

Groundwater Level Prediction in Golpayegan Aquifer Using ANFIS and PSO Combination

SEDIGHEH SALARI¹, MAHNOOSH MOGHADDASI¹, MEHDI MOHAMMADI GHALENI^{1*}, MAHMOOD AKBARI¹

1. Water Science and Engineering Department, Faculty of Agriculture and Environment, Arak University, Arak, Iran.

(Received: Nov. 26, 2020- Revised: Jan. 27, 2021- Accepted: Feb. 13, 2021)

ABSTRACT

Groundwater level prediction is an essential priority for planning and managing groundwater resources. This study aimed to compare the accuracy of the Neuro-Fuzzy Adaptive Inference System (ANFIS) model with the ANFIS model combined with particle swarm optimization algorithm (ANFIS+PSO) in predicting the monthly groundwater level of Golpayegan aquifer during 2002-2019. For this purpose, monthly data on rainfall, temperature, pan evaporation in the selected meteorological stations, discharge volume of exploitation wells and groundwater level of observation wells have been used. After spatial and temporal analysis, four observation wells with two input data structures (S1 and S2) were selected to predict the groundwater level. The results of trend and homogeneity tests show a 99% significance of groundwater level changes in the selected observation wells 4, 8, 19 and 20 with a sudden drop of 22, 17, 27 and 2 meters before and after June, September, July and August 2010, respectively. The highest and the lowest accuracy of groundwater level prediction is related to observation wells 20 and 4 with root mean square error values (RMSE) of 2.37 and 0.21 m, respectively, related to ANFIS_S1 and ANFIS + PSO_S2 models. Generally, the results of this study indicate that the selection of appropriate structure of input data is more effective than the combination of two models (ANFIS and PSO) in increasing the accuracy of groundwater level prediction. So, that the optimal structure of input data and the combination of optimized algorithm model have increased the accuracy of groundwater level prediction, 44% and 25%, respectively.

Keywords: Agglomerative Hierarchical Clustering, Groundwater Level Prediction, Neuro-Fuzzy Adaptive Inference System, Particle Swarm Optimization Algorithm, Spatial and Temporal Analysis.

* Corresponding Author's Email: m-mohammadighaleni@araku.ac.ir

پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در آبخوان گلپایگان با استفاده از ترکیب ANFIS و PSO

صدیقه سالاری^۱، مهنوش مقدسی^۱، مهدی محمدی قلعه‌نی^{۱*}، محمود اکبری^۱

۱. گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی و محیط‌زیست، دانشگاه اراک، اراک، ایران.

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۹/۶ - تاریخ بازنگری: ۱۳۹۹/۱۱/۱۸ - تاریخ تصویب: ۱۳۹۹/۱۱/۲۵)

چکیده

پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی اولویتی ضروری برای برنامه‌ریزی و مدیریت منابع آب زیرزمینی می‌باشد. هدف از تحقیق حاضر مقایسه دقت سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی^۲ (ANFIS) با مدل ترکیبی ANFIS آموزش دیده توسط الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات^۳ (ANFIS+PSO) در پیش‌بینی ماهانه تراز آب زیرزمینی آبخوان گلپایگان طی سال‌های ۹۷-۱۳۸۱ می‌باشد. بدین منظور از داده‌های ماهانه بارندگی، دما، تبخیر از تشت در ایستگاه‌های هواشناسی منتخب، حجم تخلیه از چاه‌های بهره‌بردار و تراز آب زیرزمینی چاه‌های مشاهده‌ای استفاده شده است. پس از انجام تحلیل مکانی و زمانی، چهار چاه مشاهده‌ای با دو ساختار داده ورودی (S1 و S2) برای پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی انتخاب گردید. نتایج آزمون‌های روند و همگنی حاکی از معنی‌داری ۹۹ درصدی تغییرات تراز آب زیرزمینی در چاه‌های مشاهده‌ای منتخب ۴، ۸، ۱۹ و ۲۰ با افت ناگهانی ۲۲، ۱۷، ۲۷ و ۲ متر به ترتیب در قبل و بعد از ماه‌های خرداد، شهریور، تیر و مرداد ۱۳۸۹ می‌باشد. بیشترین و کمترین دقت پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی مربوط به چاه‌های مشاهده‌ای ۲۰ و ۴ با مقادیر ریشه میانگین مربعات خطا^۴ (RMSE) برابر ۲/۳۷ و ۰/۲۱ متر به ترتیب مربوط به مدل‌های ANFIS_S1 و ANFIS+PSO_S2 می‌باشد. نتایج کلی تحقیق حاکی از تأثیر بیشتر انتخاب تأخیرهای مناسب داده‌های ورودی (ساختار مدل) نسبت به ترکیب دو مدل (ANFIS و PSO) در افزایش دقت پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی دارد، به طوری که ساختار مطلوب داده‌های ورودی و ترکیب الگوریتم بهینه‌ساز با مدل شبیه‌ساز به ترتیب ۴۴ و ۲۵ درصد دقت پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی را افزایش داده‌اند.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات، پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی، تحلیل مکانی و زمانی، خوشه‌بندی سلسله مراتبی تجمعی، سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی.

مقدمه

آب زیرزمینی از اصلی‌ترین منابع تأمین آب برای مصارف مختلف شرب، صنعت و کشاورزی به خصوص در مناطق خشک و نیمه‌خشکی مانند کشور ایران است. در سال‌های اخیر با توجه به برداشت‌های بی‌رویه از منابع آب زیرزمینی، اغلب آبخوان‌های کشور با چالش‌های زیادی مانند خشک شدن چشمه‌ها و قنات‌ها، افت زیاد سطح آب، فرونشست زمین، کاهش کیفیت آب و در نهایت ممنوعه-بحرانی شدن روبرو شده‌اند. افت تراز آب زیرزمینی می‌تواند دلایل مختلفی اعم از فعالیت‌های انسانی و یا تغییرات پارامترهای اقلیمی داشته باشد (Mohammadi Ghaleni *et al.*, 2013). فعالیت‌های انسانی مانند تغییرات حجم برداشت‌ها،

تغییرات کاربری اراضی، تغییرات در حجم تغذیه آبخوان (سدسازی، تغذیه مصنوعی) اثرات مهمی روی تغییرات تراز آب زیرزمینی دارند. از طرف دیگر تغییرات پارامترهای اقلیمی مانند بارندگی و دما روی اجزاء بیلان آب زیرزمینی (تغذیه و تخلیه) اثرگذار خواهند بود. یکی از راهکارهای مدیریت منابع آب زیرزمینی، ارزیابی اثرات پارامترهای مختلف، روی تراز آب زیرزمینی می‌باشد. پیش‌بینی تغییرات تراز آب زیرزمینی در اثر تغییر عوامل مؤثر، به وسیله مدل‌سازی امکان‌پذیر می‌باشد. در این راستا روش‌های مختلفی بر مبنای مدل‌های مفهومی، فیزیکی، عددی، آماری و غیره وجود دارد. این روش‌ها دارای محدودیت‌هایی مانند نیاز به داده‌ها و پارامترهای ورودی زیاد می‌باشند، که کمبود این داده‌ها باعث کاهش دقت پیش‌بینی در

* نویسنده مسئول: m-mohammadighaleni@araku.ac.ir

¹ Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

² Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

³ Particle Swarm Optimization (PSO)

⁴ Root Mean Squared Error (RMSE)

با توجه به مطالعات فوق، هدف تحقیق حاضر بررسی افزایش دقت پیش‌بینی ماهانه تراز آب زیرزمینی آبخوان گلپایگان در یک دوره ۱۶ ساله (۱۳۸۱-۹۷) با تعیین ساختار مناسب برای داده‌های ورودی و استفاده از مدل ترکیبی ANFIS+PSO می‌باشد. قابل ذکر است نوآوری تحقیق حاضر استفاده از یک مدل ترکیبی شبیه‌ساز ANFIS با الگوریتم بهینه‌ساز PSO به منظور پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی می‌باشد. همچنین تلاش شد با انجام تحلیل‌های مکانی و زمانی، پیچیدگی سیستم آب زیرزمینی در آبخوان گلپایگان مشخص و ساختار مناسبی برای ورودی‌های مدل انتخاب گردد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

محدوده مطالعاتی گلپایگان با وسعتی برابر ۳۵۰۸ کیلومتر مربع در غرب استان اصفهان و قسمت جنوبی حوزه آبریز دریاچه نمک واقع شده است. وسعت آبخوان غیرمحصور دشت گلپایگان حدود ۴۶۱ کیلومتر مربع با تخلیه حدود ۲۴۵ میلیون مترمکعب در سال می‌باشد. شکل (۱) موقعیت ایستگاه‌های هواشناسی و چاه‌های مشاهده‌ای در محدوده و آبخوان گلپایگان را نشان می‌دهد.

