Research Paper

Predicting the Groundwater level by Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (Case Study: Qom plain)

Seyed Amin Salamatian [1*], Hossien Abrari [2], Atiyeh Nazari [3]

[1] Professor Assistant, Civil and Architecture Department, Shahab Danesh University, Qom, Iran, Salamatian@shdu.ac.ir
[2] Master Graduated, Civil and Architecture Department, Shahab Danesh University, Qom, Iran, hosseinabrari@yahoo.com
[3] Ph.D. Graduated, Earth science Department, Kharazmi University, Tehran, Iran, nazary_atieh@yahoo.com

10.22125/IWE.2023.169890

Received:
April 9, 2021
Accepted:
September 26, 2021
Available online:
April 18, 2023

Keywords:
Qom plain, modeling, aquifer, predicting the groundwater level, Adaptive Neuro-Fuzzy Model.

Abstract

Groundwater is considered the most important water source in the Qom plain. Therefore, predicting the groundwater level fluctuations of this plain can be a great help for planning and decision-making. The main aim of this study is to predict the groundwater level of Qom plain by the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. It is easily possible to study the process of nonlinear models such as groundwater without considering the physics of the problem or knowing the characteristics of aquifer layers and complex geological information by this method. In this study nine observation wells were selected in Qom plain. Different patterns and combinations including groundwater level, well discharge, and rainfall in the earlier 12 months were used for input data and groundwater level in the current month was selected for output in the model. According to the results, the mentioned model have had suitable accuracy in predicting the groundwater level with respect to the correlation coefficient (R2) equal to 0.96 and the root mean square error equal to 0.26. The use of well discharge data in modeling improved the results in observation wells, which shows that these data have an effect on decreasing the groundwater level of this plain. Results showed that drainage from wells is the most important factor in reducing the groundwater level of this plain. The results also illustrated that the groundwater level of previous months and the amount of well drainage are suitable for predicting the groundwater level in arid and semi-arid climates such as Qom plain at the modeling entrance.

1. Introduction

Optimal and sustainable management of underground water resources requires accurate knowledge of parameters and special characteristics of each aquifer. Groundwater hydraulics are complex in nature, non-linear and influenced by various parameters. Even if a mathematical model

is determined, access to complex geological information, characteristics of aquifer layers is not easily available, and it is difficult to determine the governing equations. So intelligent models, such as artificial

* **Corresponding Author:** Seyed Amin Salamatian
Address: Civil and Architecture Department, Shahab Danesh University, Qom, Iran,
Email: Salamatian@shdu.ac.ir
Tel: 09121868581

neural networks, are able to model the dynamic behavior of a nonlinear process without considering the physics of the.

By introducing of fuzzy sets and fuzzy logic by Professor Lotfizadeh (1965), the issue of using fuzzy neural networks was raised.

Vahedi et al. (2014) evaluated the effectiveness of artificial neural network and fuzzy logic in predicting the underground water level in Meshkinshahr Plain. The parameters of precipitation, temperature, discharge from the aquifer and the level of underground water at a previous time (1-t) were used as inputs and the level of underground water at time (t) was used as the output of the models. The results showed that the artificial neural network model shows better performance than the fuzzy model in the test phase. In this study, the evaluation of fuzzy neural adaptive inference model was used to predict the underground water level. For this reason the statistics of the past years in the Qom Plain were used. Previously, this model has not been used to predict the underground water level in the Qom plain (dry and semi-arid weather conditions), and therefore, using this model as a new tool can be a suitable solution for the correct, optimal and sustainable management of water resources in the similar plain.

2. Materials and Methods

Qom Plain with an area of 943 square kilometres is part of this study. In this study, nine observation wells, which can represent the condition of the entire Qom plain aquifer, and also due to the lack of statistical data, were selected for modelling.

In this study fuzzy logic toolbox is used as follows: at first, the data in three series including training data, validation data and test data are defined and introduced to the model. The previous literature shows that the most important influencing factors in the fluctuations of the underground water level of the Qom Plain are the discharge of water from wells as a factor of draining the aquifer and rainfall as a factor of feeding the aquifer (Mohammadi Basir et al. 2019). Due to the importance of these factors, in addition to the time series data of the underground water level, rainfall and discharge data from wells were also used in this study. The data were selected for a 12-year statistical period and different patterns of data combination were considered according to table (1). This table shows the input and output parameters of the network.

Table1- Input and output parameters of Fuzzy neural network model

Template number	Input parameters	Output parameter
1	S_{t-12}	St
2	S_{t-12}, Q_d	St
3	S_{t-12}, P, Q_d	St

In this table, St is the underground water level in the current month, St-12 are the underground water level in the previous twelve months, Qd is the amount of discharge flow from the exploitation wells and the parameter P represents the amount of rainfall. 108 data were used for training, 12 data were used for model evaluation and validation, and 24 data were used for model testing.

3. Results

In the presented model, the data is categorized with the reduction clustering model and the model is optimized by the hybrid method for training. According to the results, it can be seen that the groundwater level in all observation wells has been simulated and predicted by the model using the groundwater level data (temple number 2) with proper accuracy, and the values of R2, RMSE and NS indices are within the acceptable range. The best result in modeling was obtained for observation well No. 8 (Zanboorak) with a correlation coefficient of 0.96.

In order to investigate the loss of the underground water level, the contour map of the underground water level of Qom Plain was prepared. It is clear that in most areas of the Qom Plain aquifer, there has

been a sharp drop in the water level, and the amount of water level drop has been between 4 and 28 meters. This drop is more evident in the southern and northern parts of the plain

4. Discussion and Conclusion

In this study, the fuzzy neural hybrid model was evaluated as one of the new methods in predicting the underground water level of Qom plain, and the underground water level in Qom plain was predicted with this model for the next 24 months. The results obtained from the modeling showed that the adaptive neural fuzzy inference model has a good accuracy in predicting the underground water level in Qom plain. According to the obtained results, this model can be recommended with sufficient confidence to predict the level of underground water in similar plains. Therefore, according to the prediction made by the model, with the continuation of the current process of emptying and pumping from the exploited wells, the drop in the underground water level in the Qom Plain will continue and will cause irreparable damage to this aquifer.

5. The most important references

1) Adamowski, J., and F.H., Chan. 2011. A wavelet neural network conjunctionmodel for groundwater level forecasting. Journal of Hydrology, 407(1): 28-40.

2) Daliakopoulos, NI., P. Coulibaly and I.K. Tsanis. 2005. Ground water level forecasting using artificial neuralnetworks. Journal of Hydrology, 309(1): 229-240.

3) Jang, R., C.H. Sun and E. Mizutani. 1997. Neuro-Fuzzy and soft computing: a computer approach to learning and machine intelligence. Prentice Hall Upper Saddle River, NJ 07458.

Kumar,

4) A. Sharma, S.P. Ranu Rani Sethi and H.C. Verma. 2010. Prediction of water table depth in a hard rock basin by using artificial neural network. J. International Journal of Water Resources and Environmental Engineering, 2(4): 95-122.

5) Taormina, R., K. Chau and R. Sethi. 2012. Artificial neural networksimulation of hourly groundwater levels in a coastal aquifer system of theVenice lagoon. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 25: 1670–1676.

6) Yang, C., C. Prasher, S. Lacroix, R. Sreekanth, S. Patni and N. Masse. 1997. Artificial Neural Network Model for subsurface drained farmland. Journal of Irrigation and drainage, 123(4): 285-292.

Conflict of Interest

Authors declared no conflict of interest.

