Archive of SID.ir

Iranian Journal of Soil and Water Research ISNN: 2423-7833
Homepage: http://ijswr.ut.ac.ir

Evaluating the effect of defining management scenarios in water table prediction hybrid model accuracy using Wavelet-Support Vector Regression (WSVR)

Yeganeh Hajiloo[1] | Safar Marofi[2]✉ | Abdollah Taheri Tizro[3]

1. Department of Water Science and Engineering, Faculty of Agriculture, Bu Ali Sina University, Hamadan, Iran. E-mail: y.hajiloo@agr.basu.ac.ir
2. Corresponding Author, Department of Water Science and Engineering, Faculty of Agriculture, Bu Ali Sina University, Hamedan, Iran. E-mail: marofisafar59@gmail.com
3. Department of Water Science and Engineering, Faculty of Agriculture, Bu Ali Sina University, Hamedan, Iran. E-mail: ttizro@yahoo.com.

Article Info

Article type: Research Article

Article history:

Received: May. 25, 2023

Revised: Oct. 9, 2023

Accepted: Oct. 14, 2023

Published online: Nov. 22, 2023

Keywords:
Support Vector Machine,
Water Table Prediction,
Wavelet Transport,
WSVR Hybrid Model.

ABSTRACT

Due to surface water limitations, groundwater reservoirs are known as the main source of supplying water requirements in most arid countries. Recently, owing to these aquifers' over-exploitation, in order to apply optimal management of these resources, reliable water table forecasting exceeded in importance. This study is aimed to Determine the best scenario for combining input data in Hamedan-Bahar plain water table forecasting using the wavelet-support vector regression (WSVR) hybrid model. In the first step, Rainfall, temperature, evaporation, and the groundwater level data of seventeen piezometers in 26 years (1991-2017) were collected and completed. Nine scenarios with different lags and combinations were considered to select the model inputs and their lag numbers. Modeling performance in each scenario was evaluated using statistical parameters such as the Pearson correlation coefficient (r), standard error (SE), and root mean square error (RMSE), and using the best scenario, the water table of the area was predicted for ten years ahead. Based on the obtained results, the scenario in which each of the four input parameters was used, with one and two lags, had the highest accuracy. Additionally, the predicted results, using the best scenario, illustrated a noticeable downward trend in the water table of the region in the future. Therefore, concerning the high sensibility of this plain because of supplying the water demands in drinking water, agriculture, and industry of Hamedan and Bahar, as well as the necessity of more water harvesting in the future, deciding more favorable groundwater management is highly imperative in this area.

Cite this article: Hajiloo, Y., Marofi, S., & Taheri Tizro, A. (2023) Evaluating the effect of defining management scenarios in water table prediction accuracy using Wavelet-Support Vector Regression (WSVR) hybrid model, *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 54 (9), 1415-1429. https://doi.org/10.22059/ijswr.2023.359864.669504

© The Author(s).

Publisher: The University of Tehran Press.

DOI: https://doi.org/10.22059/ijswr.2023.359864.669504

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

مجله تحقیقات آب و خاک ایران، دوره ۵۴، شماره ۹ شاپا: ۷۸۳۳-۲۴۲۳
Homepage: http://ijswr.ut.ac.ir

ارزیابی اثر تدوین سناریوهای مدیریتی در دقت پیش‌بینی سطح ایستابی با استفاده از مدل ترکیبی موجک-رگرسیون بردار پشتیبان (WSVR)

یگانه حاجیلو[۱] | صفر معروفی[۲]✉ | عبدالله طاهری تیزرو[۳]

۱. گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان، ایران. رایانامه: y.hajiloo@agr.basu.ac.ir

۲. نویسنده مسئول، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان، ایران. رایانامه: marofisafar59@gmail.com

۳. گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان، ایران. رایانامه: ttizro@yahoo.com

اطلاعات مقاله

نوع مقاله: مقالهٔ پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۳/۴
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۲/۷/۱۷
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۷/۲۲
تاریخ انتشار: ۱۴۰۲/۹/۱

واژه‌های کلیدی:
پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی،
تبدیل موجک،
ماشین بردار پشتیبان،
مدل ترکیبی WSVR.

چکیده

به دلیل محدود بودن منابع آب سطحی در بسیاری از کشورهای خشک جهان، منابع آب زیرزمینی به عنوان اصلی ترین منبع تامین نیازهای آبی شناخته می‌شوند. برداشت بی‌رویه از این منابع در سال‌های اخیر، اهمیت پیش‌بینی قابل اطمینان سطح آب‌های زیرزمینی را به منظور اعمال مدیریت بهینه این منابع، افزایش می‌دهد. هدف از پژوهش حاضر، تعیین بهترین سناریوی ترکیب داده‌های ورودی در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت همدان-بهار با بکارگیری از مدل ترکیبی موجک-رگرسیون بردار پشتیبان (WSVR) می‌باشد. جهت این امر، ابتدا داده‌های ماهیانه بارش، دما، تبخیر و سطح ایستابی هفده چاه مشاهده‌ای در طول مدت بیست و شش سال (۱۳۹۶-۱۳۷۰) تهیه و تکمیل گردید. به منظور انتخاب داده‌های ورودی مدل و میزان تاخیر آنها، نه سناریو با ترکیب و تاخیرهای متفاوت تعریف شد. با استفاده از پارامترهای آماری ضریب همبستگی پیرسون (r)، خطای استاندارد (SE) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) ارزیابی مدل شبیه سازی شده در هر سناریو صورت پذیرفت و با برترین سناریو، پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی منطقه برای ده سال آتی انجام شد. بر اساس نتایج حاصله، سناریویی که شامل هر چهار پارامتر ورودی، هریک با یک و دو تاخیر، می‌شد، دارای بالاترین دقت بود. همچنین نتایج پیش‌بینی شده با سناریوی برتر، حاکی از یک روند نزولی قابل توجه در سطح آب زیرزمینی منطقه طی سال‌های آتی بود. لذا باتوجه به حساسیت ویژه این دشت در تامین آب شرب، کشاورزی و صنعت شهرهای همدان و بهار و لزوم برداشت آب بیشتر در سال‌های آینده، تصمیم‌گیری برای مدیریت مطلوب‌تر آب زیرزمینی این منطقه، امری الزامی خواهد بود.

استناد: حاجیلو؛ یگانه، معروفی؛ صفر، طاهری تیزرو؛ عبدالله، (۱۴۰۲) ارزیابی اثر تدوین سناریوهای مدیریتی در دقت پیش‌بینی سطح ایستابی با استفاده از مدل ترکیبی موجک-رگرسیون بردار پشتیبان (WSVR)، *مجله تحقیقات آب و خاک ایران*، ۵۴ (۹)، ۱۴۲۹-۱۴۱۵.
https://doi.org/10.22059/ijswr.2023.359864.669504

ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.

© نویسندگان.

DOI: https://doi.org/10.22059/ijswr.2023.359864.669504

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

مقدمه

در مناطق خشک و نیمه خشک، آب‌های زیرزمینی یک منبع اساسی برای شرب و کشاورزی محسوب می‌شود (راهنما قهفرخی و همکاران، ۱۴۰۲). برداشت بی‌رویه از منابع آب زیرزمینی بدون استفاده از مطالعات انجام شده در حوضه مدیریت این منابع، اثرات جبران ناپذیری همچون افزایش سرعت افت کمیت و کیفیت و در نتیجه برهم زدن تعادل طبیعی منابع آب زیرزمینی را در پی خواهد داشت (رستمی نژاد دولت آباد و همکاران، ۱۴۰۲). افت سطح آب زیرزمینی باعث اثرات زیان‌باری همچون از بین رفتن زمین‌های حاصل‌خیز وکاهش درآمدهای اقتصادی خواهد شد. لذا جهت کاهش این تاثیرات منفی و بهبود وضعیت آبخوان، اقداماتی همچون شناخت و بررسی شرایط موجود منابع آب زیرزمینی، پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در زمان آینده و تامین پتانسیل موجود آب زیرزمینی الزامی است.

امکان انجام تحقیقات درازمدت جهت آشنایی با رفتارهای بسیاری از سفره‌های آب زیرزمینی ممکن نیست اما می‌توان با استفاده از روش‌های غیر مستقیم همچون مدل‌های دقیق کامپیوتری، روابط ریاضی، شرایط طبیعی موجود در پدیده مورد نظر را شبیه‌سازی کرد و بیلان، مدیریت بهره برداری از منابع آب زیرزمینی و تاثیر شرایط مدیریتی اعمال شده را بررسی کرد (قبادیان و همکاران، ۱۳۹۵). یک روش موثر جهت افزایش آگاهی نسبت به شرایط این منابع ارزشمند، پیش‌بینی دقیق نوسانات سطح آب زیرزمینی است. استفاده از روش‌های مدل‌سازی یکی از روش‌های مفید مدیریت بهینه در زمان حال و آینده است (انصاری و جباری، ۱۴۰۲). تا به حال، مدل‌های فراوانی مانند مدل‌های فیزیکی و مدل‌های سری زمانی تجربی جهت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی استفاده شده است (ایزدی و همکاران، ۱۳۸۶). با وجود این که این مدل‌ها در شرایط رفتار دینامیکی سامانه هیدرولوژی بسیار استفاده شده‌اند، قابلیت تخمین پارامترهای لازم جهت شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی را ندارند (Bierkens, 1998). دلیل این عدم توانایی مدل‌های فیزیکی، نیازمند بودن به داده‌های زیاد برای شبیه‌سازی نوسانات آب زیرزمینی؛ همچنین غیرخطی بودن رابطه‌های بین متغیرهایی که بر سطح آب زیرزمینی تاثیر می‌گذارند است (Nayak et al., 2006).