افت سطح آب زیرزمینی در آبخوان گلپایگان به طور متوسط سالانه ۱/۰۵ متر است. بیشترین افت آبخوان مربوط به سال آبی ۱۳۸۶-۸۷ و برابر ۲/۶۸ متر بوده است. کسری مخزن در این آبخوان با ضریب ذخیره متوسط ۰/۰۴ به صورت تجمعی تا پایان سال آبی ۹۶-۱۳۹۵، به میزان ۴۶۳/۸۵ میلیون متر مکعب می‌باشد که به طور متوسط سالانه ۱۹/۳۳ میلیون متر مکعب از حجم مخزن کاهش می‌یابد. با توجه به اضافه برداشت حدود ۲۷/۶ درصدی از آبخوان گلپایگان پیشنهاد تمدید ممنوعیت توسعه بهره‌برداری از این آبخوان به مدت ۵ سال دیگر در سال ۱۳۹۷ از طرف شرکت سهامی آب منطقه‌ای اصفهان داده شده است (Ministry of Energy, 2018).

انتخاب پارامترهای ورودی به مدل‌ها در تحقیق حاضر با توجه به بررسی سابقه مطالعات مشابه انجام گرفته است. در برخی از تحقیقات مشابه پارامترهایی مانند جمعیت (Feng *et al.*, 2008)، سرعت باد (Mukherjee and Ramachandran, 2018) و دمای ماکزیمم و مینیمم (Khaki *et al.*, 2015; Suryanarayana *et al.*, 2014) به عنوان داده ورودی به منظور پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی استفاده شده است. درحالی‌که پارامترهای مانند

آنها می‌گردد (Rajaei *et al.*, 2019).

در سال‌های اخیر مدل‌های هوش مصنوعی^۱ با توجه به مزیت‌هایی مانند کاربرد آسان، دقت مطلوب و قابلیت استفاده در آبخوان‌هایی با داده‌های کم در موضوع پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی شامل شبکه‌های عصبی مصنوعی^۲ (Coulibaly *et al.*, 2001; Daliakopoulos *et al.*, 2005; Kouziokas *et al.*, 2018; Nourani *et al.*, 2008; Rakhshandehroo *et al.*, 2012) سیستم نرو-فازی^۳ (Jalalkamali *et al.*, 2011; Khaki *et al.*, 2015; Kholghi & Hosseini, 2009; Shirmohammadi *et al.*, 2013)، برنامه‌ریزی ژنتیک^۴ (Fallah-Mehdipour *et al.*, 2013; Sadat-Noori *et al.*, 2020; Shiri *et al.*, 2013) ماشین بردار پشتیبان^۵ (Mirzavand *et al.*, 2015; Mukherjee & Ramachandran, 2018; Nie *et al.*, 2017; Yoon *et al.*, 2016) و مدل‌های هیبریدی توسط محققین زیادی مورد استفاده قرار گرفته است. استفاده از مدل‌های داده‌منا می‌تواند یک گامی در راستای یک سری گام‌های بعدی باشد که در نهایت منجر به نتایج خوبی گردد.

نتایج محققین در ارتباط با پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی دشت شیراز با استفاده از سیستم استنباط فازی عصبی تطبیقی، حاکی از برابری ریشه میانگین مربعات خطا با ۱/۲۴۱ برای مدل انفیس بوده است (Choubin *et al.*, 2014). تحلیل مکانی و زمانی تراز آب زیرزمینی با استفاده از رویکرد همگنی ناحیه‌ای با تلفیق شبکه عصبی مصنوعی در آبخوان میان‌دوآب، نشان داد که تغییرات ضریب همبستگی بین ۰/۷۱ تا ۰/۹۷ و میزان تغییرات میانگین مجذور خطا بین ۰/۱۹ تا ۰/۵۸ می‌باشد (Razaghdoust *et al.*, 2020). مقادیر ضریب همبستگی، ریشه میانگین مربعات خطا و ضریب بهره‌وری نش-ساتکلیف در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی دشت کبودرآهنگ با استفاده از مدل ترکیبی موجک-ماشین آموزش نیرومند خودتطبیقی برتر به ترتیب برابر با ۰/۹۶۹، ۰/۳۵۸ و ۰/۹۳۹ بدست آمد (Malekzadeh *et al.*, 2020).

مهم‌ترین مسئله در شبیه‌سازی و پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی انتخاب ساختار مدل تعداد، نوع و تأخیرهای زمانی ورودی‌های مدل می‌باشد (Moravej *et al.*, 2020). به طوری‌که حتی انتخاب ایستگاه‌های داده‌های ورودی بر دقت پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی تأثیر خواهد داشت (Sadat-Noori *et al.*, 2020). تحلیل زمانی و مکانی تراز آب زیرزمینی نیز می‌تواند در دقت مدل‌سازی تراز آب زیرزمینی اثر زیادی داشته باشد (Tang *et al.*, 2019).

⁴ Genetic Programming (GP)

⁵ Support Vector Machine (SVM)

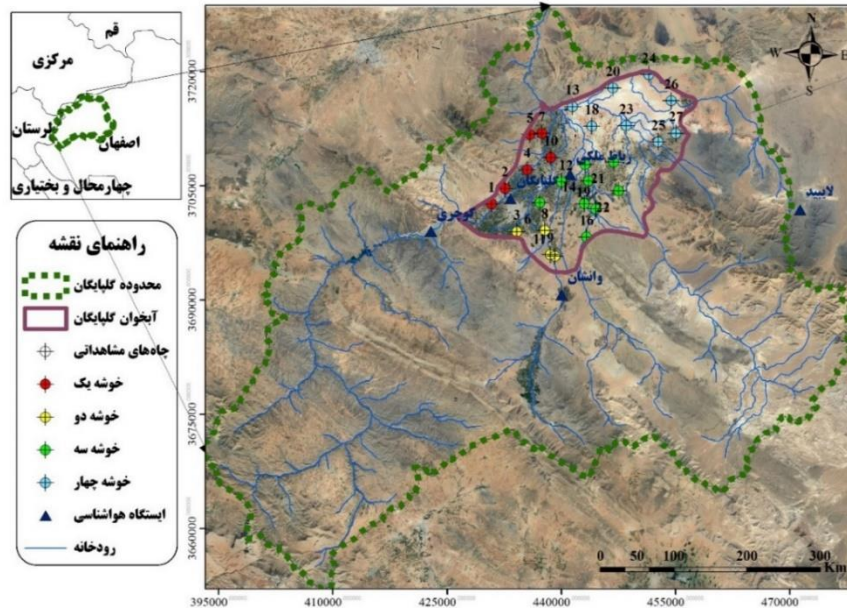
¹ Artificial Intelligence (AI)

² Artificial Neural Networks (ANN)

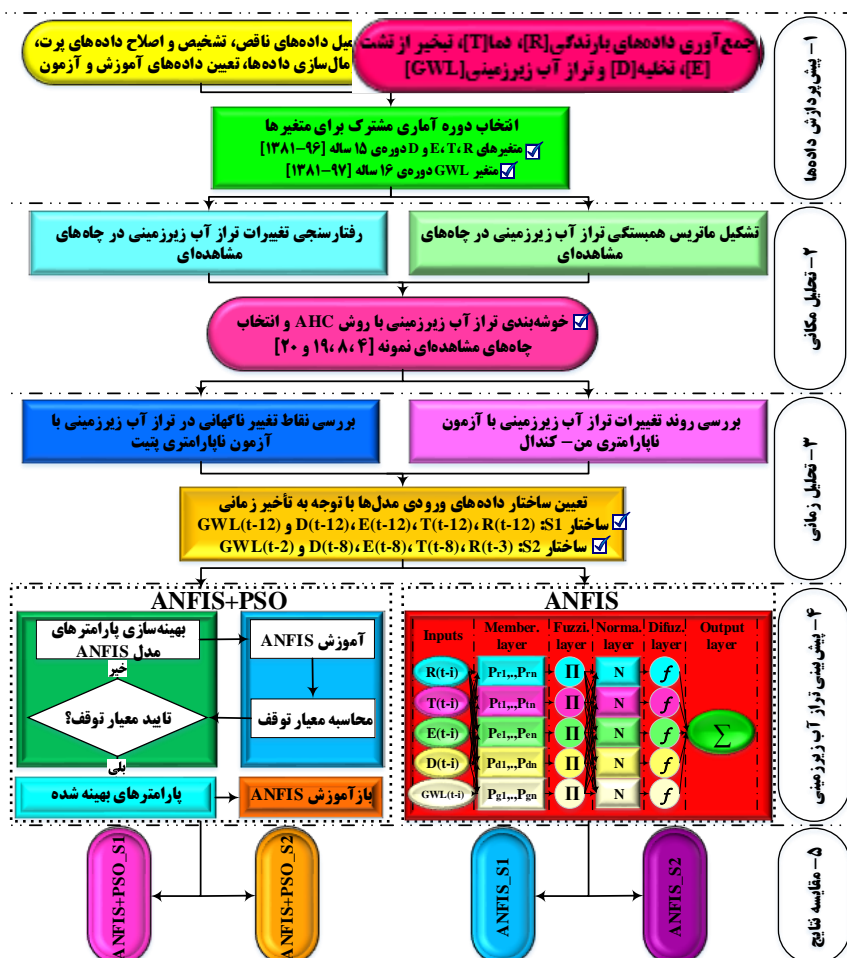
³ Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