نشریه علمی پژوهشی مهندسی آبیاری و آب ایران
سال سیزدهم. شماره پنجاه و یک . بهار ۱۴۰۲

پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی با استفاده از مدل استنتاج تطبیقی عصبی فازی (مطالعه موردی: دشت قم)

سید امین سلامتیان[۱]، حسین ابراری[۲] و عطیه نظری[۳]

تاریخ ارسال:۱۴۰۰/۰۱/۲۰
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۷/۰۴

مقاله کاربردی

چکیده

آب‌های زیرزمینی به‌عنوان مهم‌ترین منابع آبی در دشت قم محسوب می‌گردند. بنابراین پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی این دشت می‌تواند در برنامه‌ریزی و تصمیم‌گیری‌های بعدی مفید باشد. هدف از انجام این تحقیق پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی دشت قم با استفاده از مدل استنتاج تطبیقی عصبی فازی است. با استفاده از این روش مدل‌سازی فرآیندهای غیرخطی نظیر آب‌های زیرزمینی بدون در نظر گرفتن فیزیک مسئله و یا دانستن مشخصات لایه‌های آبخوان و اطلاعات پیچیده زمین‌شناسی امکان‌پذیر می‌گردد. تعداد نه چاه مشاهده‌ای در محدوده دشت قم انتخاب گردید. در این مدل‌سازی، الگوها و ترکیبات متفاوتی از داده‌های ورودی، شامل سطح آب‌های زیرزمینی، تخلیه از چاه‌ها و بارندگی در ۱۲ ماه قبل استفاده شدند و خروجی مدل، سطح آب زیرزمینی در ماه فعلی انتخاب شد. نتایج نشان داد این مدل، با توجه به ضریب همبستگی برابر با ۰/۹۶ و ریشه میانگین مربعات خطا برابر با ۰/۲۶ از دقت مناسبی در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی چاه‌های مشاهده‌ای مورد مطالعه برخوردار می‌باشد. استفاده از داده‌های تخلیه از چاه‌ها در مدل‌سازی‌ها موجب بهبود نتایج در چاه‌های مشاهده‌ای گردید که نشان می‌دهد این داده‌ها بر تراز آب زیرزمینی تأثیرگذار بوده که با توجه به کاهشی بودن روند کلی تغییرات آب زیرزمینی دشت قم می‌توان چنین استنباط کرد، تخلیه از چاه‌ها به‌عنوان مهم‌ترین عامل کاهش تراز آب زیرزمینی این دشت است. نتایج این تحقیق نشان داد تراز آب زیرزمینی ماه‌های قبل و میزان تخلیه چاه جهت پیش‌بینی تراز سطح آب زیرزمینی در مناطق آب و هوایی خشک و نیمه‌خشک مانند دشت قم در ورودی مدل‌سازی مناسب می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: دشت قم، مدل‌سازی، آبخوان، پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی، مدل استنتاج تطبیقی عصبی فازی

[۱] استادیار ، دانشکده عمران و معماری، دانشگاه شهاب دانش، قم، ایران slamatian@shdu.ac.ir (نویسنده مسول)
[۲] کارشناسی ارشد، دانشکده عمران و معماری، دانشگاه شهاب دانش، قم، ایران ۰۹۱۲۷۵۳۴۱۰۲ ، hosseinabrari@yahoo.com
[۳] دانش‌آموخته دکترای دانشکده علوم و زمین، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران ۰۹۱۲۷۵۰۰۰۹۰، nazary_atieh@yahoo.com

مقدمه

مدیریت و بهره‌برداری بهینه و پایدار از منابع آب‌های زیرزمینی، نیازمند شناخت دقیق پارامترها و خصوصیات ویژه هر آبخوان می‌باشد. هیدرولیک آب‌های زیرزمینی ماهیتاً پیچیده، غیرخطی و تحت تأثیر پارامترهای مختلف بوده و حتی در صورت تعیین مدل ریاضی، دسترسی به اطلاعات پیچیده زمین‌شناسی، مشخصات لایه‌های آبخوان به‌آسانی میسر نیست و تعیین معادلات حاکم بر آن مشکل می‌باشد. در این میان مدل‌های هوشمند، نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی بدون در نظر گرفتن فیزیک مسئله و تنها براساس آموزش قادر به مدل‌سازی رفتار دینامیک یک فرآیند غیرخطی بوده و قادر هستند روابطی پیچیده حاکم بر چنین فرآیندهایی را مدل‌سازی نمایند (نیک منش، ۱۳۹۰).

با معرفی مجموعه‌های فازی و منطق فازی توسط (پروفسور لطفی زاده(۱۹۶۵)، موضوع استفاده از شبکه‌های عصبی فازی مطرح گردید. شبکه‌های عصبی فازی از ترکیب سیستم‌های فازی که مبتنی بر قواعد منطقی‌اند و شبکه‌های عصبی مصنوعی که توان استخراج دانش از اطلاعات عددی را دارند، ایجاد می‌گردد و قابلیت خوبی در آموزش، ساخت و طبقه‌بندی داده‌ها داشته و در مقایسه با شبکه‌های عصبی مصنوعی از سرعت پردازش و توانایی بالایی در یادگیری برخوردار می‌باشند (مسلمی و همکاران، ۱۳۹۰). در مسائل مربوط به مهندسی آب، نظیر جریان آب‌های زیرزمینی به‌طور گسترده‌ای عدم قطعیت پارامترها مطرح است (کوره‌پزان دزفولی، ۱۳۹۴) و بنابراین، بسط مدلی مبتنی بر شبکه‌های عصبی فازی به‌عنوان ابزاری کارآمد در مدل‌سازی و پیش‌بینی رفتار منابع آب زیرزمینی محسوب می‌گردد. مدل‌سازی آب‌های زیرزمینی با استفاده از روش‌های هوشمند توسط محققین مختلف انجام‌شده است.

دالیا کوپولوس و همکاران (۲۰۰۵) توانایی هفت مدل شبکه عصبی با معماری و الگوریتم‌های آموزش مختلف را برای پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در منطقه‌ای در جزیره یونان بررسی کردند. ورودی مدل‌ها، بارندگی ماهانه، دمای ماهانه و دبی رودخانه محلی و خروجی مدل، تراز آب زیرزمینی ماهانه بود. نتایج بررسی آن‌ها نشان داد شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توانند یک ابزار پیش‌بینی مناسب برای نوسانات آب‌های زیرزمینی در منطقه موردمطالعه باشند. کومار و همکاران (۲۰۱۰)، به تحقیق در مورد توانایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در سازند سخت در منطقه اوریسا در هندوستان پرداختند. آن‌ها انواع شبکه‌های عصبی و الگوریتم‌های آموزشی را مورد آزمون قراردادند. نتایج حاصله حاکی از دقت بالای شبکه عصبی پیشرو با الگوریتم پس انتشار خطا در تراز آب زیرزمینی در این سازندها بود. تارمینا و همکاران (۲۰۱۲) شبکه عصبی پیش‌خور را برای شبیه‌سازی طولانی‌مدت تراز ساعتی آب زیرزمینی در یک آبخوان ساحلی در ایتالیا به کاربردند. آموزش شبکه با داده‌های تراز آب زیرزمینی، بارش و تبخیر انجام شد. نتایج بررسی آن‌ها نشان داد این مدل می‌تواند به‌صورت دقیقی تراز آب زیرزمینی این آبخوان کم‌عمق را برای چند ماه شبیه‌سازی کند. واحدی و همکاران (۱۳۹۴) به ارزیابی کارایی شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در دشت مشکین‌شهر پرداختند. پارامترهای بارش، دما، تخلیه از آبخوان و سطح آب زیرزمینی در یک‌زمان قبل(t-۱)، به‌عنوان ورودی‌ها و سطح آب زیرزمینی در زمان (t)، به‌عنوان خروجی مدل‌ها استفاده شدند. نتایج نشان داد مدل شبکه عصبی مصنوعی، کارایی بهتری نسبت به مدل فازی در مرحله آزمایش نشان می‌دهد. نورانی و همکاران (۱۳۸۶)، به ارزیابی توانایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی سطح ایستایی آب زیرزمینی آبخوان چندلایه تبریز پرداختند. در آن مطالعه از ساختارهای مختلف شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی سطح ایستابی آبخوان استفاده شد. آن‌ها یک مدل شبکه عصبی مصنوعی ارائه دادند که می‌توانست تراز سطح ایستابی آب زیرزمینی ماهیانه در چاه مشاهده‌ای با دقت قابل‌قبول پیش‌بینی نماید. میرعربی و همکاران (۱۳۸۷)، از شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت بیرجند بهره گرفتند. مدل‌سازی با استفاده از داده‌های زمانی نه‌ساله انجام شد و پیش‌بینی نوسانات سطح آب

زیرزمینی در سه چاه مشاهده‌ای منتخب صورت گرفت و بهترین پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی FNN-LM بدست آمد. تحقیقات مشابه زیادی جهت پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی انجام پذیرفته است. در این زمینه، می‌توان به تحقیقات آدهیکاری و همکاران (۲۰۱۲)، یانگ و همکاران (۱۹۹۷)، حامد و همکاران (۲۰۱۵)، آداموسکی و همکاران (۲۰۱۱) عزیزپور و همکاران (۱۳۸۹) و محتشم و همکاران (۱۳۸۹) اشاره نمود که همگی آن‌ها در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی از انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی بهره گرفتند.