با توجه به این که عدم وجود داده‌های کافی برای توسعه مدل‌های ریاضی به علت محدودیت‌های زمانی و هزینه‌ای و همچنین زمان زیاد لازم جهت اجرای مکرر این مدل‌ها خصوصاً در شرایط ترکیب با مدل‌های بهینه‌سازی به منظور یافتن سناریوی بهینه مدیریت آب زیرزمینی، کاربرد مدل‌های ریاضی را با محدودیت مواجه می‌کند؛ مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، ماشین‌های یادگیری و سری زمانی می‌توانند جایگزین مناسبی به‌شمار آیند (سعیدی رضوی و عرب، ۱۳۹۷). استفاده از مدل‌های داده‌کاوی همچون تکنیک‌های هوش مصنوعی جهت پیش‌بینی دقیق سطح آب زیرزمینی یک ابزار قدرتمند جهت کنترل، مدیریت و محافظت از منابع آب زیرزمینی را برای تصمیم‌گیران فراهم می‌نماید (Sadat-Noori et al., 2020). یکی از مدل‌های موثر و دقیق که در این زمینه مورد استفاده محققین قرار گرفته، مدل ماشین بردار پشتیبان (SVR) است و استفاده از تبدیل موجک (wavelet transform) روشی دیگر جهت بهبود نتایج شبیه‌سازی و مدل‌سازی مورد استفاده محققین در این زمینه بوده است.

Behzad et al., (2010) عملکرد مدل داده‌کاوی SVR را در مقابل مدل شبکه عصبی، در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی ناپایدار یک سیستم واقعی آب زیرزمینی، تحت متغیرهای پمپاژ و شرایط آب و هوایی بررسی کردند. جهت ارزیابی قابلیت پیش‌بینی هر دو رویکرد مدل‌سازی ازداده‌های روزانه، به مدت پنج ماه، به عنوان ورودی مدل‌ها استفاده شد و دوره‌های روزانه، هفتگی، یک ماهه و دو ماهه برای پیش‌بینی در نظر گرفته شد. نتایج ثابت کرد که مدل SVR در زمانی که داده‌های اندازه‌گیری با تعدادکمی در دسترس هستند، برای پیش‌بینی میتواند موثرتر از مدل شبکه عصبی (ANN) باشد؛ همچنین سازگاری بین داده‌های آموزش و آزمایش در مدل SVR بیشتر از مدل ANN دیده شد. Yoon et al., (2011) از دو مدل سری زمانی غیر خطی ANN و SVR جهت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در دو چاه در یک حوضه ساحلی در کشور کره استفاده کردند. پارامترهای ورودی، سطح آب زیرزمینی در زمان گذشته، بارش و سطح جزر و مد بودند. از نظر این محققین، سطح آب زیرزمینی در زمان گذشته، موثرترین ورودی بود و در نظر گرفتن پارامتر سطح جزر و مد در مناطق ساحلی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. بر اساس نتایج این مطالعه، به طور کلی مدل SVR از عدم قطعیت کمتر و توانایی بالاتری نسبت به مدل ANN در یادگیری روابط پیچیده داده‌های ورودی و فیلتر کردن نویز برخوردار است. Gong et al., (2016) جهت اعتبارسنجی سه مدل هوشمند سری زمانی غیرخطی همچون ANN، SVR و ANFIS در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی، مطالعه‌ای انجام دادند که از داده‌های ده ساله بارش، دما، سطح آب زیرزمینی زمان گذشته و سطح دریاچه دو چاه مشاهده‌ای در نزدیکی دریاچه اوکیچوبی فلوریدا استفاده شد. نتایج این مطالعه ثابت کرد که درنظر گرفتن میزان تعامل آب سطحی و زیرزمینی در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی مناطق ساحلی، امری ضروری است. همچنین مدل‌های SVR و ANFIS با صحت بیشتری از مدل ANN در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی این

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

منطقه عمل کردند. Khedri et al., (2020) پتانسیل پنج تکنیک یادگیری ماشین ANN، FL، ANFIS، GMDH و SVR را در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با یک، دو و سه زمان تاخیر، ارزیابی کردند. داده‌های ورودی داده‌های مربوط به سطح آب زیرزمینی، بارش، دما و میزان تبخیر و تعرق بود. بر اساس پارامترهای ارزیابی اعمال شده روی نتایج مدل‌ها به این نتیجه رسیدند که با وجود اینکه هر پنج مدل از نتایج قابل قبولی برخوردار بودند، مدل SVR نسبت به دیگر مدل‌های ذکر شده برتری دارد و نتایج پیش‌بینی برای زمانی که میزان تاخیر برای داده‌های ورودی زیر ۳ ماه (یک ماه و دو ماه) بود بهتر بود.

Ebrahimi & Rajaee (2017) مدل های ANN، رگرسیون خطی (MLR)، SVR و ترکیب آنها با موجک را جهت شبیه‌سازی تغییرات ماهیانه سطح آب زیرزمینی دشت قم بکار بردند. بدین منظور از داده‌های یازده ساله سطح آب زیرزمینی در دو چاه در منطقه استفاده کردند و زمان تاخیر بهینه ۶ ماهه برای داده‌های ورودی درنظر گرفته شد. طبق نتایج حاصله از مطالعه، مدل‌های هیبریدی موجک در موقعیتی که داده‌های ناپایدار داریم و سری زمانی روند مشخصی را ندارند، میتوانند کارایی داشته باشند و بنابر نتیجه این تحقیق، موجک‌های db5 و Meyer برای هر دو چاه نتایج قابل قبولی را تولید کرده است. اسکندری و همکاران (۱۳۹۷) از دو مدل SVR و ترکیب آن با موجک (WSVR) برای پیش‌بینی ماهیانه سطح آب زیرزمینی با استفاده از داده‌های ۱۲ساله سطح آب زیرزمینی، تبخیر، بارش و دمای پنج چاه مشاهده‌ای دشت برازجان استان بوشهر استفاده کردند. نتایج نشان داد بکارگیری تبدیل موجک در مدل SVR باعث افزایش ۸ درصدی عملکرد مدل در شبیه‌سازی ماهیانه سطح آب زیرزمینی می‌شود، محققین همچنین موثر بودن استفاده از مدل WSVR را در مسائل هیدرولوژیکی تایید کردند. در این تحقیق، موجک‌های coif1 و db2 در انتقال موجک و کرنل‌های خطی و RBF دارای عملکرد بهتری نسب به سایرین بودند. Zhou et al., (2017) کارکرد مدل ترکیبی WSVR را با مدل‌های WANN، ANN و SVM جهت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی ماهیانه طی داده‌های ۳۷ ساله ده چاه در منطقه منگچنگ کشور چین، مقایسه کردند. طبق نتایج، موجک تاثیر به سزایی در بهبود عملکرد آموزش و پیش‌بینی مدل‌ها دارد. جهت این امر از سه مرحله DWT و از الگوریتم فراکاوشی PSO برای بهینه‌سازی پارامترهای مدل SVR استفاده شد. نتایج بر اساس پارامترهای ارزیابی بکاربرده شده در این مدل ها جهت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی این منطقه به ترتیب برتری به صورت WSVM،WANN ، SVR وANN می‌باشد. دلیل اصلی این برتری نقش موثر انتقال موجک به عنوان پیش پردازشگر داده‌ها می باشد. Yu et al., (2018) یک مطالعه مقایسه ای بین مدل‌های SVR و ANN و مدل‌های ترکیبی آنها با موجک (WSVR ،WANN) جهت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در سه چاه حوضه اجینا کشور چین، انجام دادند. طبق نتایج حاصله از این مطالعه با توجه به اینکه ترتیب برتری نتایج مدل‌ها به صورت WSVR، WANN، SVR و ANN بود، اثبات شد که DWT یک ابزار مفید جهت پیش‌پردازش داده‌ها می‌باشد که توانایی مدل‌های SVR و ANN را در پیش‌بینی افزایش می‌دهد. همچنین در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی، با افزایش زمان تاخیر، از دقت پیش‌بینی مدل هوش مصنوعی کاسته می‌شود.