تشت و تخلیه (برداشت‌ها) از آبخوان به عنوان داده‌های ورودی به مدل‌ها به منظور پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی انتخاب شده است. مراحل انجام تحقیق حاضر در قالب روندنمای شکل (۲) ارائه شده است.

بارندگی، دما، تبخیر و تخلیه به عنوان مهم‌ترین پارامترهای مؤثر بر تراز آب زیرزمینی در اکثر تحقیقات مرتبط به عنوان داده ورودی در نظر گرفته شده است (Rajaei et al., 2019). در تحقیق حاضر نیز پارامترهای بارندگی، دمای میانگین، تبخیر از



شکل ۱- موقعیت آبخوان و ایستگاه‌های مورد مطالعه در آبخوان گلپایگان



شکل ۲- مراحل پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در آبخوان گلپایگان

روش‌های آماری، جایگزین و اصلاح گردید. به منظور آماده‌سازی داده‌ها برای ورود به مدل‌ها، نرمال‌سازی آنها انجام و داده‌ها به صورت تصادفی و با نسبت ۸۰ به ۲۰ درصد به ترتیب برای دو دوره آموزش و آزمون تقسیم‌بندی شده است. در نهایت با توجه سری زمانی موجود داده‌ها و با در نظر گرفتن امکان ایجاد تأخیر زمانی ۱۲ ماهه بین داده‌های ورودی و خروجی، یک دوره ۱۵ ساله (۱۳۸۱-۹۶) برای متغیرهای بارندگی، دما، تبخیر از تشت و تخلیه از آب زیرزمینی و یک دوره ۱۶ ساله (۱۳۸۱-۹۷) برای متغیر تراز آب زیرزمینی در نظر گرفته شد.

هر یک از مراحل ارائه شده در شکل (۲)، به اختصار در ادامه توضیح داده شده است.

پیش‌پردازش داده‌ها

مطابق جدول (۲)، داده‌های مورد استفاده در تحقیق حاضر شامل انواع داده‌های هواشناسی شامل بارندگی، دما و تبخیر از تشت در ۵ ایستگاه (گلپایگان، وانشان، رباطملکی، لایبید و کوچری)، داده‌های تراز آب زیرزمینی در ۲۷ چاه مشاهده‌ای و تخلیه از ۹۸۹ چاه بهره‌برداری در آبخوان گلپایگان به صورت ماهانه می‌باشد. داده‌های ناقص و پرت موجود در متغیرهای مذکور با استفاده از

جدول ۱- مشخصات داده‌های مورد استفاده در تحقیق حاضر

تراز آب زیرزمینی (متر)	تخلیه (میلیون متر مکعب)	بارندگی (میلی‌متر)	دما (سانتی‌گراد)	تبخیر از تشت (میلی‌متر)
چاه	تغییرات	ایستگاه	تغییرات	ایستگاه
۴	۱۷۷۰۷/۱۱±	گلپایگان	۲۲۵/۲۵±	کوچری
۸	۱۷۸۷۲/۹±	وانشان	۱۸۹/۲۱±	شفیع‌القصاب
۱۹	۱۷۲۶۴/۱۵±	رباطملکی	۲۰۶/۲۳±	رباطملکی
۲۰	۱۷۵۹۵/۱±	لایبید	۲۱۳/۲۴±	رحمت‌آباد

*- اعداد جدول نشان‌دهنده (انحراف معیار ± میانگین) ماهانه متغیرها در طول دوره آماری می‌باشد.

تحلیل مکانی

هدف از تحلیل مکانی تراز آب زیرزمینی در آبخوان گلپایگان، ارزیابی تغییرات تراز آب زیرزمینی در مکان‌های مختلف آبخوان و دسته‌بندی چاه‌های مشاهده‌ای از لحاظ مکانی می‌باشد. این تحلیل در سه مرحله شامل بررسی همبستگی تراز آب زیرزمینی در چاه‌های مشاهده‌ای مورد بررسی با استفاده از تشکیل ماتریس ضریب همبستگی پیرسون، رفتارسنجی تغییرات تراز آب زیرزمینی و دسته‌بندی آنها و خوشه‌بندی تراز آب زیرزمینی با روش خوشه‌بندی سلسله مراتبی تجمعی^۱ (AHC) برای چاه‌های مشاهده‌ای می‌باشد. این تحلیل به منظور تشخیص رفتارهای مشابه چاه‌های مشاهده‌ای، خوشه‌بندی آنها و انتخاب یک چاه مشاهده‌ای نمونه از هر خوشه می‌باشد. در تحقیق حاضر از روش AHC به منظور خوشه‌بندی ۲۷ چاه مشاهده‌ای در آبخوان گلپایگان استفاده شده است. این روش با استفاده از عدم مشابهت^۲ چاه مشاهده‌ای از لحاظ فاصله اقلیدسی^۳ بر اساس روش واردز^۴ انجام شده است. چاه‌های مشاهده‌ای آبخوان گلپایگان با روش AHC به چهار خوشه مطابق شکل (۳)، خوشه‌بندی شده است. با توجه به موقعیت چاه‌های مشاهده‌ای (شکل ۱)، خوشه‌ها از لحاظ موقعیت مکانی به یکدیگر مشابهت دارند. در مجموع با

در نظر گرفتن معیارهایی مانند مشابهت تغییرات تراز آب چاه نمونه با سایر چاه‌های مشاهده‌ای در هر خوشه، پراکنش مکانی مناسب در سطح آبخوان و انتخاب از الگوهای رفتاری متفاوت تراز آب زیرزمینی، چهار چاه مشاهده‌ای ۴، ۸، ۱۹ و ۲۰ به ترتیب به عنوان نمونه چاه مشاهده‌ای به ترتیب در خوشه‌های یک، دو، سه و چهار انتخاب شده است.

تحلیل زمانی

هدف از تحلیل زمانی تراز آب زیرزمینی در چاه‌های مشاهده‌ای نمونه بررسی روند (تغییرات تدریجی)، جهش^۵ (تغییر ناگهانی) و همبستگی بین تراز آب و متغیرهای ورودی با تأخیر زمانی^۶ مختلف می‌باشد. در این راستا از آزمون‌های پارامتری من‌کندال^۷ و پتیت^۸ به منظور معنی‌داری روند و جهش در سطح معنی‌داری ۹۹ درصد استفاده شده است. انتخاب ساختار مدل (تعداد و نوع ورودی‌ها)، نخستین و مهم‌ترین مرحله به منظور مدل‌سازی تراز آب زیرزمینی می‌باشد. با توجه به ماهیت پیچیده تغییرات تراز آب زیرزمینی، در این مرحله باید تأخیرهای زمانی مناسب برای هر پارامتر ورودی مشخص شود. با توجه به نتایج تحلیل‌های زمانی انجام گرفته دو ساختار زمانی S1 و S2 به عنوان ورودی به مدل‌های ANFIS و ANFIS+PSO در نظر گرفته شده است. در

⁵ Jump

⁶ Lag time

⁷ Mann-Kendall trend tests

⁸ Pettitt's test

¹ Agglomerative Hierarchical Clustering (AHC)

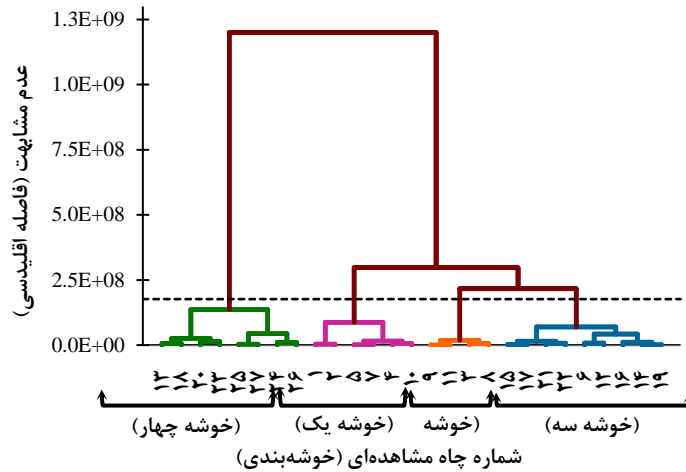
² Dissimilarity

³ Euclidean distance

⁴ Ward's method

۸، ۸ و ۲ ماه، و در ساختار S1 تاخیر زمانی ۱۲ ماهه برای تمام متغیرهای ورودی در نظر گرفته شده است.