نتایج بررسی منابع که به تعدادی از آن‌ها پرداخته شد، نشان داد که شبکه‌های عصبی به‌عنوان یکی از روش‌های هوشمند، به‌صورت گسترده‌ای در مدل‌سازی تراز آب مورداستفاده بوده است و در مقابل مدل‌های عصبی فازی که سیستم‌هایی خبره و کارایی هستند، تاکنون در مدل‌سازی آب‌های زیرزمینی کاربرد کمتری داشته است و تحقیق زیادی در این زمینه صورت نگرفته است. در این تحقیق، ارزیابی مدل استنتاج تطبیقی عصبی فازی در پیش‌بینی ماهانه سطح آب زیرزمینی و با استفاده از آمار سال‌های گذشته در دشت قم استفاده گردید. حداقل نیاز به اطلاعات ورودی، سرعت بالا در پردازش اطلاعات و همچنین توانایی بالای مدل در آموزش، ساخت و طبقه‌بندی داده‌ها از مهم‌ترین دلایل انتخاب این روش در این تحقیق بوده است. این مدل تاکنون در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی محدوده‌های مطالعاتی قم (شرایط آب و هوایی خشک و نیمه‌خشک) به کار گرفته نشده است و بنابراین استفاده از این مدل به‌عنوان ابزاری نوین، می‌تولند راهکاری مناسب برای مدیریت صحیح بهینه و پایدار از منابع آبی در دشت‌های مشابه باشد.

مواد و روشها

منطقه موردمطالعه

دشت قم با مساحت ۹۴۳ کیلومترمربع بخشی از محدوده مطالعاتی قم است. محدوده مطالعاتی قم بین مختصات شبکه‌ای (Y:۳۸۴۴۰۰۰، X:۴۵۵۰۰۰) و (Y: ۳۷۷۹۰۰۰ ، X: ۴۷۳۰۰۰) واقع گردیده است و از شمال به محدوده‌های مطالعاتی شریف‌آباد و علی‌آباد، از جنوب به محدوده مطالعاتی کاشان، از شرق به محدوده مطالعاتی دریاچه نمک و از غرب به محدوده مطالعاتی سلفچگان محدود می‌گردد. شکل(۱) نقشه موقعیت جغرافیایی دشت قم را نشان می‌دهد.

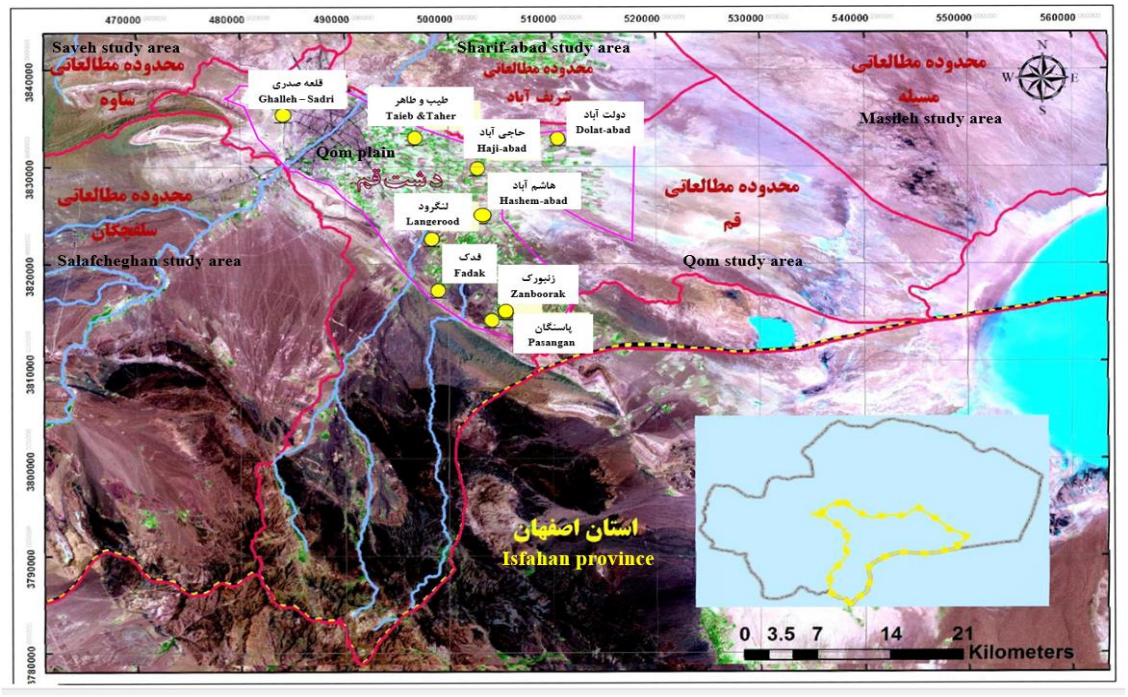
رودخانه اصلی دشت قم، رودخانه قمرود است که پس از احداث سد ۱۵ خرداد قم عملاً خشک گردیده است و تأثیر محسوسی در وضعیت منحنی‌های تراز آب زیرزمینی نمی‌گذارد. رودخانه دیگر این دشت، رودخانه وشنوه است که از ارتفاعات جنوبی دشت سرچشمه گرفته و پخش آب آن در دشت محدود به خروجی از سد کبار[1] می‌باشد (نظری،۱۳۸۷).

از نظر هیدروژئولوژیکی، آبخوان دشت قم از نوع آزاد بوده و در خصوص توزیع سطحی و عمقی عناصر آبرفتی در این دشت می‌توان گفت که به‌طورکلی از قسمت‌های غرب به شرق، ضخامت آبرفت و قطر رسوبات کاهش می‌یابد و این امر با توجه به قرارگیری دریاچه نمک به‌عنوان قسمت انتهایی حوضه آبریز در بخش‌های شرقی، طبیعی می‌باشد. به دلیل افت بیش از حد سطح آب زیرزمینی، برای اولین بار دشت قم در سال ۱۳۴۵ ممنوعه اعلام گردید که با توجه به استمرار روند افت در سال‌های بعد از آن، ممنوعیت دشت توسعه‌یافته و تمدید گردیده است.

در محدوده دشت قم، ۳۲ حلقه چاه مشاهداتی وجود دارد که کلیه داده‌های آماری از آب منطقه‌ای استان، استخراج و موردبررسی قرار گرفت. بررسی‌ها نشان داد تعدادی از این چاه‌ها بسیار نزدیک به هم بوده و گاهاً اطلاعات آماری ناقصی دارند. لذا در این تحقیق، نه حلقه چاه مشاهده‌ای که موقعیت آن‌ها در شکل(۱) نشان داده‌شده است و می‌توانند نماینده وضعیت آبخوان کل دشت قم باشد و هم‌چنین به

۱ سدی قدیمی در منطقه زنبورک واقع در ضلع جنوبی دشت قم

دلیل کم نقص بودن داده‌های آماری جهت مدل‌سازی انتخاب گردیدند.