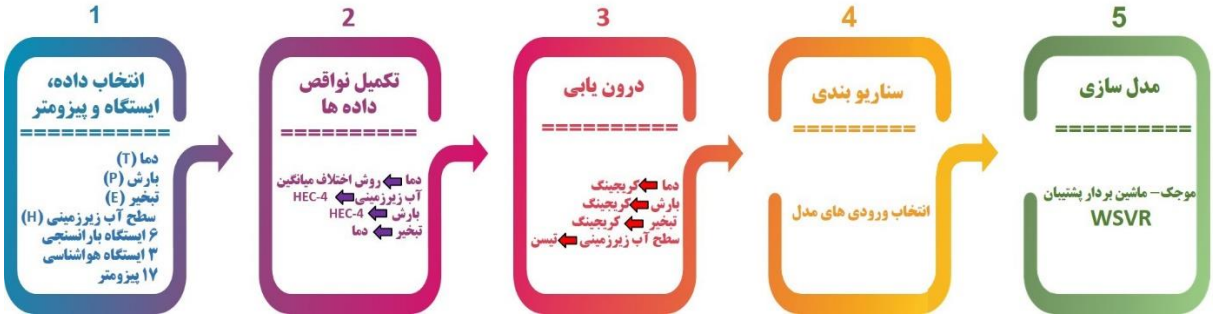
مبتنی بر تحقیقات پیشین صورت گرفته در زمینه پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی، در اکثر تحقیقات طول دوره زمانی بسیار کوتاهی مورد بررسی قرار گرفته بود و هیچ ساختار بهینه‌ای در انتخاب نوع داده ورودی و میزان تاخیر مناسب آنها جهت مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی مشاهده نشد و برخی از داده‌های بررسی شده غیر موثر اعلام شدند، لذا در این تحقیق با استفاده از مدل WSVR که به عنوان مدل برتر در بسیاری از مطالعات مقایسه‌ای در بین مدل‌های هوش مصنوعی مختلف معرفی شده و با توجه به انتخاب تاثیرگذارترین داده‌ها بر نوسانات سطح آب زیرزمینی بر مبنای مطالعه نتایج و پیشنهادات تحقیقات پیشین و بررسی همبستگی بین پارامترهای در دسترس با متغیر خروجی، نسبت به تعریف و تنظیم یک سناریو بهینه برای انتخاب نحوه ترکیب داده‌های ورودی و میزان تاخیر مناسب برای هریک از آنها جهت افزایش دقت مدل‌سازی اقدام و کم‌خطاترین حالت تنظیم داده ورودی به مدل اعلام شد. با در نظر گرفتن شرایط بحرانی منطقه مطالعاتی دشت همدان-بهار، افزایش شدید عمق دسترسی به آب در این منطقه در سالهای اخیر و اهمیت آبخوان این منطقه در تامین آب شرب و کشاورزی شهر همدان و بهار، برآورد نوسانات سطح آب زیرزمینی این منطقه در آینده نقش مهمی را در اخذ تصمیمات اصولی و مدیریت برنامه‌ریزی‌ها برای برداشت آب و آمادگی در مقابل کمبودها و خشکسالی‌ها ایفا می‌کند. بر اساس مطالعه تحقیقات پیشین، سابقه‌ای از انجام تحقیق به روز و اصولی در این منطقه مشاهده نشد. از این رو، پژوهش حاضر در نظر دارد با استفاده از مدل تایید شده توسط محققین گذشته در این زمینه و تعیین سناریو مناسب مدیریتی داده‌های ورودی قدمی مثبت در راستای بهبود شرایط مدیریتی منابع آب زیرزمینی این منطقه بردارد.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

روش‌شناسی پژوهش

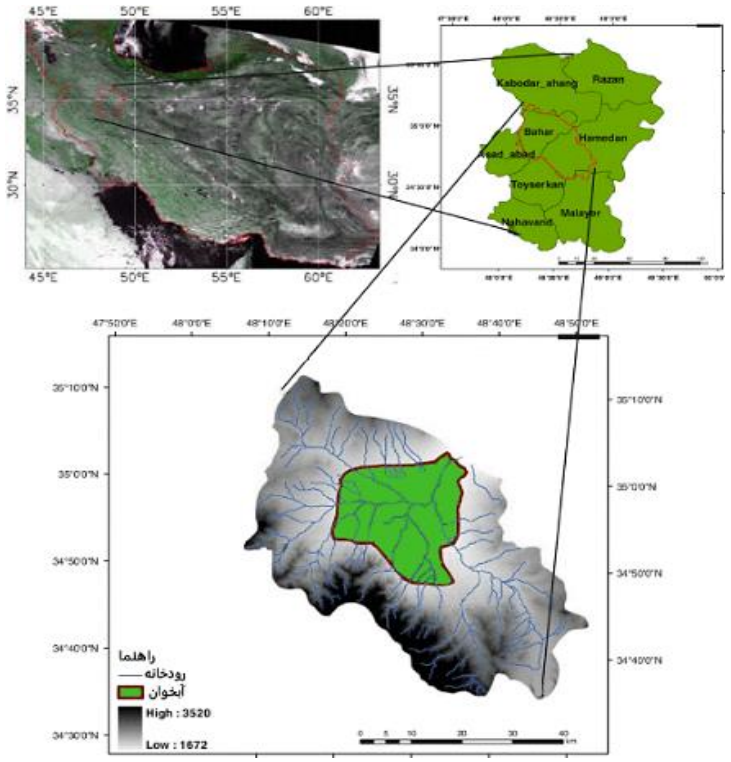
در پژوهش حاضر تا منتهی شدن به هدف اصلی، مراحلی از انتخاب داده،ایستگاه و پیزومتر تا مدل‌سازی نهایی و مقایسه نتایج طی شده که در شکل (۱) قابل مشاهده می‌باشد. در ادامه پس از شرح و توصیف منطقه مطالعاتی، هر مرحله که در طول تحقیق طی شده است به صورت مبسوط شرح داده خواهد شد.



شکل ۱. خلاصه مراحل طی شده در این مطالعه

منطقه مورد مطالعه

محدوده مطالعاتی همدان–بهار (سیمینه رود) یکی از تامین‌کننده‌های آب کشاورزی و شرب استان، با ۴۸۳ کیلومتر مربع گسترش سطحی آبخوان اصلی دشت، ۸۵۹/۱۳ کیلومتر مربع وسعت دشت، واقع شده در دامنه شمالی ارتفاعات الوند، بین طول شرقی ′۱۷، °۴۸ و ′۳۳، °۴۸ و عرض شمالی ′۴۹، °۳۴ تا ′۰۲، °۳۵، با فاصله ۱۸۰۰–۱۷۰۰ متری از سطح دریا می‌باشد. این دشت از زیرحوضه‌های دریاچه نمک و قره‌چای محسوب می‌شود. ارتباط هیدرولوژیکی سفره آب زیرزمینی آن با دشت‌های قهاوند و کبودرآهنگ است. خروجی حوضه آبریز در اراضی کوشک‌آباد در ناحیه شمالی حوضه واقع شده است. این دشت از شرق، توسط ارتفاعات ارجنی و قافلانته اراضی، از سمت غرب، توسط ارتفاعات آلموبلاغ، شیخی‌جان و کمرزرد و از سمت جنوب توسط ارتفاعات الوند احاطه شده است. تغذیه این سفره از طریق ریزش‌های جوی، نفوذ جریانات سطحی، آب برگشتی ورودی‌های زیرزمینی و آب برگشتی از مصارف کشاورزی و صنعت است. شکل (۲) موقعیت جغرافیایی دقیق منطقه مورد مطالعاتی و محل قرارگیری رودخانه‌های منطقه را نمایش می دهد.



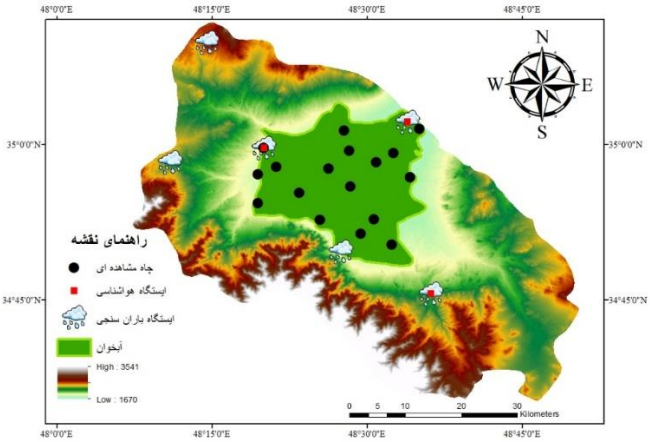
شکل ۲. نقشه محدوده مطالعاتی

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

داده‌های مورد استفاده و آماده‌سازی آن‌ها

جهت انجام این تحقیق، ابتدا داده‌های تاثیرگذار بر پارامتر سطح ایستابی، با استفاده از مطالعات پیشین به صورت داده‌های ثبت شده دما (T)، بارش (P)، تبخیر (E) و سطح آب زیرزمینی(H) انتخاب و از شرکت آب منطقه ای همدان و شرکت مدیریت منابع آب ایران تهیه گردید. از میان ایستگاه‌های هیدرومتری و هواشناسی مختلفی که جهت ثبت تغییرات پارامترهای هیدرولوژیکی و هواشناسی در منطقه دشت همدان–بهار، قرار داده شده‌اند، بر اساس میزان تکامل داده‌ها و محل قرارگیری ایستگاه‌ها و چاه‌های مشاهده‌ای منطقه، شش ایستگاه باران‌سنجی و سه ایستگاه تبخیر و دماسنجی و تعداد ۱۷ حلقه چاه مشاهده‌ای در منطقه انتخاب شد. در شکل (۳) نقشه پراکنش چاه‌های مشاهده‌ای و ایستگاه‌های هواشناسی و باران‌سنجی منتخب قابل مشاهده می‌باشد. با توجه به این نکته که بهترین دوره زمانی جهت مدل سازی سطح آب زیرزمینی درنظر گرفتن داده‌ها به صورت دوره ماهیانه می‌باشند (نورانی و همکاران، ۱۳۸۷)، در این مطالعه نیز داده‌های مورد استفاده دارای بازه‌های زمانی ماهیانه در دوره آماری ۲۶ ساله (سال آبی ۱۳۹۶–۱۳۷۰) جهت بررسی در نظر گرفته شدند. در مرحله بعدی، جهت تکمیل نواقص داده‌های سطح آب زیرزمینی و بارش، از نرم افزار HEC-4 استفاده شد و داده‌های دما از روش اختلاف میانگین‌ها و داده‌های تبخیر با استفاده از داده‌های دما بازسازی شدند. سپس جهت ارجاع یک سری زمانی خاص از متغیرها در هر ماه برای منطقه مورد مطالعه، بر روی داده‌های بارش، دما و تبخیر ایستگاه‌های مختلف منطقه، عمل درون‌یابی از طریق روش کریجینگ در محیط نرم افزار GIS صورت گرفت. این عمل برای داده‌های سطح آب زیرزمینی با استفاده از روش تیسن انجام شد.