ساختار S2 متغیرهای ورودی‌ها شامل بارندگی، دما، تبخیر از تشت، تخلیه و تراز آب زیرزمینی به ترتیب با تأخیرهای زمانی ۳،



شکل ۳- خوشه‌بندی چاه‌های مشاهده‌ای به روش سلسله مراتبی تجمعی در منطقه مطالعاتی

(R^2) به ترتیب برای بررسی مقادیر خطای برآورد، کم یا بیش برآورد و همبستگی بر اساس روابط (۱) تا (۴) استفاده شده است.

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |GWL_i^p - GWL_i^o| \quad (\text{رابطه ۱})$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (GWL_i^p - GWL_i^o)^2} \quad (\text{رابطه ۲})$$

$$MBE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (GWL_i^p - GWL_i^o) \quad (\text{رابطه ۳})$$

(رابطه ۴)

$$R^2 = \left[\frac{\sum_{i=1}^N (GWL_i^o - \overline{GWL}^o)(GWL_i^p - \overline{GWL}^p)}{\sqrt{\left[\sum_{i=1}^N (GWL_i^o - \overline{GWL}^o)^2 \right] \left[\sum_{i=1}^N (GWL_i^p - \overline{GWL}^p)^2 \right]}} \right]^2$$

در روابط (۱) تا (۴)، GWL_i^p و GWL_i^o به ترتیب تراز آب زیرزمینی مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده و \overline{GWL}^p و \overline{GWL}^o به ترتیب میانگین تراز آب زیرزمینی مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده در چاه‌های مشاهده‌ای مختلف می‌باشد. بر اساس رابطه (۳)، مقادیر منفی و مثبت معیار MBE به ترتیب نشان‌دهنده کم‌برآورد و بیش‌برآورد در نتایج مدل می‌باشد.

یافته‌ها

ماتریس ضرایب همبستگی پیرسون بین تراز آب زیرزمینی در ۲۷ چاه مشاهده‌ای مورد بررسی در آبخوان گلپایگان در شکل (۴) ارائه شده است.

پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی

در تحقیق حاضر پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی با استفاده از دو مدل، انفیس (ANFIS) و انفیس بهینه شده با استفاده از الگوریتم PSO (ANFIS+PSO) انجام شده است. مدل ANFIS دارای ۵ لایه شامل لایه‌های عضویت، فازسازی، نرمال‌سازی، دی‌فازی‌سازی و خروجی می‌باشد. متغیرهای ورودی فازسازی شده، توابع عضویت ورودی، قوانین عضویت، توابع عضویت خروجی و خروجی دی‌فازی شده به ترتیب خروجی‌های لایه‌های اول تا پنجم مدل انفیس می‌باشند (Seifi et al., 2020). در تحقیق حاضر مدل ANFIS با پنج لایه ورودی و با تابع عضویت گوسی توسعه داده شده است. برای آموزش مدل ANFIS از الگوریتم لوبنبرگ-مارکوارت^۱ استفاده شده است. در مدل ترکیبی ANFIS+PSO به منظور آموزش مدل ANFIS از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات^۲ (PSO) استفاده شده است. به عبارتی در این مدل ترکیبی، وزن‌های توابع عضویت در مدل ANFIS به گونه‌ای توسط الگوریتم PSO بهینه‌سازی شده‌اند که اختلاف بین تراز آب زیرزمینی مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده حداقل شود.

معیارهای ارزیابی

برای بررسی دقت نتایج مدل‌ها از چهار معیار آماری شامل میانگین قدرمطلق خطا^۳ (MAE)، ریشه میانگین مربعات خطا^۴ (RMSE)، میانگین خطای اریبی^۵ (MBE) و ضریب تشخیص^۶

⁴ Root Mean Squared Error (RMSE)

⁵ Mean Bias Error (MBE)

⁶ Coefficient of Determination (R^2)

¹ Levenberg-Marquardt algorithm

² Particle Swarm Optimization (PSO)

³ Mean Absolute Error (MAE)

Piz	Legend																										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27
1	1	0.93	0.98	0.80	0.69	0.83	0.69	0.91	0.91	0.86	0.83	0.83	0.50	0.64	0.61	0.90	0.60	0.41	0.68	0.69	0.61	0.69	0.63	0.70	0.29	0.77	0.73
2	0.93	1	0.90	0.92	0.83	0.94	0.83	0.97	0.92	0.94	0.82	0.93	0.59	0.78	0.79	0.77	0.73	0.61	0.79	0.77	0.73	0.77	0.74	0.79	0.34	0.83	0.77
3	0.98	0.90	1	0.76	0.65	0.78	0.64	0.89	0.91	0.81	0.84	0.77	0.49	0.60	0.55	0.93	0.59	0.35	0.65	0.67	0.57	0.67	0.60	0.68	0.23	0.75	0.73
4	0.80	0.92	0.76	1	0.97	0.99	0.97	0.95	0.91	0.93	0.80	0.89	0.76	0.94	0.92	0.62	0.88	0.79	0.93	0.89	0.84	0.90	0.89	0.89	0.25	0.93	0.88
5	0.69	0.83	0.65	0.97	1	0.98	0.99	0.88	0.84	0.83	0.71	0.79	0.85	0.96	0.91	0.54	0.95	0.82	0.98	0.90	0.83	0.92	0.91	0.90	0.09	0.93	0.91
6	0.83	0.94	0.78	0.99	0.95	1	0.96	0.96	0.91	0.94	0.81	0.91	0.74	0.93	0.92	0.65	0.86	0.78	0.92	0.89	0.85	0.89	0.88	0.89	0.30	0.92	0.87
7	0.69	0.83	0.64	0.97	0.99	0.96	1	0.87	0.84	0.84	0.70	0.80	0.83	0.95	0.92	0.52	0.93	0.82	0.93	0.88	0.83	0.90	0.90	0.89	0.11	0.91	0.89
8	0.91	0.97	0.89	0.95	0.88	0.96	0.87	1	0.96	0.93	0.87	0.89	0.66	0.84	0.82	0.77	0.79	0.65	0.85	0.83	0.76	0.84	0.81	0.84	0.30	0.89	0.84
9	0.91	0.92	0.91	0.91	0.84	0.91	0.84	0.96	1	0.88	0.91	0.82	0.67	0.79	0.74	0.81	0.77	0.57	0.82	0.81	0.68	0.82	0.77	0.81	0.17	0.87	0.86
10	0.86	0.94	0.81	0.93	0.83	0.94	0.84	0.93	0.88	1	0.80	0.96	0.60	0.83	0.85	0.66	0.72	0.69	0.81	0.80	0.75	0.78	0.77	0.80	0.40	0.82	0.76
11	0.83	0.82	0.84	0.80	0.71	0.81	0.70	0.87	0.91	0.80	1	0.76	0.53	0.66	0.64	0.76	0.62	0.46	0.69	0.71	0.57	0.69	0.64	0.70	0.23	0.75	0.72
12	0.83	0.93	0.77	0.89	0.79	0.91	0.80	0.89	0.82	0.96	0.76	1	0.54	0.78	0.81	0.61	0.65	0.66	0.75	0.73	0.72	0.71	0.70	0.73	0.43	0.76	0.68
13	0.50	0.59	0.49	0.76	0.85	0.74	0.83	0.66	0.67	0.60	0.53	0.54	1	0.87	0.75	0.51	0.91	0.74	0.89	0.86	0.79	0.88	0.88	0.86	0.04	0.86	0.89
14	0.64	0.78	0.60	0.94	0.96	0.93	0.95	0.84	0.79	0.83	0.66	0.78	0.87	1	0.95	0.52	0.94	0.88	0.99	0.95	0.92	0.97	0.98	0.95	0.24	0.95	0.92
15	0.61	0.79	0.55	0.92	0.91	0.92	0.92	0.82	0.74	0.85	0.64	0.81	0.75	0.95	1	0.42	0.84	0.90	0.91	0.85	0.88	0.86	0.89	0.87	0.34	0.87	0.80
16	0.90	0.77	0.93	0.62	0.54	0.65	0.52	0.77	0.81	0.66	0.76	0.61	0.51	0.52	0.42	1	0.54	0.24	0.59	0.65	0.53	0.64	0.57	0.64	0.19	0.70	0.70
17	0.60	0.73	0.59	0.88	0.95	0.86	0.93	0.79	0.77	0.72	0.62	0.65	0.91	0.94	0.84	0.54	1	0.78	0.95	0.92	0.83	0.95	0.94	0.92	0.02	0.94	0.95
18	0.41	0.61	0.35	0.79	0.82	0.78	0.82	0.65	0.57	0.69	0.46	0.66	0.74	0.88	0.90	0.24	0.78	1	0.84	0.77	0.81	0.80	0.83	0.78	0.28	0.78	0.72
19	0.68	0.79	0.65	0.93	0.95	0.92	0.93	0.85	0.82	0.81	0.69	0.75	0.89	0.99	0.91	0.59	0.95	0.84	1	0.97	0.92	0.99	0.99	0.97	0.22	0.98	0.96
20	0.69	0.77	0.67	0.89	0.90	0.89	0.88	0.83	0.81	0.80	0.71	0.73	0.86	0.95	0.85	0.65	0.92	0.77	0.97	1	0.91	0.97	0.97	0.97	0.27	0.97	0.94
21	0.61	0.73	0.57	0.84	0.83	0.85	0.83	0.76	0.68	0.75	0.57	0.72	0.79	0.92	0.88	0.53	0.83	0.81	0.92	0.91	1	0.90	0.94	0.93	0.41	0.90	0.84
22	0.69	0.77	0.67	0.90	0.92	0.89	0.90	0.84	0.82	0.78	0.69	0.71	0.88	0.97	0.86	0.64	0.95	0.80	0.99	0.97	0.90	1	0.98	0.97	0.19	0.99	0.98
23	0.63	0.74	0.60	0.89	0.91	0.88	0.90	0.81	0.77	0.77	0.64	0.70	0.88	0.98	0.89	0.57	0.94	0.83	0.99	0.97	0.94	0.98	1	0.97	0.25	0.96	0.94
24	0.70	0.79	0.68	0.89	0.90	0.89	0.89	0.84	0.81	0.80	0.70	0.73	0.86	0.95	0.87	0.64	0.92	0.78	0.97	0.97	0.93	0.97	0.97	1	0.23	0.97	0.94
25	0.29	0.34	0.23	0.25	0.09	0.30	0.11	0.30	0.17	0.40	0.23	0.43	0.04	0.24	0.34	0.19	0.02	0.28	0.22	0.27	0.41	0.19	0.25	0.23	1	0.21	0.07
26	0.77	0.83	0.75	0.93	0.93	0.92	0.91	0.89	0.87	0.82	0.75	0.76	0.86	0.95	0.87	0.70	0.94	0.78	0.98	0.97	0.90	0.99	0.96	0.97	0.21	1	0.98
27	0.73	0.77	0.73	0.88	0.91	0.87	0.89	0.84	0.86	0.76	0.72	0.68	0.89	0.92	0.80	0.70	0.95	0.72	0.96	0.94	0.84	0.98	0.94	0.94	0.07	0.98	1