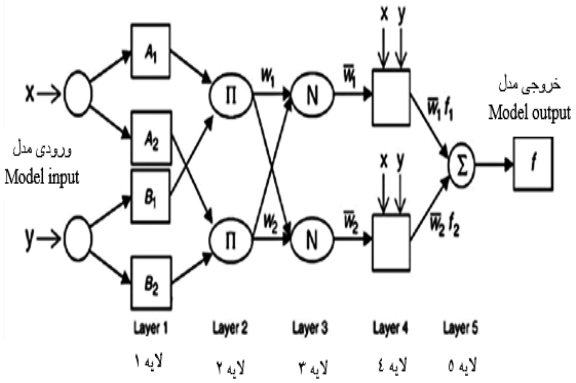
شکل (۱): موقعیت جغرافیایی دشت قم و چاه‌های مشاهده‌ای موردمطالعه

سیستم استنتاج تطبیقی عصبی فازی[1]

برای اولین بار سیستم استنتاج تطبیقی عصبی فازی توسط ژانگ (۱۹۹۳) معرفی شد. این مدل، به کمک مجموعه‌ای از داده‌های ورودی و خروجی، یک سیستم استنتاج فازی ایجاد می‌کند (کیا، ۱۳۸۹). شکل (۲) ساختار معادل شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی را نشان می‌دهد.

ساختار مدل مطابق شکل (۲)، دارای ۵ لایه است و مکانیزم عمل آن بدین‌صورت است که این مدل، خصوصیات ورودی را به توابع عضویت ورودی، توابع عضویت ورودی را به قواعد، قواعد را به مجموعه‌ای از خصوصیات خروجی، خصوصیات خروجی را به توابع عضویت خروجی و در نهایت توابع عضویت خروجی را به یک مقدار خروجی واحد و یا یک تصمیم، نگاشت می‌کند.

جهت اطلاعات بیشتر از مدل‌های استنتاج تطبیقی عصبی فازی می‌توان به تحقیقات انجام‌گرفته توسط (کوره‌پزان دزفولی. ۱۳۹۴، مسلمی و همکاران. ۱۳۹۰ و واحدی و همکاران. ۱۳۹۴) مراجعه کرد.



شکل (۲): ساختار سیستم استنتاج تطبیقی فازی

[1] ANFIS: Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

روش کار مدل‌سازی با استفاده از جعبه‌ابزار منطق فازی به این شرح است که در ابتدا داده‌ها در سه سری شامل داده‌های آموزشی[1]، داده‌های اعتبار سنجی[2] و داده‌های آزمون[3] تعریف و به مدل معرفی می‌گردند. داده‌های آموزشی، رابطه بین ورودی‌ها و خروجی‌های مشاهده‌ای را تعیین و مشخص می‌نماید. از داده‌های ارزیابی برای آموزش صحیح شبکه و تعیین زمان توقف آموزش استفاده می‌شود و داده‌های آزمون نیز جهت ارزیابی عمکرد شبکه به کار می‌رود. تقسیم‌بندی داده‌های ورودی و خروجی در این تحقیق در بخش بعدی اشاره‌شده است.

پس از بارگذاری و معرفی داده‌ها به مدل جهت تقسیم‌بندی داده‌ها، یک ساختار اولیه[4] برای مدل ایجاد می‌شود. این ساختار با استفاده از دو روش افراز (جداسازی) شبکه‌ای[5] و کلاسترینگ کاهشی[6] تعیین می‌گردد. روش کلاسترینگ کاهشی یک الگوریتم سریع و تک گذر برای برآورد تعداد دسته‌ها در یک مجموعه داده است. با به‌کارگیری این تکنیک پس از یک بار اجرای کامل، نتیجه بدست آمده و نیازی به تکرار نیست. ولی در روش افراز شبکه، ساختار مدل بسته به ورودی‌های سیستم و نوع و تعداد توابع عضویت و قواعد و قوانین فازی ایجاد می‌گردد و کلیه حالات ممکن در نظر گرفته می شود (کوره پزان دزفولی،۱۳۹۴).

در این تحقیق از هر دو روش استفاده و نتایج مدل استخراج گردید. با استفاده از سعی و خطا مشخص شد روش کلاسترینگ کاهشی نتایج بهتری در خروجی مدل نشان می‌دهد. در مرحله نهایی می‌بایست مدل با استفاده از روش‌های بهینه‌سازی آموزش ببیند. در جعبه‌ابزار متلب دو نوع روش بهینه‌سازی شامل هیبرید[7] و روش پس انتشار[8] جهت آموزش مدل و همچنین ارزیابی وجود دارد. در این تحقیق از هر دو روش بهینه‌سازی موجود در جعبه‌ابزار استفاده شد و نتایج نشان داد مدل آموزش‌دیده شده با روش بهینه‌سازی هیبرید دارای ارزیابی بهتری می‌باشد که خروجی مدل در بخش نتیجه‌گیری نشان داده‌شده است. بنابراین در این تحقیق، حصول بهترین نتیجه یا به‌عبارت‌دیگر مدل ارائه‌شده جهت پیش‌بینی تراز سطح ایستابی آب زیرزمینی یک مدل استنتاج تطبیقی عصبی فازی از نوع سوگنو می‌باشد که داده‌ها با مدل کلاسترینگ کاهشی دسته‌بندی‌شده‌اند. همچنین از مدل بهینه‌سازی هیبرید جهت آموزش در این مدل استفاده‌شده است.

پارامترهای ورودی و خروجی شبکه

در بحث مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی، پارامترهای مختلفی از جمله بارندگی، پمپاژ، تبخیر و تعرق، تغذیه آبخوان، تخلیه از آبخوان، درجه حرارت و... می‌توانند تأثیرگذار باشند.

بررسی منابع و مطالعات قبلی صورت گرفته در منطقه نشان می‌دهد که مهم‌ترین عوامل تأثیرگذار در نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت قم، تخلیه آب از چاه‌ها به‌عنوان عامل تخلیه آبخوان و بارندگی به‌عنوان عامل تغذیه آبخوان هستند (فتاحی ۱۳۹۳، محمدی بصیر و همکاران ۱۳۹۹ و نظری ۱۳۸۷). به علت اهمیت این عوامل، در این پژوهش علاوه بر داده‌های سری زمانی سطح آب زیرزمینی، از داده‌های بارندگی و تخلیه از چاه‌ها نیز استفاده گردید. داده‌ها برای یک دوره آماری ۱۲ساله از فروردین‌ماه ۱۳۸۶ تا اسفندماه ۱۳۹۷ انتخاب شدند و الگوهای متفاوتی از ترکیب داده‌ها، طبق جدول (۱) در نظر گرفته شدند. این جدول پارامترهای ورودی و خروجی شبکه را نشان می‌دهد.

[1] Training data
[2] Validation data
[3] Testing data
[4] FIS Fuzzy Inference System
[5] Grid Partitioning
[6] Sub.Clustering
[7] Hybrid
[8] Back propagation