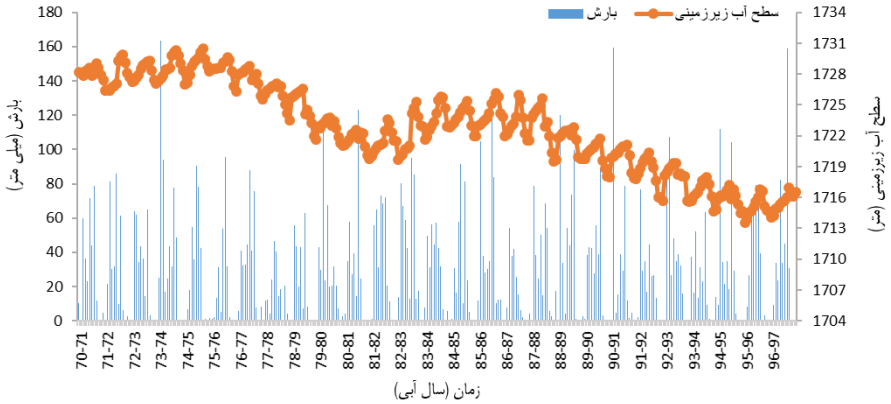
شکل ۳. نقشه پراکنش چاه‌های مشاهده‌ای و ایستگاه‌های هواشناسی و باران‌سنجی منتخب

وضعیت سطح آب زیرزمینی منطقه (هیدروگراف آبخوان)

جهت بررسی وضعیت نوسانات سطح آب زیرزمینی منطقه مورد مطالعه با استفاده از سری زمانی سطح ایستابی چاه‌های مورد مطالعه و کاربرد روش تیسن، هیدروگراف معرف دوره آماری منتخب (۲۶ ساله) برای آبخوان دشت همدان–بهار ترسیم شد. با توجه به این هیدروگراف، شاهد سیر نزولی سطح آب زیرزمینی و افزایش عمق دسترسی به آب هستیم، که این امر لزوم اقدامات صحیح مدیریتی منابع آب زیرزمینی در این دشت را بیش از پیش یادآور می‌شود. یکی از پارامترهای مهم تاثیرگذار بر عمق سطح آب زیرزمینی، مقدار بارش منطقه می‌باشد. در شکل (۴)شکل ارتباط این دو پارامتر در منطقه مورد مطالعه به خوبی قابل مشاهده است. در ابتدا و میانه دوره موردنظر، با افزایش ریزش‌های جوی، هیدروگراف نیز دارای شیب افزایشی بوده است ولی در سال‌های انتهایی دوره مورد نظر علی‌رغم داشتن بارش‌های قابل قبول به دلیل کمبود مخزن آبخوان، متاسفانه پاسخ مثبت و مناسبی در تغییرات هیدروگراف سطح آب زیرزمینی مشاهده نمیگردد و هیدروگراف همچنان دارای جهتی نزولی می‌باشد که این مسئله میتواند ناشی از برداشت بی رویه از چاه‌های منطقه و یا به علت کاهش نفوذپذیری خاک ناشی از تغییر بهره برداری از اراضی باشد که حتی تغذیه سالانه از طریق نزولات جوی قادر به جبران خسارت نبوده است.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir



شکل ٤. ارتباط پارامتر بارش و سطح آب زیرزمینی ماهیانه در طول دوره ٢٦ ساله

انتخاب سناریو برای داده‌های ورودی

با توجه به اینکه مهم‌ترین مرحله قبل از مدل‌سازی، انتخاب درست داده‌های ورودی به مدل است، در این مرحله، نسبت به انتخاب سناریوهای مختلف بر اساس همبستگی متغیر سطح آب زیرزمینی با داده‌های دما (T)، تبخیر (E) و بارش (P) اقدام شد. با توجه به میزان همبستگی سطح آب زیرزمینی با دیگر متغیرها که با بکارگیری از نرم افزار آماری SPSS بدست آمد، این متغیر با متغیرهای دما و تبخیر، از همبستگی معنادار در سطح یک درصد (۹۹ درصد همبستگی) برخوردار بود. با استفاده از نمودارهای خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی، میزان لگ مناسب در متغیرها مشخص شد و سپس با استفاده از میزان همبستگی، برای انتخاب سناریوها تصمیم گیری شد.

در انتخاب سناریوهای مختلف، از هر متغیر در زمان اصلی (t)، یک ماه قبل (t-۱) و دو ماه قبل (t-۲) در ترکیب‌های متفاوت استفاده شد. در نهایت تعداد ۹ سناریو جهت ورود ترکیب‌های مختلف داده‌های انتخابی به مدل در نظر گرفته شد که در جدول (۱) قابل مشاهده است.

جدول ۱. سناریوهای انتخابی داده های ورودی به مدل

سناریو	ورودی مدل	خروجی مدل
۱	$E_t , E_{t-1} , E_{t-2} , H_{t-1}$	H_t
۲	$T_t , T_{t-1} , T_{t-2} , H_{t-1}$	H_t
۳	$P_t , P_{t-1} , P_{t-2} , H_{t-1}$	H_t
۴	$P_{t-1} , T_{t-1} , E_{t-1} , H_{t-1}$	H_t
۵	$T_t , T_{t-1} , E_t , E_{t-1} , H_{t-1}$	H_t
۶	$P_t , P_{t-1} , E_t , E_{t-1} , H_{t-1}$	H_t
۷	$P_t , P_{t-1} , T_t , T_{t-1} , H_{t-1}$	H_t
۸	$P_t , P_{t-1} , T_t , T_{t-1} , E_t , E_{t-1} , H_{t-1}$	H_t
۹	$P_t , P_{t-1} , P_{t-2} , T_t , T_{t-1} , T_{t-2} , E_t , E_{t-1} , E_{t-2} , H_{t-1} , H_{t-2}$	H_t

با درنظر گرفتن این نکته که استفاده از ساختارهای ترکیبی، عملکرد بهتری نسبت به سناریوهای تک پارامتره دارند و اینکه افزایش تعداد تاخیرها باعث کاهش عملکرد مدل خواهد شد (اسکندری و همکاران، ۱۳۹۷)، در چینش سناریوها تنها تا دو تاخیر استفاده شد. با توجه به تحقیقات پیشین، داده سطح آب زیرزمینی موثرترین داده در روند مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی می‌باشد (اسکندری و همکاران، ۱۳۹۷)، به همین دلیل در تمامی سناریوها از این داده بکارگرفته شد. در سناریو اول سعی بر استفاده از داده‌های تبخیر در ماه فعلی، یک و دو ماه قبل، همراه با داده سطح آب زیرزمینی در ماه پیشین شد. در سناریو دوم و سوم رویه قبلی این بار با داده دما و بارش پیش گرفته شد. در سناریو چهارم اثر همگی پارامترها در یک زمان قبل در نظر گرفته شد. در سناریو ششم و هفتم تاثیر بکارگیری از داده سطح آب زیرزمینی با یک تاخیر و داده بارش در زمان اصلی و یک زمان قبل، به همراه همین شرایط در داده های تبخیر (سناریو ششم) و داده‌های دما (سناریو هفتم) درنظر گرفته شد. در سناریو هشتم و نهم نیز همانند سناریو چهارم، اثر همه‌ی پارامترها مدنظر قرار گرفته است با این

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

تفاوت که در سناریو هشتم مقادیر داده‌ها در زمان اصلی و با یک تاخیر و در سناریو نهم مقادیر اصلی همراه با یک و دو تاخیر بررسی خواهند شد. درنهایت، تقسیم بندی سری‌های زمانی این تحقیق، باتوجه به پرتکرارترین درصد تقسیم‌بندی مطالعات پیشین، به صورتی در نظر گرفته شدند که ۷۰ درصد داده‌ها (۲۳۰ ماه) در دسته‌ی داده های آموزش مدل و ۳۰ درصد باقی مانده (۹۹ ماه) جهت آزمایش مدل باشند.

مدل‌های مورد استفاده

تبدیل موجک

تبدیل موجک یا wavelet transform به عنوان یک تبدیل ریاضی کارآمد در زمینه پردازش سیگنال شناخته شده است که جهت حذف نویز، فشرده‌سازی و تجزیه داده‌ها استفاده می‌شود (Ebrahimi & Rajaee, 2017). تبدیل موجک، سری‌های زمانی را به موجک‌های کوچک شده و تغییر یافته موجک اصلی (مادر) تجزیه می‌کند. تجزیه و تحلیل موجک با غلبه بر سایر روش‌های سیگنال، همچون تبدیل فوریه، به دلیل امکان استفاده از فواصل زمانی طولانی برای اطلاعات با فرکانس پایین و فواصل کوتاه‌تر برای اطلاعات با فرکانس بالا، امکان بررسی روندها، ناپیوستگی‌ها و نقاط شکست سری زمانی را فراهم می‌کند (Shrivastava & Panigrahi, 2014).