شکل ۴- ماتریس ضرایب همبستگی پیرسون بین تراز آب زیرزمینی چاه‌های مشاهده‌ای آبخوان گلپایگان

دسته‌بندی و رفتارسنجی تغییرات تراز آب در چاه‌های مشاهده‌ای بر اساس ماتریس همبستگی بین آنها (شکل ۴) انجام شده است. رفتارهای متفاوت تغییرات تراز آب در چاه‌های مشاهده‌ای ۱۱ و ۱۶ در شکل (۵-الف) و چاه‌های مشاهده‌ای ۱۸ و ۲۵ در شکل (۵-د) کاملاً مشهود می‌باشد. به ویژه تغییرات تراز آب در چاه مشاهده‌ای ۲۵ که با هیچ چاه مشاهده‌ای دیگری همخوانی ندارد (شکل ۵-د). خوشه‌بندی چاه‌های مشاهده‌ای می‌تواند از پیچیدگی پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی کاسته و باعث افزایش دقت مدل شود (Jeihouni et al., 2019). نتایج تحلیل سری زمانی تغییرات تراز آب زیرزمینی در چاه‌های مشاهده‌ای منتخب (۴، ۸، ۱۹ و ۲۰) با استفاده از آزمون‌های ناپارامتری من‌کندال و پتیت در جدول (۲)، ارائه شده است.

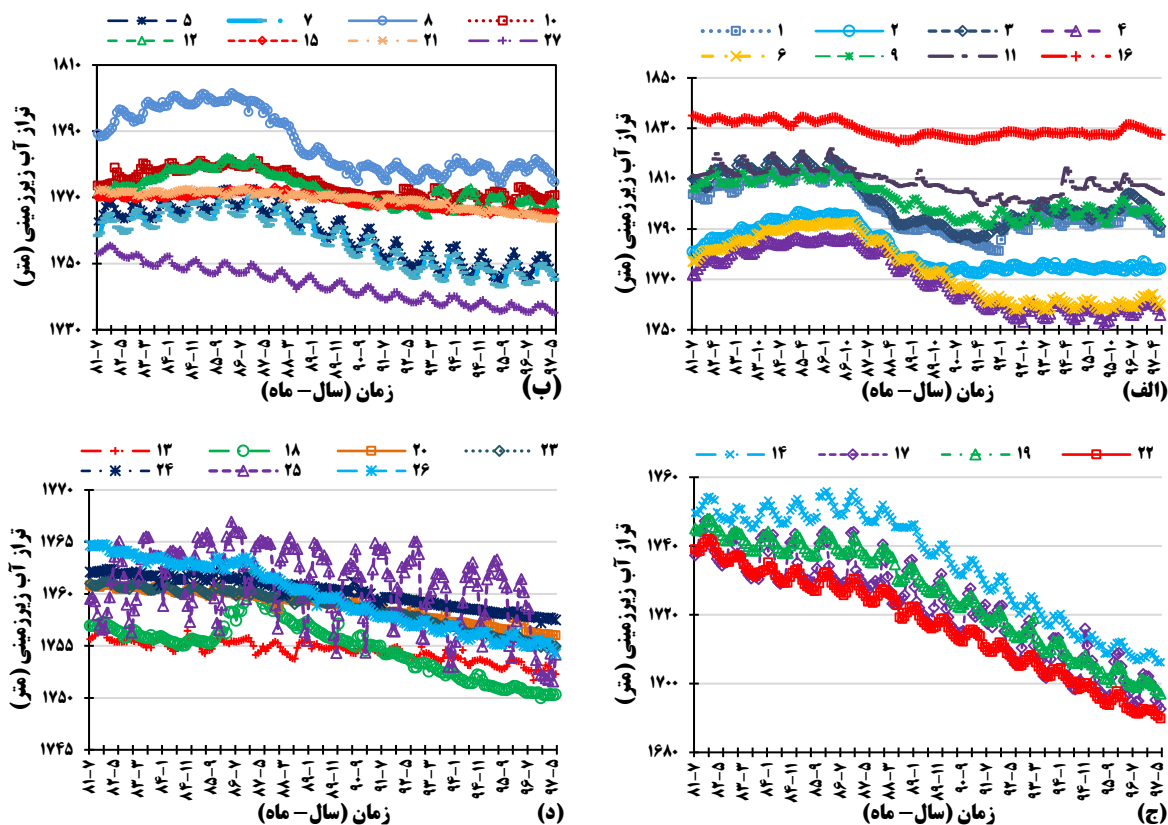
ماتریس ضرایب همبستگی پیرسون با توجه به مقدار ضریب R به سه دسته قرمز با هاشور ضربدری ($R < 0.5$)، زرد با هاشور مورب ($0.5 \leq R < 0.9$) و سبز با هاشور نقطه‌ای ($0.9 \leq R < 1$) تقسیم‌بندی شده است (شکل ۴). نکته قابل توجه، کمتر از ۵۰٪ بودن ضریب همبستگی پیرسون بین تراز آب زیرزمینی چاه مشاهده‌ای ۲۵ با سایر چاه‌های مشاهده‌ای آبخوان می‌باشد که حاکی از رفتار کاملاً متفاوت این چاه مشاهده‌ای در تغییرات تراز آب آن دارد. همچنین تراز آب زیرزمینی در چهار چاه مشاهده‌ای ۱۱، ۱۳، ۱۶ و ۱۸ تنها با تراز آب در یک چاه مشاهده‌ای آبخوان همبستگی بالاتری از ۹۰٪ از خود نشان می‌دهند. دسته‌بندی چاه‌های مشاهده‌ای آبخوان گلپایگان بر اساس ماتریس ضرایب همبستگی و رفتارسنجی تغییرات تراز آب زیرزمینی در شکل ۵ نشان داده شده است.