جدول (۱): پارامترهای ورودی و خروجی شبکه عصبی فازی

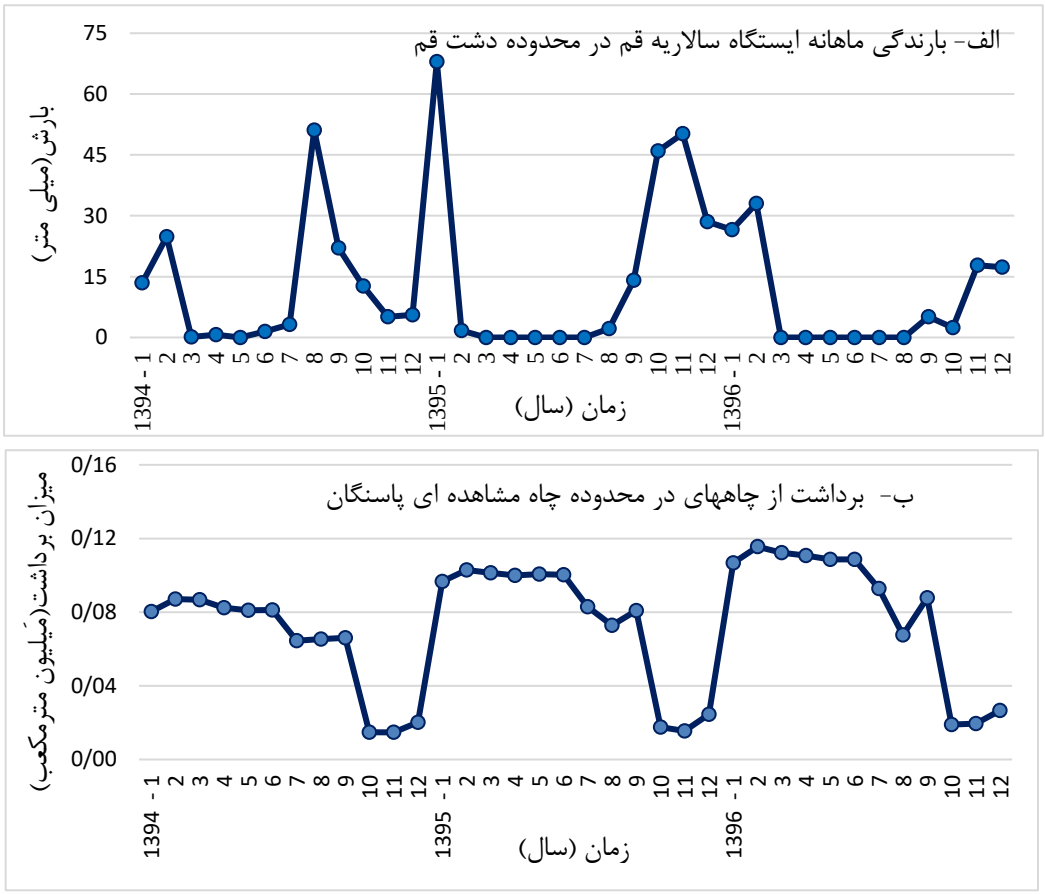
شماره الگو	پارامترهای ورودی	پارامتر خروجی
1	S_{t-12}	St
2	S_{t-12}, Q_d	St
3	S_{t-12}, P, Q_d	St

در این جدول، St: سطح آب زیرزمینی در ماه فعلی، (S_{t-12}): سطح آب زیرزمینی در دوازده ماه قبل، Qd: میزان برداشت آب از چاه‌های بهره‌برداری و پارامترP معرف میزان بارندگی می‌باشد. برای هر یک از چاه‌های مشاهداتی، داده‌ها با توجه به الگوهای مدل‌سازی در جدول فوق، دسته‌بندی و در سه سری داده‌های آموزشی، اعتبار سنجی و آزمون در نظر گرفته شد و در جعبه‌ابزار مدل بارگذاری و آموزش داده شدند.

تعداد ۱۰۸ داده برای آموزش و تعداد ۱۲ عدد برای ارزیابی و اعتبار سنجی مدل و تعداد ۲۴ داده برای آزمون مدل استفاده گردید. در انتخاب داده‌های آموزشی، مقادیر بیشترین و کمترین داده در بین داده‌های آموزش قرار گرفته است تا شبکه قادر به تخمین درستی از مدل باشد. به این معنی که انتخاب داده های آموزشی طوری صورت می‌گیرد که همپوشانی کاملی از تمام داده‌ها داشته باشد.

لازم به توضیح است، روند و رفتار واقعی آب زیرزمینی به‌صورت فصلی بوده و در فصول مختلف سال با برداشت متفاوت از چاه‌ها و میزان بارندگی تغییر می‌کند. بررسی داده‌ها نشان داد این روند در دوره‌های دوازده ماهه تکرار می‌شود. با انجام مدل‌سازی‌ها در تأخیر زمانی دوازده‌ماهه، روند تغییرات آب زیرزمینی مدنظر قرارگرفته و پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در ماه‌های آتی با استفاده از مدل امکان‌پذیر خواهد شد؛ بنابراین برای انجام مدل‌سازی‌ها، پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی با تأخیر زمانی دوازده ماهه انجام گردید.

شکل (۳) نمودار بارش و برداشت آب از چاه‌ها در محدوده چاه مشاهده‌ای پاسنگان در فاصله زمانی ۱۳۹۶- ۱۳۹۴ را نشان می‌دهد همان‌طور که در نمودارهای شکل (۳) مشخص است، روند تغییرات برداشت آب از چاه‌ها در فصول مختلف سال در دوره‌های دوازده ماهه تغییر می‌کند.



شکل (۳): الف: بارندگی ماهانه ایستگاه سالاریه قم و ب: برداشت آب از چاه‌های آب در محدوده چاه مشاهده‌ای پاسنگان (از فروردین‌ماه ۱۳۹۴ تا اسفندماه ۱۳۹۶)

معیارهای ارزیابی مدل‌ها

به منظور ارزیابی صحت وکارایی مدل‌های مختلف از معیارهای ضریب همبستگی(R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب نش- ساتکلیف(NS) استفاده شد. مقدار ضریب همبستگی در محدوده $0 \leq R^2 \leq 1$ تغییر می‌کند و درصدی از داده‌هایی که نزدیک خط بهترین برازش قرارگرفته‌اند را بیان می‌کند. ریشه میانگین مربعات خطا، تفاوت میان مقدار پیش‌بینی‌شده توسط مدل و مقدار واقعی می‌باشد و هر چه به صفر نزدیک‌تر باشد، مدل خطای کمتری دارد. ضریب نش – ساتکلیف نیز از منفی بی‌نهایت الی یک متغیر است. هر چه مقدار این ضریب به عدد یک نزدیک‌تر باشد، مدل از عملکرد بهتری برخوردار است (زندی دره غریبی،۱۳۹۶). معیارهای آماری با شاخص‌های آماری فوق الذکر به ترتیب از روابط ۱، ۲ و ۳ بدست می‌آید:

(۱)

$$R^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^{n}(w_{oi}-\bar{w}_{oi})*(w_{si}-\bar{w}_{si})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(w_{oi}-\bar{w}_{oi})^2}*\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(w_{si}-\bar{w}_{si})^2}} \right)^2$$

(۲)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(w_{oi} - w_{si})^2}$$

$$NS = \frac{\sum_{i=1}^{n}(w_{si} - w_{oi})^2}{\sum_{i=1}^{n}(w_i - \bar{w}_{oi})^2} \quad (۳)$$

در روابط فوق، W_{oi} تراز آب مشاهداتی، W_{si} تراز آب شبیه‌سازی‌شده در زمان i، $\bar{W}_{oi}$ میانگین تراز آب مشاهداتی، n تعداد داده‌های مشاهداتی و واحد RMSE برحسب متر(m) است.

طریقه انتخاب بهترین مدل به این صورت است که مدلی که در آن معیارهای NS و R^2 به عدد یک و RMSE به صفر نزدیک‌تر باشد، به‌عنوان مدل برتر انتخاب می‌شود.