تبدیل موجک پیوسته (CWT) جهت تعیین ضرایب موجک، نیازمند داده‌های زیاد و محاسبات بسیار زمان‌بر می‌باشد در حالیکه تبدیل موجک گسسته (DWT) بسیار سریع‌تر و کاربردی‌تر از موجک پیوسته می‌باشد و در تجزیه سری‌های زمانی استفاده می‌شود و سری زمانی را در تعداد لایه خواسته‌شده به دو گروه فرکانس بالا و فرکانس پایین تجزیه می‌کند (Cohen & Kovacevic, 1996).

انتخاب نوع موجک و سطح تجزیه در مدل‌سازی با تبدیل موجک بسیار مهم می باشد. بر اساس مطالعات موفق پیشین صورت گرفته در زمینه پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی و استفاده از تبدیل موجک، در این تحقیق از تبدیل موجک گسسته (DWT) و تابع db2 در دو سطح تجزیه، جهت تجزیه سیگنال‌های داده‌های ورودی، استفاده شد. پس از تجزیه دیتاهای ورودی به دو گروه فرکانس بالا و فرکانس پایین، داده‌ها وارد مدل SVR شد که این امر باعث کاهش نویز و افزایش دقت در شبیه‌سازی و پیش‌بینی می‌شود.

مدل رگرسیون بردار پشتیبان

مدل ماشین بردار پشتیبان[۱]، یک روش قدرتمند داده‌کاوی برای شبیه‌سازی و پیش‌بینی داده‌های مختلف می‌باشد و از روش‌های یادگیری با نظارت محسوب می‌شود که ساختار از پیش تعیین شده‌ای ندارد و بردارهای ورودی از ساختار مدل پشتیبانی می‌کنند و از طریق فرایند آموزش مدل انتخاب می‌شوند (Vapnik, 1998). این مدل اولین بار توسط وپنیک در سال ۱۹۹۲ برپایه نظریه یادگیری آماری مطرح گردید و جزو شاخه روش‌های کرنلی در یادگیری ماشین درنظر گرفته شده است که با کمترین خطا، در دسته‌بندی و برآورد تابع برازش داده‌ها کاربرد دارد. این روش شبیه‌سازی از جمله روش‌های نسبتاً جدیدی است که در سال‌های اخیر در زمینه مسائل آبی کارایی خوبی نسبت به روش‌های قدیمی‌تر همچون روش شبکه عصبی مصنوعی و روش‌های ریاضی، داشته است (اسکندری و همکاران، ۹۷).

مدل‌های ماشین بردار پشتیبان شامل دو گروه میشود. گروه اول مدل طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان (SVM) است که برای طبقه‌بندی داده‌ها در کلاس‌های مختلف استفاده می‌شود و گروه دوم مدل رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) که برای حل مسائل پیش‌بینی کاربرد دارد. در مدل رگرسیون با استفاده از داده‌های موجود، ابر صفحه‌ای ایجاد می‌شود که خطای هر نقطه، فاصله آن نقطه با صفحه می‌باشد و این مدل بر اساس کمینه کردن این خطا و ریسک ساخته شده است.

مدل SVR شامل دو پارامتر مهم Gamma و Sig2 می‌شود که پیچیدگی مدل رگرسیون را کنترل میکند که تعیین مقدار بهینه آنها از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. توابع کرنل که وظیفه تغییر بعد فضای ورودی جهت انجام مطمئن‌تر عمل رگرسیون را دارد شامل کرنل سیگوئید، خطی، تابع پایه شعاعی (RBF) و کرنل چند جمله ای می‌شوند. به دلیل عملکرد قابل اطمینان و صحت کرنل RBF، اخیرا محققین از این تابع برای استفاده از مدل SVR بهره می‌جویند (Suryanarayana et al., 2014).

در این پژوهش، جهت مدلسازی مدل SVR از کرنل RBF استفاده شد و کدنویسی در بستر نرم افزار MATLAB صورت پذیرفت. لازم به ذکر است که در این مدل‌سازی از روش سیمپلکس به بهینه‌سازی پارامترهای Sig2 و Gamma پرداخته شد.

---

[۱] Support Vector Machines

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

مدل موجک-رگرسیون بردار پشتیبان

این مدل از ترکیب تبدیل موجک و مدل رگرسیون بردار پشتیبان بدست می‌آید. بدین صورت که داده‌های ورودی ابتدا توسط تبدیل موجک به زیرسیگنال‌هایی تجزیه شده و سپس تمامی سیگنال‌ها به عنوان ورودی مدل SVR تعریف می‌شوند. با استفاده از این ترکیب سرعت عملکرد مدل بهبود یافته و باعث افزایش دقت مدل نیز می‌گردد. انتخاب این مدل به دلیل برتری فراون در بین مطالعات مقایسه ای پیشین بود (اسکندری و همکاران، ۱۳۹۷؛ Ebrahimi & Rajaee, 2017 ؛ Zhou et al., 2017 ؛ Yu et al., 2018)

صحت‌سنجی مدل‌ها

توان‌سنجی و ارزیابی یک مدل، همواره از مهم‌ترین بخش‌های طراحی یک سیستم معادل با طبیعت می‌باشد. ارزش‌یابی یک مدل از مقایسه نتایج پیش‌بینی با نمونه‌های واقعی حاصل می‌شود. برای قیاس نتایج پیش‌بینی، روش‌های آماری متنوعی وجود دارد که توسط محققین متعددی پیشنهاد یا ابداع شده است و می‌توان به کمک آنها هم‌ارزی مدل و طبیعت را کنترل نمود (خیاط، ۱۳۹۶). در این پژوهش برای صحت‌سنجی مدل‌های ذکر شده، از پارامترهای ارزیابی ضریب تبیین (r)، خطای استاندارد (SE) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) در راستای بررسی ارتباط بین داده‌های مشاهده‌ای و داده‌های پیش‌بینی، استفاده شد. برتری مدل‌ها در این پارامترها منعوط به بالا بودن (نزدیک به عدد ۱) مقدار ضریب پیرسون و پایین بودن (نزدیک عدد صفر) مقدار پارامترهای خطای استاندارد و جذر میانگین مربعات خطا است. این معیارهای ارزیابی توسط روابط زیر محاسبه می شوند.

رابطهٔ ۱)
$$r = \frac{\sum_{i=1}^{N}(y_i-\bar{y}_i)(\hat{y}_i-\bar{\hat{y}}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N}(y_i-\bar{y}_i)^2(\hat{y}_i-\bar{\hat{y}}_i)^2}}$$

رابطهٔ ۲)
$$RMSE=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}(y_i-\hat{y}_i)}{N}}$$

رابطهٔ ۳)
$$SE=\frac{RMSE}{\bar{y}_i}$$

در روابط فوق، y_i و $\hat{y}_i$ به ترتیب مقادیر مشاهداتی و محاسباتی و N تعداد کل داده‌ها می‌باشد. لازم به ذکر است که علاوه بر نمایه‌های فوق، جهت صحت سنجی مدل‌ها، از نمودارهای مشاهداتی-محاسباتی نیز استفاده می‌شود.

نتایج و بحث

نتایج مدل‌سازی

در این مطالعه از تبدیل موجک به عنوان یک پیش پردازشگر داده در مدل SVM استفاده شد؛ چرا که باتوجه به نتایج مطالعات پیشین (Zhou et al., 2017؛ Moosavi et al., 2013) استفاده از تبدیل موجک نقش به‌سزایی در بهبود مدلسازی و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی ماهیانه ایفا می‌کند و مدل WSVR جزو مدل‌های تایید شده از بین مدل‌های مختلف هوش مصنوعی در این حیطه در مطالعات پیشین همچون Zhou et al., (2013)، Yu et al., (2017)، Ebrahimi & Rajaee, (2016) و اسکندری و همکاران (۱۳۹۷) می‌باشد. مهم‌ترین قدم در بکارگیری از تبدیل موجک، انتخاب موجک و سطح تجزیه مناسب است که این فاکتورهای مهم را می‌توان با سعی و خطا و یا با بکارگیری از فاکتورهای تایید شده در مطالعات پیشین مرتبط با موضوع مطالعه، بکار برد. با توجه به مطالعه خیاط (۱۳۹۶) در شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی توسط تبدیل موجک، بهترین موجک، موجک db2 و بهترین سطح بهینه تجزیه، سطح ۲ می‌باشد. به همین دلیل، برای مدل‌سازی بخش موجک این تحقیق نیز، از موجک db2 در دو سطح تجزیه استفاده شد. سپس، زیرسری‌های تولید شده وارد مدل ماشین بردار پشتیبان گردید.

برای مدل‌سازی داده ها با استفاده از مدل SVR، از کدنویسی در محیط نرم افزار MATLAB استفاده شد. برای مدل‌سازی SVR از کرنل RBF، به دلیل اینکه موفق ترین کرنل پرتکرار در کارهای پیشین بود (اسکندری و همکاران، ۱۳۹۷)، استفاده شد. کد استفاده شده، از روش سیمپلکس به بهینه‌سازی پارامترهای اصلی مدل SVR (Sig2 و Gamma) پرداخت. نتایج مدل‌سازی با این مدل ترکیبی در جدول (۲) و نمودار ارتباط بین مقادیر مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده سطح آب زیرزمینی با استفاده از این مدل در شکل (۵) قابل مشاهده است.

با توجه به مقایسه پارامترهای ارزیابی و میزان همبستگی حاصل شده از مقادیر مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده توسط مدل، سناریو

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

اول، دوم و سوم که به ترتیب، ترکیبی از داده‌های تبخیر، دما و بارش در کنار داده سطح آب زیرزمینی در زمان گذشته بودند، نسبت به سایر سناریوها عملکرد ضعیفی داشتند.