جدول ۲- نتایج آزمون‌های روند و جهش برای تراز آب زیرزمینی در چاه‌های مشاهده‌ای منتخب

شماره چاه مشاهده‌ای	آزمون من‌کندال (روند)			آزمون پتیت (جهش)			افت تراز در کل دوره (متر)
	پارامتر تاو ^۱ (T)	شیب سن ^۲ (سانتی‌متر در ماه)	p-value	پارامتر K	زمان تغییر	p-value	
۴	-۰/۵۹	-۱۸/۳	<1E-۴	۹۲۰۷	۳-۸۹	<1E-۴	۱۶/۱
۸	-۰/۵۴	-۱۳/۳	<1E-۴	۹۲۱۶	۶-۸۹	<1E-۴	۱۴/۷
۱۹	-۰/۸۹	-۲۷/۷	<1E-۴	۹۲۱۰	۴-۸۹	<1E-۴	۴۸
۲۰	-۰/۸۹	-۲/۶	<1E-۴	۹۰۹۱	۵-۸۹	<1E-۴	۴/۸

¹ Kendall's tau

² Sen's slope



شکل ۵- دسته‌بندی چاه‌های مشاهده‌ای بر اساس رفتارسنجی تراز آب زیرزمینی در منطقه مطالعاتی

است.

همانطور که مشاهده می‌شود به طور کلی همبستگی تراز آب زیرزمینی در چاه‌های مشاهده‌ای با متغیرهای تخلیه، دما، بارندگی و تبخیر از تست کم و بین $(+0/30, -0/30)$ متغیر می‌باشد. با توجه به شکل (۶- الف تا د)، بیشترین همبستگی بین تراز آب زیرزمینی چاه‌های مشاهده‌ای ۴، ۸، ۱۹ و ۲۰ و متغیرهای تخلیه، تبخیر، تخلیه و بارندگی به ترتیب برابر $0/26, 0/13, 0/24$ و $0/20$ در تأخیرهای زمانی $t=8, t=10, t=8$ و $t=3$ بدست آمده است. جدول (۳)، مقادیر معیارهای آماری R^2 ، MBE و RMSE و مدل‌ها با ساختارهای متفاوت را به تفکیک مراحل مختلف مدل‌سازی شامل مراحل آموزش، آزمون و کل را برای چاه‌های مشاهده‌ای نشان می‌دهد.

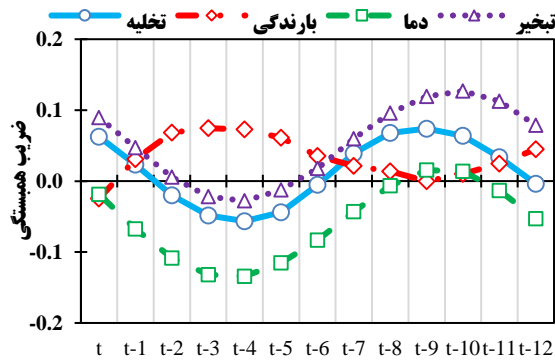
با توجه به مقادیر معیارهای R^2 و RMSE ارائه شده در جدول (۳)، بیشترین دقت پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در بین چاه‌های مشاهده‌ای از نظر بیشترین مقادیر ضریب R^2 و کمترین مقادیر RMSE به ترتیب مربوط به چاه‌های مشاهده‌ای ۱۹ و ۲۰ می‌باشد. به عبارتی بیشترین همبستگی و کمترین اختلاف بین تراز آب زیرزمینی مشاهده شده و پیش‌بینی شده با استفاده از مدل‌ها با سناریوهای مختلف به ترتیب مربوط به چاه‌های

مقادیر $p\text{-value} < 1E-4$ برای آزمون‌های من‌کنندال و پتیت در جدول (۲)، نشان‌دهنده معنی‌داری روند و جهش تراز آب زیرزمینی برای تمام چاه‌های مشاهده‌ای در سطح معنی‌داری ۹۹ درصد می‌باشد. علامت منفی شیب سن در آزمون من‌کنندال بیانگر روند کاهشی تراز آب زیرزمینی چاه‌های مشاهده‌ای می‌باشد به طوری که حداقل و حداکثر این روند کاهشی با مقادیر $27/7$ و $2/6$ سانتی‌متر در ماه به ترتیب در چاه‌های مشاهده‌ای ۱۹ و ۲۰ اتفاق افتاده است. معنی‌داری آزمون پتیت در حقیقت بیانگر وجود تغییرات ناگهانی در تراز آب زیرزمینی می‌باشد. نقطه تغییر^۱ در این آزمون بیانگر زمان شروع تغییرات ناگهانی بوده که با توجه به جدول (۲)، زمان شروع تغییرات ناگهانی در تراز آب زیرزمینی چاه‌های مشاهده‌ای بهار و تابستان سال ۱۳۸۹ (خرداد تا شهریور) می‌باشد. نکته قابل توجه بیشتر بودن تغییرات تراز آب زیرزمینی در قبل و بعد از زمان تغییر در چاه‌های ۲ و ۸ نسبت به افت تراز آب در کل دوره می‌باشد. این نکته می‌تواند بیانگر تخلیه بیش از حد آبخوان و افت ناگهانی تراز آب زیرزمینی در بهار و تابستان ۱۳۸۹ باشد. همبستگی بین تراز آب زیرزمینی در گام زمانی t با هر متغیرهای هواشناسی (دما، بارندگی و تبخیر از تست) و تخلیه از آبخوان در گام‌های زمانی مختلف در شکل (۶)، نشان داده شده

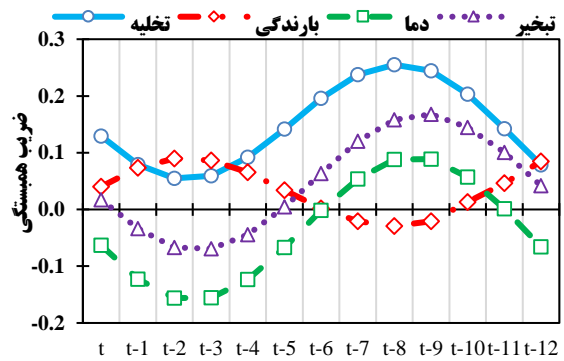
¹ Change point

۲۰ به علت دامنه کم تغییرات تراز آب زیرزمینی در این چاه (افت کل ۴/۸ متر) در طول دوره مورد بررسی می‌باشد. تراز آب زیرزمینی مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده با مدل‌های متفاوت در شکل (۷) رسم شده است.

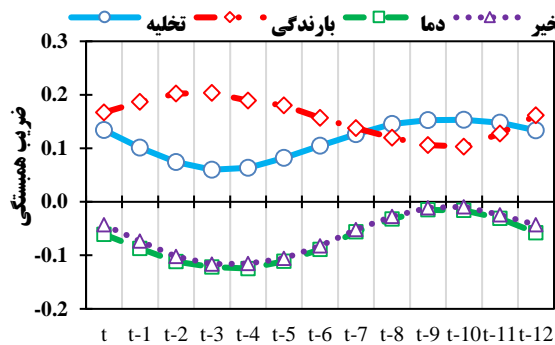
مشاهده‌ای ۱۹ و ۲۰ با میانگین برابر با ۰/۹۹ و ۰/۳۰ متر می‌باشد. بیشترین مقادیر ضریب تشخیص در چاه مشاهده‌ای ۱۹ به رفتار مشابه تغییرات تراز آب زیرزمینی ماهانه از لحاظ روند و تناوب فصلی در طول دوره مورد بررسی مربوط می‌شود. همچنین دلیل بدست آمدن کمترین خطای پیش‌بینی در چاه مشاهده‌ای