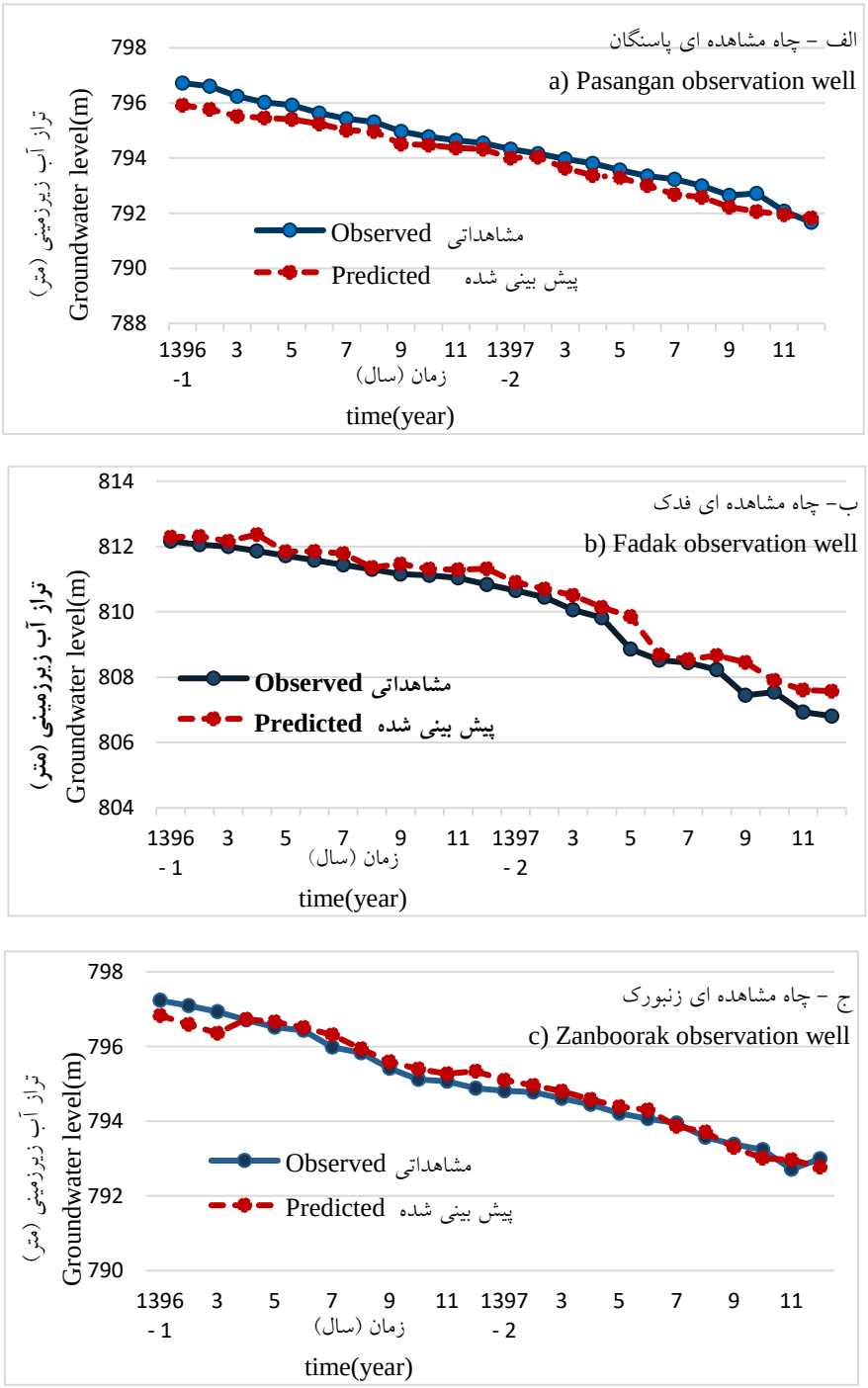
نتایج و بحث

در این تحقیق، کاربرد مدل موسوم به شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت قم موردبررسی قرار گرفت. برای هر یک از چاه‌های مشاهده‌ای، طبق جدول (۱) که شرح آن در بخش مواد و روش‌ها ارائه شد، سه الگوی متفاوت از داده‌ها در نظر گرفته شدند و داده‌ها در جعبه‌ابزار منطق فازی و در محیط نرم‌افزار متلب بارگذاری گردید و مدل مورد آزمایش و آزمون قرار گرفت. در مدل ارائه شده، داده‌ها با مدل کلاسترینگ کاهشی دسته‌بندی‌شده و مدل به روش هیبرید جهت آموزش بهینه‌شده است. نتایج اجرای مدل برای کلیه چاه‌های مشاهده‌ای در جدول (۲) نشان داده شده‌اند. همچنین شکل (۴) نتایج اجرای مدل را برای چاه‌های مشاهده‌ای پاسنگان، فدک و زنبورک که از نظر شاخص‌های آماری، نتایج بهتری نسبت به سایر الگوهای مدل‌سازی ارائه نموده‌اند، نشان می‌دهد. با توجه به نتایج جدول (۲) ملاحظه می‌گردد، تراز آب زیرزمینی در تمامی چاه‌های مشاهده‌ای و با استفاده از داده‌های سطح آب‌های زیرزمینی (الگوی۲) با دقت مناسبی، توسط مدل شبیه‌سازی و پیش‌بینی گردیده است و مقادیر شاخص‌های R^2، RMSE وNS درمحدوده قابل‌قبول قرارگرفته‌اند.

بهترین نتیجه در مدل‌سازی‌ها، برای چاه مشاهده‌ای شماره ۸ (زنبورک)، با ضریب همبستگی۰/۹۶ حاصل گردید. ضریب نش- ساتکلیف(NS) در این چاه مشاهده‌ای، برابر با ۰/۹۶ بدست آمد و این نتیجه، تطابق مطلوبی را بین داده‌های مدل شده و مشاهداتی نشان می‌دهد. نمودارهای شکل (۴) نیز تطابق مطلوبی را بین داده‌های شبیه‌سازی‌شده و مشاهداتی را برای چاه‌های مشاهده‌ای پاسنگان، فدک و زنبورک نشان می‌دهند. در ضمن، روند کلی تراز آب زیرزمینی مشاهداتی در این نمودارها کاهشی بوده و همان‌طور که در این شکل مشخص است منحنی‌های تراز آب زیرزمینی پیش‌بینی‌شده با مدل از این روند تبعیت کرده و نشان می‌دهد شبیه‌سازی نقاط با استفاده از مدل به‌خوبی انجام‌شده است. بنابراین، با توجه به نتایج حاصله و شاخص‌های آماری بدست آمده، مدل استنتاج تطبیقی عصبی فازی، دارای دقت مناسبی در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در چاه‌های مشاهده‌ای مورد مطالعه می‌باشد. نتایج بدست آمده در جدول (۲)، همچنین نشان داد که استفاده از داده‌های تخلیه از چاه‌ها (الگوی شماره۲)، موجب بهبود نتایج شاخص‌های آماری (R^2 وNS) و کاهش خطای مدل (RMSE) در چاه‌های مشاهده‌ای می‌گرددکه با توجه به کاهشی بودن روند کلی تراز آب زیرزمینی در دشت قم، می‌توان چنین استنباط کرد که تخلیه از چاه‌ها بر تغییرات تراز آب زیرزمینی تأثیرگذار بوده و این پارامتر موجب افت و کاهش سطح آب زیرزمینی چاه‌های مشاهده‌ای مطالعاتی گردیده است.

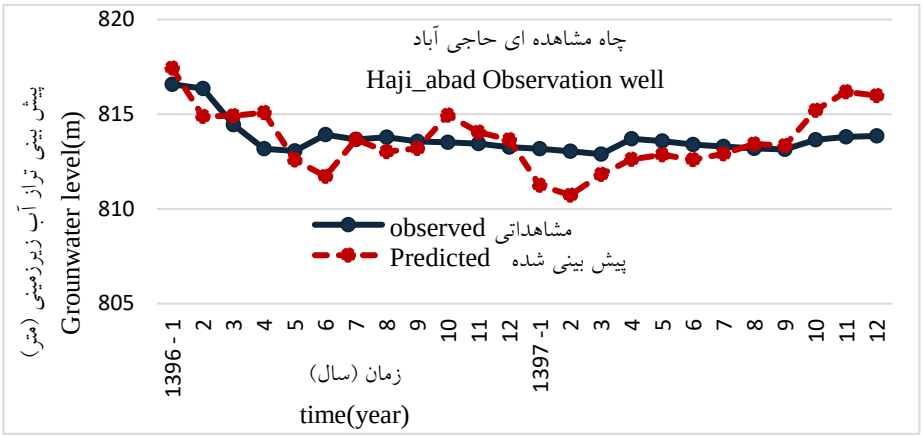
جدول (۲): نتایج مدل برای چاه‌های مشاهده‌ای موردمطالعه (مرحله آزمون مدل)

نام چاه مشاهده‌ای	شماره الگو	ضریب همبستگی R^2	ریشه میانگین مربعات خطا RMSE(m)	ضریب نش NS
طیب‌وطاهر (Tayyeb&Taher)	1	0.8	0.20	0.78
	2	0.79	0.22	0.75
	3	0.75	0.58	-۰0.73
پاسنگان (Pasangan)	1	0.98	0.72	0.74
	2	0.98	0.46	0.89
	3	0.96	1.8	-۰0.69
حاجی‌آباد (Hajiabad)	1	0.74	0.72	0.34
	2	0.71	0.69	0.40
	3	0.35	1.3	-1.1
قلعه صدری (Ghalleh – Sadri)	1	0.89	0.31	0.8
	2	0.91	0.23	0.89
	3	0.51	0. 69	0
هاشم‌آباد (Hashemabad)	1	0.87	0.25	0.74
	2	0.89	0.24	0.76
	3	0.81	0.92	-2.3
لنگرود (Langerood)	1	0.74	0.12	0.56
	2	0.74	0.12	0.57
	3	0.46	0.24	-۰0.88
فدک (Fadak)	1	0.97	0.55	0.89
	2	0.98	0.45	0.93
	3	0.54	1.4	0.3
زنبورک (Zanboorak)	1	0.96	0.29	0.96
	2	0.96	0.26	0.96
	3	0.86	0.6	0.79
دولت‌آباد (Dolatabad)	1	0.78	0.29	0.66
	2	0.81	0. 26	0.65
	3	0.43	0.78	-1.44