سناریو دوم دارای کمترین مقدار r و بیشترین خطا در مرحله آزمایش بود لذا استفاده از داده تبخیر به تنهایی پیشنهاد نمی‌شود. بر اساس نتایج حاصل شده از این سه سناریو، به طور کلی، مشابه نتیجه مطالعه اسکندری و همکاران (۱۳۹۷)، استفاده از داده های تبخیر، دما و بارش به تنهایی جهت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی مناسب نیست.

با در نظر گرفتن این نکته، در سناریوهای بعدی نسبت به استفاده از ترکیبی از داده‌های موثر بر سطح آب زیرزمینی اقدام شد. این ترکیبات نهایتا تا دو تاخیر انجام شد، چرا که بر اساس نتایج مطالعه Moosavi et al., (2013) در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی، داده‌ها نهایتا تا دو تاخیر میتوانند موثر واقع شوند و تاخیر بیشتر از این مقدار منجر به نتایج نامطلوب خواهد شد. در سناریو چهارم از تمامی داده‌ها با یک تاخیر استفاده شد که با مقادیر r ۰/۹۲۸، RMSE بالای یک و خطای استاندارد ۰/۰۰۱ جزو نتایج خوب قرار نگرفت.

در سه سناریوی بعدی (پنجم، ششم و هفتم)، به ترتیب از ترکیبات دوتایی دما و تبخیر، بارش و تبخیر و بارش و دما با داده سطح آب زیرزمینی استفاده شد که نتایج تقریبا مشابهی داشتند. در سناریو هشتم همگی داده‌ها با در زمان حاضر و یک تاخیر استفاده شدند که نتیجه به نسبت بهتری را نسبت به سایر سناریوها داشت.

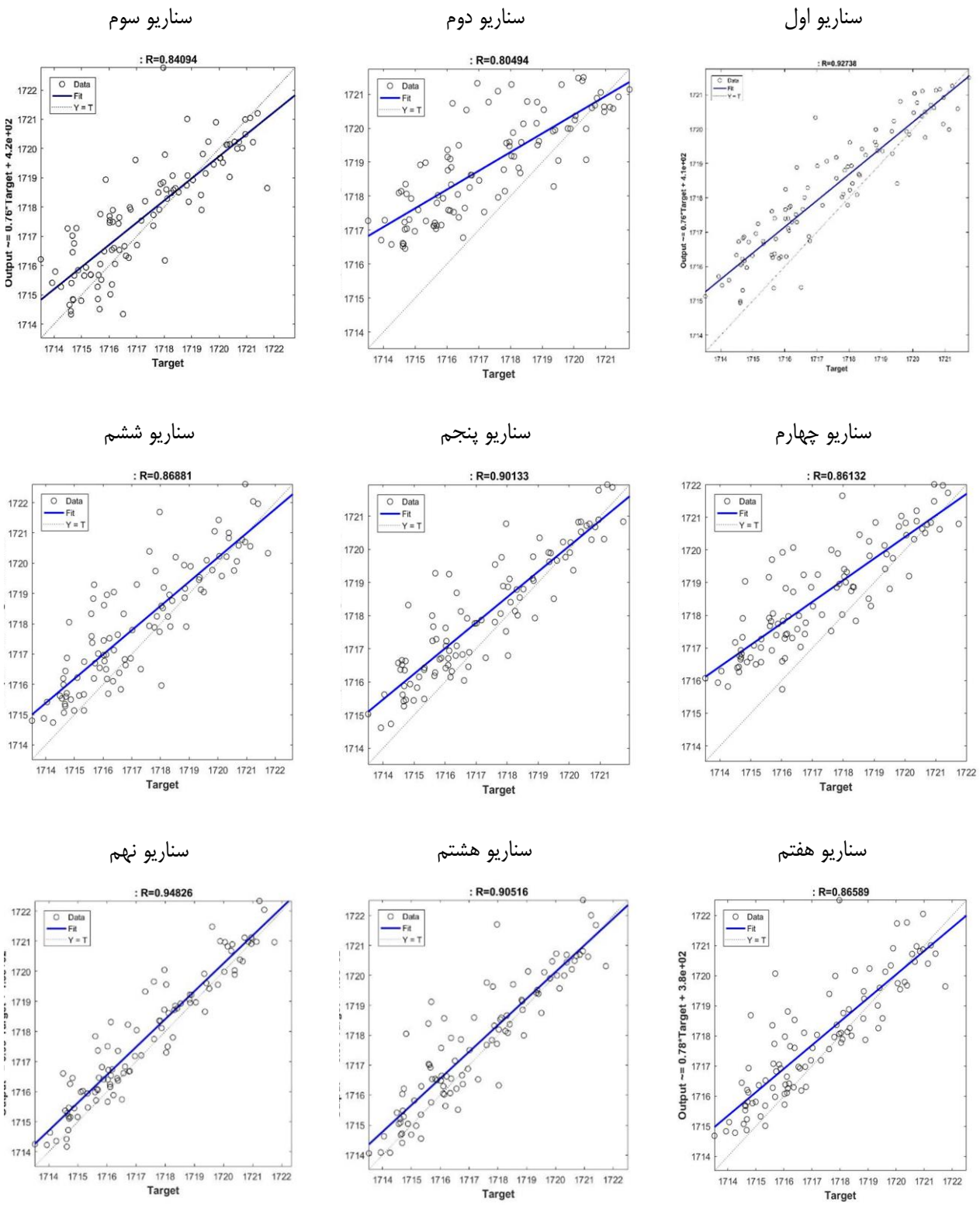
در نهایت، سناریو برتر در این مطالعه مربوط به سناریو نهم می‌باشد که در آن از داده‌های تبخیر، دما، بارش (همگی در زمان اصلی و با یک و دو تاخیر) و سطح آب زیرزمینی (با یک و دو تاخیر) استفاده شد؛ به طوریکه مقدار r در بیشترین مقدار مراحل آموزش و آزمایش (به ترتیب ۰/۹۹۹ و ۰/۹۷۴) بدست آمد و مقادیر SE (۰/۰۰۰۵ در مرحله آموزش و ۰/۰۰۰۰۷در مرحله آزمایش) و RMSE (۰/۱۲۹ در مرحله آموزش و ۰/۸۲۷ در مرحله آزمایش) درکمترین مقدار در طول مدل‌سازی بود و بهترین نتیجه و بالاترین دقت را به ارمغان آورد.

جدول ۰۲. نتایج مدل سازی در سناریوهای انتخابی

مدل‌سازی		r	RMSE	SE	Sig2	Gamma
سناریو اول	آموزش	۰/۹۹۹	۰/۲۲۳	۰/۰۰۰۱	۵۶/۳۶	۲۷۹/۵۵
	آزمایش	۰/۹۶۳	۰/۱۸۷	۰/۰۰۰۷		
سناریو دوم	آموزش	۰/۹۹۹	۰/۲۰۳	۰/۰۰۰۱	۳۲/۶۷	۲۳۰/۸۵
	آزمایش	۰/۸۹۷	۲/۰۶۶	۰/۰۰۱۲		
سناریو سوم	آموزش	۰/۹۹۹	۰/۱۹۰	۰/۰۰۰۱	۱۰۰/۷۲	۹۲۹۳/۵۳
	آزمایش	۰/۹۱۷	۱/۲۳۵	۰/۰۰۰۷		
سناریو چهارم	آموزش	۰/۹۹۹	۰/۲۲۱	۰/۰۰۰۱	۴۶/۱۹	۳۲۳/۶۶
	آزمایش	۰/۹۲۸	۱/۷۲۶	۰/۰۰۱		
سناریو پنجم	آموزش	۰/۹۹۹	۰/۲۱۲	۰/۰۰۰۱	۷۵/۹۵	۳۴۰/۸۴
	آزمایش	۰/۹۴۹	۱/۱۸۱	۰/۰۰۰۷		
سناریو ششم	آموزش	۰/۹۹۹	۰/۱۷۷	۰/۰۰۰۱	۷۰/۵۰	۴۹۴/۵۰
	آزمایش	۰/۹۳۲	۱/۲۹۵	۰/۰۰۰۷		
سناریو هفتم	آموزش	۰/۹۹۹	۰/۱۶۱	۰/۰۰۰۰۹	۷۱/۲۹	۸۶۱/۶۲
	آزمایش	۰/۹۳۰	۱/۲۴۷	۰/۰۰۰۷		
سناریو هشتم	آموزش	۰/۹۹۹	۰/۱۴۹	۰/۰۰۰۰۹	۱۴۱/۵۴	۱۱۶۳/۰۱
	آزمایش	۰/۹۵۱	۱/۰۱۵	۰/۰۰۰۶		
سناریو نهم	آموزش	۰/۹۹۹	۰/۱۲۹	۰/۰۰۰۰۷	۶۷۲/۴۴	۳۷۶۳/۲۱
	آزمایش	۰/۹۷۴	۰/۸۲۷	۰/۰۰۰۵		

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir



شکل ۵. ارتباط بین مقادیر سطح آب زیرزمینی مشاهده شده و مقادیر شبیه‌سازی شده در هر سناریو

پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با بهترین سناریو منتخب

پس از بررسی سناریوهای مختلف، مقایسه عملکرد آنها و تعیین سناریو نهم به عنوان سناریو برتر، با استفاده از این سناریو نسبت به تعیین بهینه نوع داده ورودی به مدل WSVR و میزان تاخیر داده‌های ورودی مدل (استفاده از داده‌های سطح آب زیرزمینی، بارش، دما و تبخیر همگی در زمان اصلی و یک و دو تاخیر)، نسبت به پیش‌بینی ۱۲۰ ماه آینده منطقه اقدام شد و لازم به ذکر است که پیش‌بینی مقادیر اولیه

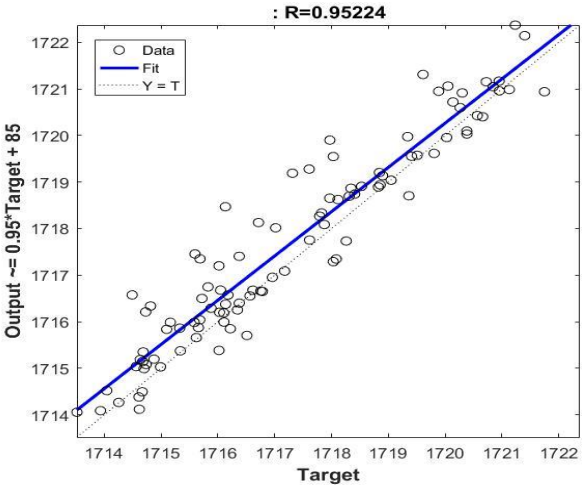
Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

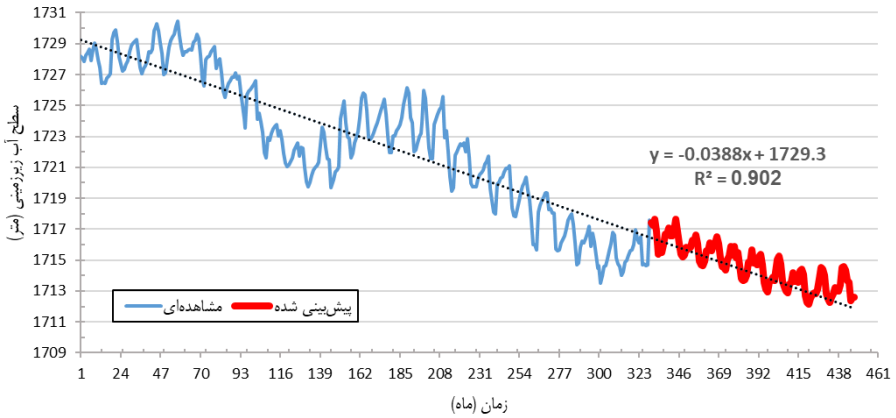
نیز با استفاده از مدل WSVR صورت پذیرفت. نتایج مقایسه داده‌های مشاهده‌ای و شبیه‌سازی پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در شکل (۶)، شاخص‌های آماری حاصل از پیش‌بینی در جدول و روند داده‌های پیش‌بینی شده در شکل (۷) قابل مشاهده می‌باشند. با توجه به شاخص‌های آماری، شاهد دقت بالای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی این منطقه با استفاده از این مدل و سناریو هستیم و با توجه به مقادیر پیش‌بینی شده در ده سال آتی سطح آب زیرزمینی این منطقه (شکل ۷)، شاهد افت روز افزون سطح آب زیرزمینی این منطقه می‌باشیم. لذا با توجه به افزایش تقریبا پنج متری عمق دسترسی به آب زیرزمینی طی ده سال آینده، این منطقه با بحران شدید تامین نیاز آبی روبه‌رو خواهد شد.

جدول ۳. نتایج پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی منطقه

پیش‌بینی	*r*	RMSE	SE
آموزش	۰/۹۹۹	۰/۱۳۵	۰/۰۰۰۰۸
آزمایش	۰/۹۷۶	۰/۷۷۵	۰/۰۰۰۴



شکل ٦. مقایسه داده‌های مشاهده‌ای و شبیه‌سازی در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی



شکل ۷. هیدروگراف سطح آب زیرزمینی منطقه با استفاده از مقادیر پیش‌بینی‌شده

نتیجه‌گیری

در این تحقیق، با در نظر گرفتن مدل WSVR و تعریف نه سناریو مدیریتی، نوع و تاخیر مناسب داده‌های ورودی در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی هفده چاه مشاهده‌ای منطقه دشت همدان-بهار استان همدان مورد ارزیابی قرار گرفته و داده‌های ماهیانه بارش، تبخیر، دما و سطح آب زیرزمینی طی ۲۶ سال (سال آبی ۱۳۹۶-۱۳۷۰) بررسی گردیدند. مدل‌سازی WSVR، بر اساس تابع کرنل RBF و موجک db2 در دو سطح تجزیه صورت گرفت. همچنین نه سناریو مدیریتی مناسب منطقه که دارای انواع ترکیب داده‌های ورودی و تاخیرهای متفاوتی

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

بودند، تعریف شده و بر اساس شاخص‌های آماری مناسب مورد ارزیابی قرار گرفتند و بهترین سناریو تعیین گردید. نتایج بدست آمده بیانگر آن است که با توجه به این که مدل WSVR به طور کلی از دقت بالایی جهت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی برخوردار است، سناریو نهم تعریف شده، که بر اساس آن کلیه داده‌های دما، تبخیر، بارش و سطح آب زیرزمینی با یک و دو تاخیر جهت استفاده در فرایند مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی بکاربرده می‌شوند، دارای ساختاری بهینه می‌باشد و باعث افزایش دقت مدل‌سازی نسبت به سایر شرایط تنظیم داده‌های ورودی می‌شود. در نهایت با کاربرد سناریوی نهم که دارای بیشترین دقت می‌باشد، به پیش‌بینی ده ساله (۱۲۰ ماه) آتی سطح آب زیرزمینی منطقه پرداخته شد. با توجه به نتایج حاصله، عمق دسترسی به آب زیرزمینی در منطقه دشت همدان–بهار در حال افزایش است که با توجه به بحران آب کشور، جهت جلوگیری از عواقب غیر قابل جبران این امر، مسئولین باید تدابیری را برای حفظ منابع آب زیرزمینی این منطقه بیاندیشند.

"هیچ‌گونه تعارض منافع بین نویسندگان وجود ندارد"

منابع

اسکندری، علی؛ سلگی، اباذر و زارعی، وحید. (۱۳۹۷). شبیه سازی نوسانات سطح آب زیرزمینی با استفاده از ترکیب ماشین بردار پشتیبان و تبدیل موجک. *علوم و مهندسی آبیاری*، جلد (۴۱)، ۱۸۰–۱۶۵.

اسکندری،علی؛ فرامرزیان یاسوج، فرشاد؛ سلگی، اباذر و زارعی، وحید. (۱۳۹۷). ارزیابی ترکیب ANFIS با تبدیل موجک برای مدلسازی و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی. *پژوهشنامه مدیریت حوضه آبخیز*، سال نهم، شماره(۱۸).

انصاری، مریم و جباری، ایرج. (۱۴۰۲). مدل سازی و پیش بینی سطح تراز آب زیرزمینی دشت ایزدخواست استان فارس .*جغرافیا و مخاطرات محیطی*،()،-.

ایزدی، عزیزاله؛ داوری، کامران؛ علی زاده، امین؛ قهرمان، بیژن، و حقایقی مقدم، سیدابوالقاسم. (۱۳۸۶). پیش بینی سطح ایستابی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: دشت نیشابور). *مجله آبیاری و زهکشی ایران*، ۱(۲)، ۵۹–۷۱.

خیاط، امیر (۱۳۹۶). پیش بینی سطح آب زیرزمینی به کمک شبکه عصبی فازی و آنالیز موجک تحت تاثیر تغییر اقلیم. *پایان نامه کارشناسی ارشد رشته علوم و مهندسی آب گرایش سازه‌های آبی*، دانشگاه بیرجند، دانشکده کشاورزی.

راهنما قهفرخی، نوید؛ زارعی؛ حیدر و احمدی، فرشاد. (۱۴۰۲). کاربرد الگوریتم K-Star در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی (مطالعه موردی: دشت آسپاس). *نشریه آبیاری و زهکشی ایران*، شماره(۲)، جلد(۱۷)،۳۲۰–۳۰۵.

رستمی‌نژاد دولت‌آباد، هانیه؛ شهابی، سجاد و مددی، محمدرضا. (۱۴۰۲). ارزیابی کارایی درخت تصمیم در ترکیب با تبدیل موجک به‌منظور پیش‌بینی نوسانات سطح آب‌زیرزمینی (مطالعه موردی: دشت کرمان– باغین). *نشریه آبیاری و زهکشی ایران*، شماره(۳)، جلد(۱۷)، ۴۲۷–۴۱۳.

سعیدی رضوی، بهزاد و عرب، علیرضا. (۱۳۹۷). پیش بینی سطح آب زیرزمینی با استفاده از مدل‌های منطق فازی، شبکه عصبی و سری زمانی. *هیدروژئولوژی*،سال سوم، شماره (۲).

قبادیان،رسول؛ بهرامی، زینب و دباغ باقری، سمانه. (۱۳۹۵). اعمال سناریو مدیریتی در پیش بینی سطح آب زیرزمینی با مدل مفهومی و ریاضی MODFLOW (مطالعه موردی: دشت خزل–نهاوند). *اکوهیدرولوژی*، دوره(۳)، شماره(۳)، ۳۱۹–۳۰۳.

نورانی،وحید؛ حسن زاده، یوسف؛ کماسی، مهدی و شرقی، الناز. (۱۳۸۷). مدل سازی بارش–رواناب با مدل ترکیبی موجک–شبکه عصبی مصنوعی. *چهارمین کنگره ملی مهندسی عمران*. دانشگاه تهران.