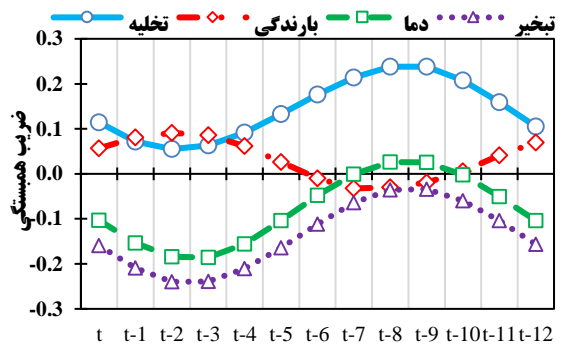
شکل ۷- (ب) - چاه مشاهده‌ای ۸



شکل ۷- (الف) - چاه مشاهده‌ای ۴



شکل ۷- (د) - چاه مشاهده‌ای ۲۰

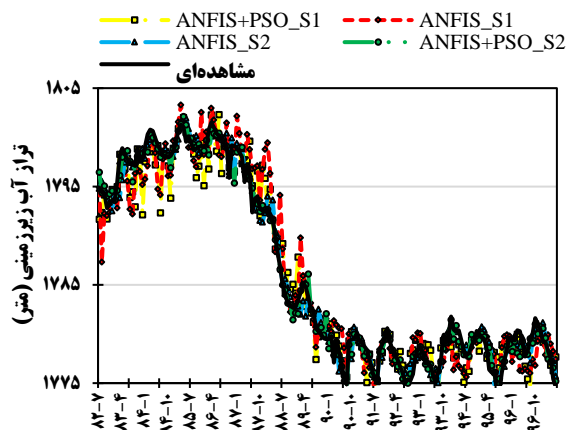


شکل ۷- (ج) - چاه مشاهده‌ای ۱۹

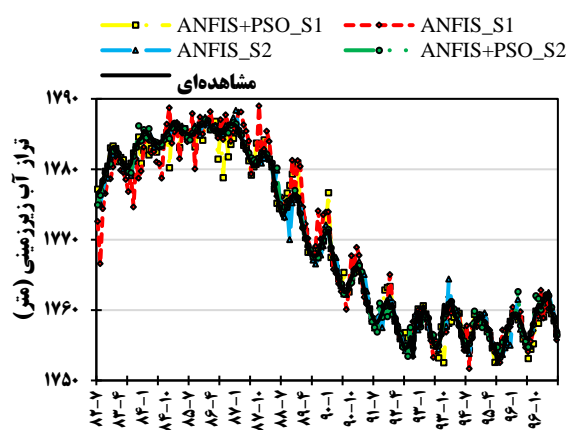
شکل ۶- همبستگی تراز آب زیرزمینی چاه‌های مشاهده‌ای با متغیرهای ورودی در تاخیرهای زمانی متفاوت

جدول ۳- معیارهای آماری تراز آب زیرزمینی مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده مدل‌ها با ساختارهای متفاوت

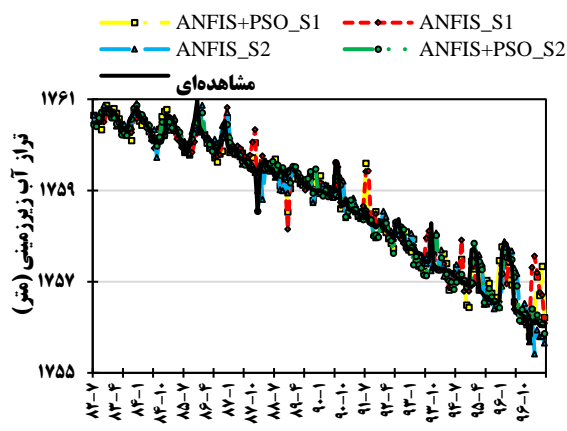
چاه مشاهده‌ای	مدل / مرحله / معیار	ANFIS_S1		ANFIS_S2		ANFIS+PSO_S1		ANFIS+PSO_S2	
		آموزش	آزمون	کل	آموزش	آزمون	کل	آموزش	آزمون
۴	R ²	۰/۹۷	۰/۹۱	۰/۹۶	۰/۹۹	۰/۹۷	۰/۹۶	۰/۹۸	۰/۹۹
	MBE	۰/۰۰	-۰/۲۹	-۰/۰۶	۰/۰۳	-۰/۴۴	-۰/۰۷	۰/۰۳	۰/۰۳
	RMSE	۱/۸۸	۳/۷۳	۲/۳۷	۰/۸۴	۱/۷۸	۱/۱۰	۱/۲۶	۰/۸۰
۸	R ²	۰/۹۵	۰/۹۱	۰/۹۴	۰/۹۸	۰/۹۶	۰/۹۸	۰/۹۸	۰/۹۹
	MBE	۰/۰۳	-۰/۱۶	-۰/۰۱	۰/۰۰	-۰/۰۲	۰/۰۰	-۰/۰۵	-۰/۰۵
	RMSE	۲/۰۵	۲/۸۴	۲/۲۳	۱/۰۳	۱/۳۷	۱/۱۱	۱/۶۵	۰/۸۷
۱۹	R ²	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۹
	MBE	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۰	-۰/۱۶	-۰/۰۳	۰/۰۴	۰/۰۴
	RMSE	۱/۴۱	۱/۶۳	۱/۴۶	۰/۷۱	۱/۲۷	۰/۸۵	۰/۶۷	۰/۶۷
۲۰	R ²	۰/۹۶	۰/۹۰	۰/۹۴	۰/۹۷	۰/۹۶	۰/۹۶	۰/۹۷	۰/۹۷
	MBE	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۳	۰/۰۱	-۰/۰۲	۰/۰۰
	RMSE	۰/۲۹	۰/۴۹	۰/۳۴	۰/۲۴	۰/۳۷	۰/۲۷	۰/۲۶	۰/۲۱



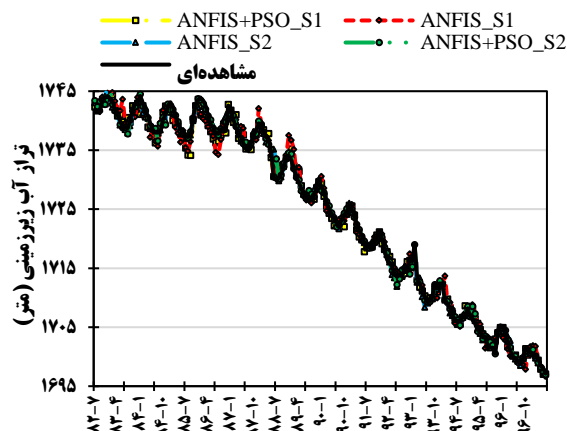
ب- چاه مشاهده‌ای ۸



الف- چاه مشاهده‌ای ۴



د- چاه مشاهده‌ای ۲۰



ج- چاه مشاهده‌ای ۱۹

شکل ۷- تراز آب زیرزمینی مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده با مدل‌ها با ساختارهای متفاوت

منطقی می‌باشد.

بر اساس میانگین قدرمطلق خطا (MAE)، میانگین افزایش دقت در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی به ازای تغییر در ساختار ورودی‌ها (S1 و S2) و ترکیب مدل‌ها (ANFIS و ANFIS+PSO) به ترتیب حدود ۰/۵۰ و ۰/۲۴ متر بوده است. به عبارتی تعیین ساختار مطلوب برای متغیرهای ورودی ۴۴ درصد و ترکیب مدل ANFIS با الگوریتم PSO، ۲۵ درصد در افزایش دقت پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در آبخوان گلپایگان تأثیر دارد.