شکل (۴): مقایسه بین تراز آب زیرزمینی پیش‌بینی‌شده و مشاهداتی با مدل برای چاه‌های مشاهده‌ای پاسنگان، فدک و زنبورک

در ضمن بر اساس نتایج جدول (۲)، استفاده از داده‌های بارندگی ماهیانه در مدل‌سازی‌ها (الگوی شماره ۳)، نتوانست نتایج قابل‌قبولی ارائه نماید و موجب کاهش دقت مدل‌ها گردید و بر مدل‌سازی‌ها بی‌تأثیر بوده است. به عنوان ذکر یک نمونه، نتایج اجرای مدل با استفاده از داده‌های بارندگی و برای چاه مشاهده‌ای حاجی‌آباد در شکل (۵) نشان داده‌شده است.



شکل (۵): مقایسه نتایج مشاهداتی و مدل‌سازی تراز آب زیرزمینی با تأثیر بارندگی، چاه مشاهده‌ای حاجی‌آباد

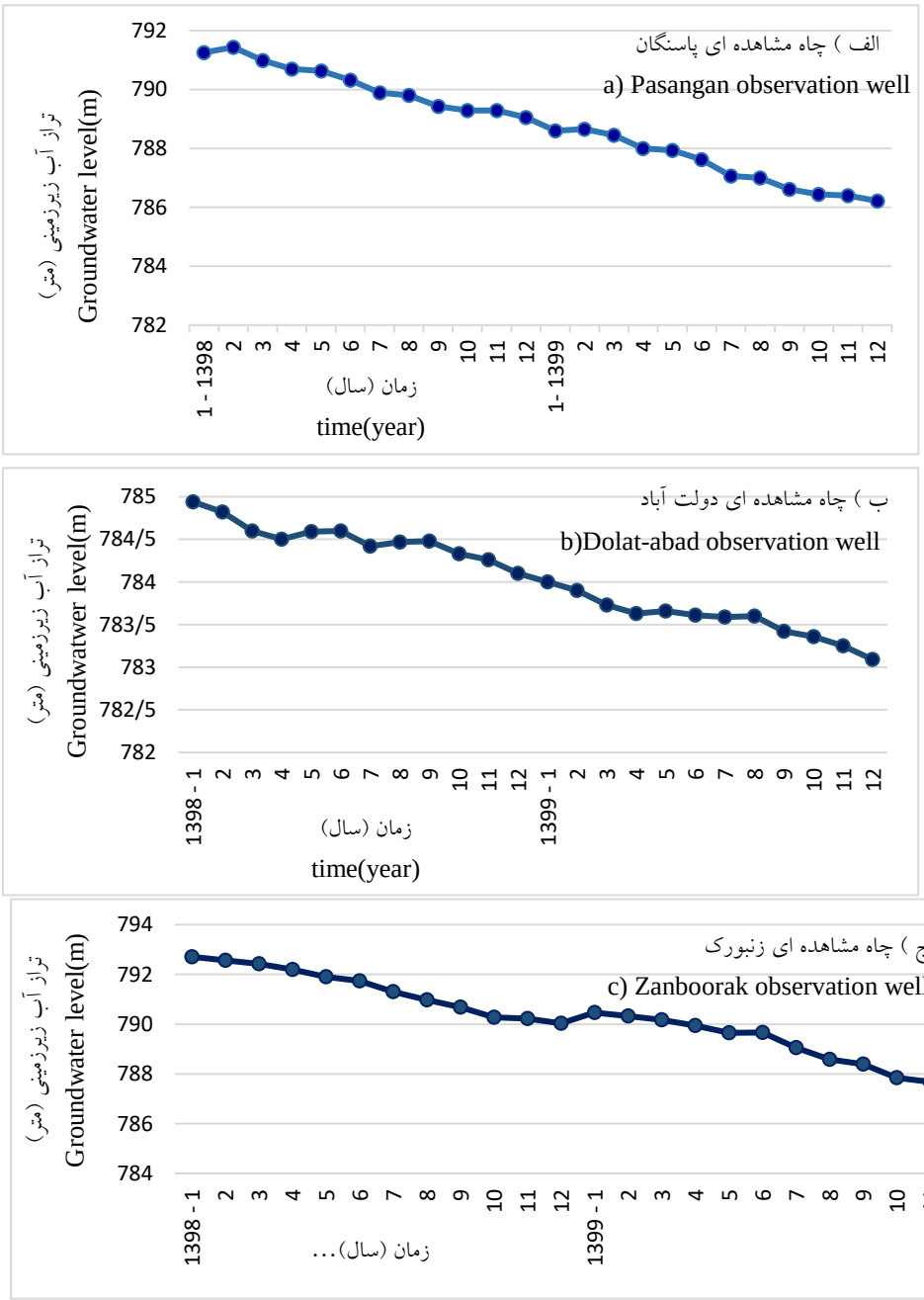
همان‌طور که در شکل (۵) ملاحظه می‌گردد، بین داده‌های مدل شده و مشاهداتی انطباق مناسبی بدست نیامده است. یکی از دلایل این مسئله، می‌تواند تراز پایین سطح آب در چاه‌های مشاهده‌ای موردمطالعه باشد (اطلاعات و داده‌های موجود نشان می‌دهد که تراز سطح آب به‌طور میانگین در این چاه‌ها، ۶۰ متر پایین‌تر از سطح زمین است). ضمن آنکه دشت قم در یک منطقه خشک قرار دارد و بارندگی‌های صورت گرفته در منطقه، صرف پر شدن خلل و فرج خاک و تر شدن دانه‌های خاک در منطقه غیراشباع می‌شود و بر تغذیه آبخوان بی‌تأثیر است. بنابراین می‌توان این‌گونه استدلال کرد که بارندگی، اثر قابل‌توجهی روی تراز آب زیرزمینی در مناطق خشک و نیمه‌خشک به دلیل عدم وجود خاک اشباع ندارد و این نتیجه برای دشت قم نیز صادق می‌باشد. یا به عبارت دیگر در شرایط مذکور بررسی اثر بارندگی به‌طور هم‌زمان با تراز آب زیرزمینی و تخلیه از چاه‌ها تأثیری بر پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی ندارد.

پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در ماه‌های آینده

در این تحقیق، با استفاده از نتایج حاصله از مدل‌سازی‌ها که نتایج آن در جدول (۲) ارائه شد، برای سه محدوده از دشت قم شامل چاه‌های مشاهده‌ای پاسنگان، دولت‌آباد و زنبورک با استفاده از مدل استنتاج تطبیقی عصبی فازی و برای ۲۴ ماه آینده مدل‌سازی و پیش‌بینی انجام گردید. شکل (۶) نتایج حاصل از پیش‌بینی انجام‌شده را در این سه چاه مشاهده‌ای نشان می‌دهد.