REFERENCES

Ansari, M., & Jabbari, I. (2023). Modeling and forecasting of the underground water level of Izadkhasht plain, Fars province. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, (), -.

Behzad, M., Asghari, K., & Coppola Jr, E. A. (2010). Comparative study of SVMs and ANNs in aquifer water level prediction. *Journal of Computing in Civil Engineering*, *24*(5), 408-413.

Bierkens, M. F. (1998). Modeling water table fluctuations by means of a stochastic differential equation. *Water Resources Research*, *34*(10), 2485-2499.

Cohen, A., & Kovacevic, J. (1996). Wavelets: The mathematical background. *Proceedings of the IEEE*, *84*(4), 514-522.

Ebrahimi, H., & Rajaee, T. (2017). Simulation of groundwater level variations using wavelet combined with neural network, linear regression and support vector machine. *Global and Planetary Change*, *148*, 181-191.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

Eskandari, A., Faramarzyan yasuj, F., Zarei, H., & Solgi, A. (2019). Evaluation of combined ANFIS with wavelet transform to modeling and forecasting groundwater level, *Journal of Watershed Management Research*, 9(18), 56-69. (In Persian)

Eskandari, A., Solgi, A., & Zarei, H. (2018). Simulating fluctuations of groundwater level using a combination of support vector machine and wavelet transform. *Journal of Irrigation Sciences and Engineering (JISE)*, 41(1), 165-180. (In Persian)

Ghobadian, R., Bahrami, Z., & Dabagh Bagheri, S. (2016). Applying the management scenarios in prediction of groundwater level fluctuations by using the conceptual and mathematical MODFLOW model (Case study: Khezel-Nahavand Plain). *Iranian journal of Ecohydrology*, *3*(3), 303-319. (In Persian)

Gong, Y., Zhang, Y., Lan, S., & Wang, H. (2016). A comparative study of artificial neural networks, support vector machines and adaptive neuro fuzzy inference system for forecasting groundwater levels near Lake Okeechobee, Florida. *Water resources management*, *30*, 375-391.

Izadi, A.A., Davari, K., Alizadeh, A., Ghahraman, B., & Haghayeghi Moghadam, S.A. (2007). Water table forecasting using artificial neural networks. Iranian Journal of Irrigation and Drainage, 1(2), 59-71. (In Persian)

Khayat, A. (2017). Prediction of grounwater level using the Nuero- Fuzzy method and wavelet analysis under the effects of climate change. Master of Science's thesis, Faculty of Agriculture, University of Birjand, Iran. (In Persian)

Khedri, A., Kalantari, N., & Vadiati, M. (2020). Comparison study of artificial intelligence method for short term groundwater level prediction in the northeast Gachsaran unconfined aquifer. *Water Supply*, *20*(3), 909-921.

Moosavi, V., Vafakhah, M., Shirmohammadi, B., & Behnia, N. (2013). A wavelet-ANFIS hybrid model for groundwater level forecasting for different prediction periods. *Water resources management*, 27, 1301-1321

Nayak, P. C., Rao, Y. S., & Sudheer, K. P. (2006). Groundwater level forecasting in a shallow aquifer using artificial neural network approach. *Water resources management*, *20*, 77-90.

Nourani, V., Hasan Zadeh, Y., Komasi, M., & Sharghi, E. (2008). Precipitation-runoff modeling with wavelet-artificial neural network hybrid model. *Fourth National Congress of Civil Engineering*. University of Tehran. (In Persian)

Rahnama, N., Zarei, H., & Ahmadi, F. (2023). Application of K-star Algorithm for Groundwater Level Forecasting (Case study: Aspas plain). *Iranian Journal of Irrigation & Drainage*, *17*(2), 305-320.

Rostaminezhad Dolatabad, H., Shahabi, S., & Madadi, M. R. (2023). Evaluating Decision Tree Efficiency in Combination with Wavelet Transform to Predict Groundwater Level Fluctuation. *Iranian Journal of Irrigation & Drainage*, *17*(3), 413-427.

Sadat-Noori, M., Glamore1, W., Khojasteh, D. (2020). Groundwater level prediction using genetic programming: the importance of precipitation data and weather station location on model accuracy. *Environmental Earth Sciences*, 79:37.

Saeedi Razavi, B., Arab, A. (2019). Groundwater Level Prediction of Ajabshir Plain using Fuzzy Logic, Neural Network Models and Time Series. *Journal of Hydrogeology*, 3(2), 69-81. (In Persian)

Shrivastava, N. A., & Panigrahi, B. K. (2014). A hybrid wavelet-ELM based short term price forecasting for electricity markets. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, *55*, 41-50.

Suryanarayana, C., Sudheer, C., Mahammood, V., & Panigrahi, B. K. (2014). An integrated wavelet-support vector machine for groundwater level prediction in Visakhapatnam, India. *Neurocomputing*, *145*, 324-335.

Tapak, L., Rahmani, A. R., & Moghimbeigi, A. (2013). Prediction the groundwater level of Hamadan-Bahar plain, west of Iran using support vector machines. *Journal of research in health sciences*, *14*(1), 82-87.

Vapnik, V. (1998). Statistical learning theory. *(No Title)*.

Yoon, H., Jun, S. C., Hyun, Y., Bae, G. O., & Lee, K. K. (2011). A comparative study of artificial neural networks and support vector machines for predicting groundwater levels in a coastal aquifer. *Journal of hydrology*, *396*(1-2), 128-138.

Yu, H., Wen, X., Feng, Q., Deo, R. C., Si, J., & Wu, M. (2018). Comparative study of hybrid-wavelet artificial intelligence models for monthly groundwater depth forecasting in extreme arid regions, Northwest China. *Water resources management*, *32*, 301-323.

Zhou, T., Wang, F., & Yang, Z. (2017). Comparative analysis of ANN and SVM models combined with wavelet preprocess for groundwater depth prediction. *Water*, *9*(10), 781.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

Evaluating the effect of defining management scenarios in water table prediction accuracy using Wavelet-Support Vector Regression (WSVR) hybrid model

EXTENDED ABSTRACT

Introduction

Nowadays, owing to the fact that we are facing surface water limitations, it is undeniable that most arid and semi-arid countries rely on groundwater reservoirs. Upward trends of groundwater harvesting, over-population, and reducing soil permeability can contribute to decreasing water table so that precipitation is not capable of this damage compensation. Therefore, accurate hydrological studies and management are becoming highly imperative. Thus, in order to decrease these damaging effects and improve the aquifers' situation, taking some actions such as getting to know and investigating the existing conditions of groundwater resources and forecasting the water table in the future is necessary. Simulating current circumstances of considered phenomena can be provided by indirect methods like artificial intelligence (AL) as an acceptable, fast, and accurate way to simulate and predict different phenomena. In addition, in recent years, wavelet transport has been used by researchers to improve AL's simulation and modeling results. According to previous studies, the wavelet-support regression (WSVR) hybrid model had high accuracy in forecasting the water table. Hence, regarding using a wide range of data with different lag times and lack of optimal structure for modeling inputs in past studies, in this study, the purpose is to define and determine the best scenario for selecting modeling input data with suitable lag time to predict water table for heightening WSVR result accuracy.

Material and Methods

This study is aimed to determine the most effective scenario for selecting input data and their suitable lag time using the WSVR hybrid model to predict the groundwater level of the Hamedan-Bahar plain. This area is located in Hamedan, at the sea level of 1700-1800 meters, and its aquifer has 483 kilometers area. For this study implementation, efficient data on groundwater level based on previous studies, including precipitation (P), evaporation (E), temperature (T), and water table, were collected from seventeen piezometers, six rain-gage stations, and three climatological stations during 1991-2017. After data preparation and data interpolation in the area, nine scenarios were determined with various combinations and lag times (regarding the degree of correlation of parameters with the water table) in order to define WSVR model inputs. The model used is a mixture of wavelet transform and SVR model. The db2 wavelet and two decomposition levels were adjusted in wavelet transform (to denoise data and decompose each time series to two groups of high and low frequency), and the RBF kernel function was used in the SVR model. Then, by applying this model, this area's water table was simulated.

Results and Discussion

According to the results, overall, the WSVR model had high accuracy for predicting the water table of this area, as it had the lowest Pearson correlation coefficient (r) and maximum standard error (SE) of 0.897 and 0.001 in the whole modeling process among all scenarios, respectively. In addition, it was clarified that the ninth scenario was recognized as the best scenario compared to others, with the highest r in the training and testing stage (0.999 and 0.974, in turn) and the lowest SE (0.0005 in training and 0.00007 in testing) and RMSE (in training 0.129, and 0.827 in testing stage). Eventually, after forecasting this area's water table for the next ten years using this scenario, it can be seen that the depth of water access is increasing.

Conclusion

The results outline that it is necessary to apply precipitation, temperature, evaporation, and water table data, all together, with one and two lags, to predict the groundwater level of this area accurately with the WSVR model. It should also be mentioned that to take advantage of this model, the db2 wavelet with two decomposition levels for each time series in wavelet transform, and the RBF kernel function in the SVR model, should be adjusted in coding the WSVR. Furthermore, according to the predicted water level of this area and its significant downward trend, appropriate management measures should be taken to control the future situation for supplying water requirements.

Keywords: Support Vector Machine, Water Table Prediction, Wavelet Transport, WSVR Hybrid Model.

Archive of SID.ir