بحث

هدف از مقاله حاضر بررسی افزایش دقت پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در اثر استفاده از مدل‌های ترکیبی (ANFIS+PSO) و ساختارهای متفاوت متغیرهای ورودی به این مدل‌ها می‌باشد. نتایج تحلیل مکانی تراز آب زیرزمینی در آبخوان گلپایگان حاکی از وجود ۴ نوع رفتار متفاوت در چاه‌های مشاهده‌ای آبخوان می‌باشد. پس از انتخاب ۴ چاه مشاهده‌ای نمونه، به منظور انجام تحلیل‌های زمانی از آزمون‌های ناپارامتری من‌کندال (روند) و همگنی (پتیت) استفاده شد. نتایج تحلیل زمانی حاکی از وجود

قسمت‌های مختلف شکل (۷)، بیانگر حدود تغییرات (نوسانات) متفاوت تراز آب زیرزمینی در چاه‌های مشاهده‌ای مورد بررسی می‌باشد. به طوری که حدود تغییرات تراز آب از حدود ۶ متر در چاه مشاهده‌ای ۲۰، شکل (۷-د)، تا حدود ۵۰ متر در چاه مشاهده‌ای ۱۹، شکل (۷-ج)، متغیر می‌باشد. همچنین تغییرات دوره‌ای (تناوب) فصلی در چاه‌های مشاهده‌ای با یکدیگر تفاوت دارند. به عنوان مثال با وجود نوسانات کم تراز آب زیرزمینی در چاه مشاهده‌ای ۱۹، تناوب‌های نامنظمی در زمان‌های متفاوت در تراز آب این چاه مشاهده می‌شود. همچنین با وجود نوسانات زیاد تراز آب زیرزمینی در چاه مشاهده‌ای ۱۹، شکل (۷-ج)، رفتار تناوبی منظمی در رفتار تراز آب این چاه مشخص می‌باشد دقت مدل‌های مختلف از لحاظ مقدار خطا و میزان همبستگی به ترتیب به دو عامل مقدار نوسانات و رفتار تناوبی تراز آب زیرزمینی در چاه مشاهده‌ای مورد بررسی بستگی دارد. بر این اساس و مطابق نتایج جدول (۳)، کمترین خطای مدل‌ها در چاه مشاهده‌ای ۲۰ و بیشترین همبستگی‌ها در چاه مشاهده‌ای ۱۹ بین تراز آب زیرزمینی مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده بدست آمده است که با توجه به تغییرات تراز آب این دو چاه در شکل (۷-د) و (۷-ج)

زیرزمینی نسبت به ترکیب مدل‌های ANFIS و PSO دارد. مقدار افزایش دقت در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در چاه‌های مشاهده‌ای ۴، ۸، ۱۹ و ۲۰ با توجه به مقایسه بین RMSE دو مدل ANFIS_S1 و ANFIS+PSI_S2 به ترتیب برابر ۱/۵۷، ۱/۳۶، ۰/۷۹ و ۰/۱۳ متر می‌باشد. بیشترین دقت در بین مدل‌های با ساختار ورودی متفاوت مربوط به مدل ANFIS+PSI_S2 می‌باشد به نحوی که مقادیر RMSE برای این مدل در تمام چاه‌های مشاهده‌ای مورد بررسی ۴، ۸، ۱۹ و ۲۰ کمتر از یک متر و به ترتیب برابر ۰/۸۰، ۰/۸۷، ۰/۶۷ و ۰/۲۱ متر می‌باشد.

"هیچ‌گونه تعارض منافع بین نویسندگان وجود ندارد"

REFERENCES

- Choubin, B., Malekian, A., Sajedi Hosseini, F., & Rahmati, O. (2014). Water Table Prediction by Using Time Series Models and Adaptive Neural Fuzzy Inference System. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 45(1), 19-28. (In Farsi)
- Coulibaly, P., Antil, F., Aravena, R., & Bobée, B. (2001). Artificial neural network modeling of water table depth fluctuations. *Water resources research*, 37(4), 885-896.
- Daliakopoulos, I. N., Coulibaly, P., & Tsanis, I. K. (2005). Groundwater level forecasting using artificial neural networks. *Journal of Hydrology*, 309(1-4), 229-240.
- Fallah-Mehdipour, E., Haddad, O. B., & Mariño, M. (2013). Prediction and simulation of monthly groundwater levels by genetic programming. *Journal of Hydro-Environment Research*, 7(4), 253-260.
- Feng, S., Kang, S., Huo, Z., Chen, S., Mao, X. (2008). Neural networks to simulate regional groundwater levels affected by human activities. *Groundwater* 46(1), 80-90.
- Jalalkamali, A., Sedghi, H., & Manshouri, M. (2011). Monthly groundwater level prediction using ANN and neuro-fuzzy models: a case study on Kerman plain, Iran. *Journal of hydroinformatics*, 13(4), 867-876.
- Jeihouni, E., Eslamian, S., Mohammadi, M., & Zareian, M. J. (2019). Simulation of groundwater level fluctuations in response to main climate parameters using a wavelet-ANN hybrid technique for the Shabestar Plain, Iran. *Environmental Earth Sciences*, 78(10), 293.
- Khaki, M., Yusoff, I., & Islami, N. (2015). Simulation of groundwater level through artificial intelligence system. *Environmental Earth Sciences*, 73(12), 8357-8367.
- Kholghi, M., & Hosseini, S. (2009). Comparison of groundwater level estimation using neuro-fuzzy and ordinary kriging. *Environmental Modeling & Assessment*, 14(6), 729.
- Kouziokas, G. N., Chatzigeorgiou, A., & Perakis, K. (2018). Multilayer feed forward models in groundwater level forecasting using meteorological data in public management. *Water Resources Management*, 32(15), 5041-5052.
- Malekzadeh, M., Kardar, S., Shabanlou, S. (2020). Simulation of Groundwater Level Using the Hybrid Model Wavelet-Self Adaptive Extreme Learning Machine. *Iranian Journal of Soil and Water Research*. 51(4), 975-986. (In Farsi)
- Ministry of Energy, (2018). Report on the extension and development of the aquifer ban in Golpayegan study area (code 4130), Iran Water Resources Management Company, Isfahan Regional Water Company, Integration and balance group, 202 pages. (In Farsi)
- Mirzavand, M., Khoshnevisan, B., Shamshirband, S., Kisi, O., Ahmad, R., & Akib, S. (2015). Evaluating groundwater level fluctuation by support vector regression and neuro-fuzzy methods: a comparative study. *Natural Hazards*, 1(1), 1-15.
- Mohammadi Ghaleni, M., Ebrahimi, K., and Araghinejad, Sh. (2013). Evaluation impact of drought, extraction and construction of dam on the groundwater drop-case study Saveh aquifer. *Journal of Water and Soil Conservation*, 19(4), 189-200. (In Farsi)
- Moravej, M., Amani, P., & Hosseini-Moghari, S.-M. (2020). Groundwater level simulation and forecasting using interior search algorithm-least square support vector regression (ISA-LSSVR). *Groundwater for Sustainable Development*, 11, 100447.
- Mukherjee, A., & Ramachandran, P. (2018). Prediction of GWL with the help of GRACE TWS for unevenly spaced time series data in India: Analysis of comparative performances of SVR, ANN and LRM. *Journal of Hydrology*, 558, 647-658.
- Nie, S., Bian, J., Wan, H., Sun, X., & Zhang, B. (2017). Simulation and uncertainty analysis for groundwater levels using radial basis function neural network and support vector machine models. *Journal of Water Supply: Research and Technology—AQUA*, 66(1), 15-24.
- Nourani, V., Mogaddam, A. A., & Nadiri, A. O. (2008).

- An ANN-based model for spatiotemporal groundwater level forecasting. *Hydrological Processes: An International Journal*, 22(26), 5054-5066.
- Rajaei, T., Ebrahimi, H., & Nourani, V. (2019). A review of the artificial intelligence methods in groundwater level modeling. *Journal of Hydrology*, 572, 336-351.
- Rakhshandehroo, G. R., Vaghefi, M., & Aghbolaghi, M. A. (2012). Forecasting groundwater level in Shiraz plain using artificial neural networks. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 37(7), 1871-1883.
- Razaghdoust, E., Mohammadnezhad, B., Kardan Moghaddam, H. (2020). Spatio-temporal Analysis of Groundwater Level Using Clustering Method Combined with Artificial Neural Network, *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 51(4), 801-812. (In Farsi)
- Sadat-Noori, M., Glamore, 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(1), 37.
- Seifi, A., Ehteram, M., Singh, V. P., & Mosavi, A. (2020). Modeling and Uncertainty Analysis of Groundwater Level Using Six Evolutionary Optimization Algorithms Hybridized with ANFIS, SVM, and ANN. *Sustainability*, 12(10), 4023.
- Shiri, J., Kisi, O., Yoon, H., Lee, K.-K., & Nazemi, A. H. (2013). Predicting groundwater level fluctuations with meteorological effect implications—A comparative study among soft computing techniques. *Computers & Geosciences*, 56, 32-44.
- Shirmohammadi, B., Vafakhah, M., Moosavi, V., & Moghaddamnia, A. (2013). Application of several data-driven techniques for predicting groundwater level. *Water Resources Management*, 27(2), 419-432.
- 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.
- Tang, Y., Zang, C., Wei, Y., & Jiang, M. (2019). Data-driven modeling of groundwater level with Least-Square support vector machine and spatial-temporal analysis. *Geotechnical and Geological Engineering*, 37(3), 1661-1670.
- Yoon, H., Hyun, Y., Ha, K., Lee, K.-K., & Kim, G.-B. (2016). A method to improve the stability and accuracy of ANN-and SVM-based time series models for long-term groundwater level predictions. *Computers & Geosciences*, 90, 144-155.