFIP Advances in Information and Communication Technology, AICT-436. Springer, Rhodes, Greece: 447-455.
26. Muñoz-Gutiérrez, P.A., Giraldo, E., Bueno-López, M., and Molinas, M. 2018. Localization of Active brain sources from EEG signals using empirical mode decomposition: a comparative study. *Front. Integr. Neurosci.* 12: 55.
27. Swenson, S., and Wahr, J. 2002. Methods for inferring regional surface mass anomalies from GRACE measurements of time-variable gravity. *Journal of Geophysical Research.* 107: B9. ETG 3-1-ETG 3-13.
28. Swenson, S.C., and Wahr, J. 2009. Monitoring the water balance of Lake Victoria, East Africa, from space. *J. of Hydrology,* 370: 1-4. 163-176.