برای پیش‌بینی ماه‌های آتی از مقادیر پیش‌بینی‌شده ماه‌های قبلی به‌وسیله مدل استفاده شد. نرخ تخلیه از چاه‌ها در دوره پیش‌بینی، برابر زمان حال در نظر گرفته شد. مطابق نمودارهای شکل (۶)، میزان افت پیش‌بینی‌شده با مدل در چاه‌های مشاهده‌ای پاسنگان، دولت‌آباد و زنبورک به ترتیب برابر با ۲/۵ ، ۰/۹۳ و ۲/۵۴ متر در سال پیش‌بینی می‌گردد. لازم به توضیح است تغییرات تراز آب زیرزمینی در چاه‌های مشاهده‌ای فوق که در پیش‌بینی از داده‌های آن‌ها استفاده گردید، در۱۲سال گذشته (از سال۱۳۸۶ تا ۱۳۹۷) کاهشی بوده و میزان افت تراز در

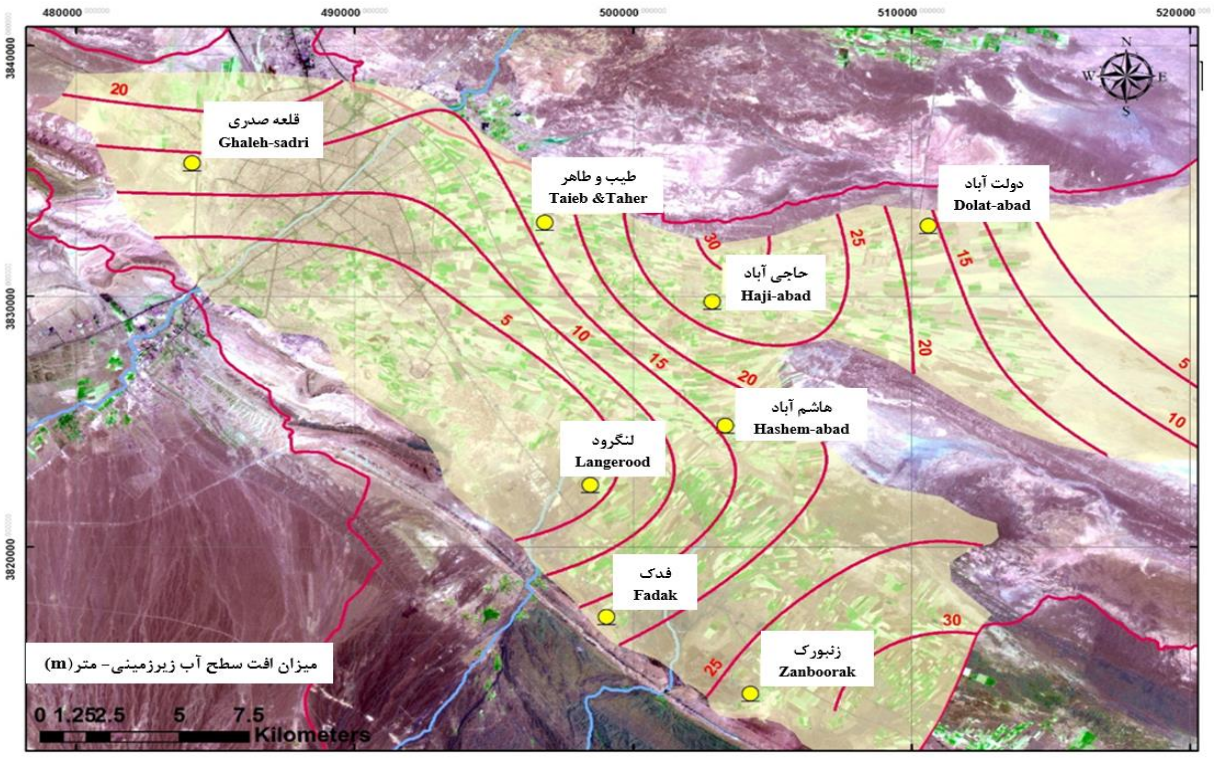
این فاصله زمانی، برای چاه مشاهده‌ای پاسنگان برابر با ۲۸/۶۵ متر، چاه مشاهده‌ای دولت‌آباد برابر با ۱۶/۱۸ متر و برای چاه مشاهده‌ای زنبورک برابر با ۲۶/۴۵ متر می‌باشد و مدل‌سازی و پیش‌بینی انجام‌شده توسط مدل، نشان داد که روند کاهشی تراز آب زیرزمینی برای هر سه چاه مشاهده‌ای فوق با نرخ فعلی تخلیه از چاه‌های مورد بهره‌برداری در منطقه، در ۲۴ ماه آینده نیز ادامه خواهد داشت.



شکل (۶): تراز آب زیرزمینی پیش‌بینی‌شده با استفاده از مدل برای چاه‌های مشاهداتی پاسنگان، دولت‌آباد و زنبورک از فروردین‌ماه ۱۳۹۸ تا اسفندماه ۱۳۹۹

بررسی افت سطح آب زیرزمینی دشت قم

جهت بررسی افت سطح آب‌های زیرزمینی، نقشه هم افت سطح آب زیرزمینی دشت قم در بازه زمانی ۱۳۸۶ تا ۱۳۹۷ و با استفاده از داده‌های تراز سطح آب زیرزمینی چاه‌های مشاهده‌ای موردمطالعه تهیه و ترسیم گردید. نتایج در شکل شماره (۷) نشان داده‌شده است. همان‌طور که در شکل فوق، مشخص است در بیشتر مناطق آبخوان دشت قم، افت شدید سطح آب رخ‌داده است و میزان افت سطح آب، بین ۴ تا ۲۸ متر بوده است. این افت در بخش‌های جنوبی و شمالی دشت بیشتر مشهود است. بر این اساس، روند کلی تراز آب زیرزمینی در محدوده دشت قم، درمدت ۱۲ سال گذشته، کاهشی و با افت روبرو بوده است و نتایج مدل‌سازی با مدل استنتاج تطبیقی عصبی فازی هم نشان داد که با نرخ فعلی پمپاژ و بهره‌برداری از آبخوان دشت قم و با توجه به آنکه بارندگی تأثیر قابل‌توجهی بر تغذیه آبخوان دشت قم ندارد، افت تراز آب زیرزمینی در منطقه ادامه خواهد داشت.



شکل (۷): نقشه هم افت سطح آب زیرزمینی دشت قم (۱۳۹۷-۱۳۸۶)

نتیجه‌گیری

در این تحقیق، مدل ترکیبی عصبی فازی به‌عنوان یکی از روش‌های نوین در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت قم و با استفاده از آمار سال‌های گذشته مورد ارزیابی قرار گرفت و تراز آب زیرزمینی در سه محدوده از دشت قم با این مدل تا ۲۴ ماه آینده پیش‌بینی گردید. نتایج حاصله از مدل‌سازی‌ها نشان داد، مدل استنتاج تطبیقی عصبی فازی از دقت مناسبی در

پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در محدوده دشت قم، برخوردار بوده و بهترین نتیجه در مدل‌سازی‌ها با ضریب همبستگی (R^2) برابر با ۰/۹۶ بدست آمد. با توجه به نتایج حاصله، این مدل را می‌توان با اعتماد کافی، برای پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در دشت‌های مشابه توصیه کرد. استفاده از داده‌های تخلیه از چاه‌ها، باعث بهبود نتایج مدل گردید که با توجه به روند کاهشی تراز آب زیرزمینی دشت قم در سال‌های گذشته، می‌توان چنین استنباط کرد که پمپاژ و بهره‌برداری از چاه‌ها، بر روند تغییرات آب زیرزمینی تأثیرگذار بوده و احتمالاً مهم‌ترین عامل افت و کاهش سطح آب زیرزمینی دشت قم است در مقابل استفاده از داده‌های بارندگی در مدل‌سازی‌ها، باعث بهبود نتایج مدل استنتاج تطبیقی عصبی فازی نگردید و دقت مدل‌ها را کاهش داد. علت آن ممکن است بررسی تأثیر هم زمان بارندگی، ترازپایین آب زیرزمینی و تخلیه از چاه‌ها بر پیش‌بینی تراز آب دشت قم در ماه‌های آینده باشد. بنابراین، با توجه به پیش‌بینی انجام‌شده با مدل، با ادامه روند کنونی تخلیه و پمپاژ از چاه‌های مورد بهره‌برداری، افت سطح آب زیرزمینی در دشت قم همچنان ادامه خواهد یافت و خسارات جبران‌ناپذیری بر این آبخوان خواهد گذاشت.

داده‌ها و اطلاعات

مبنای تهیه و منشا داده‌های این مقاله، برگرفته از پایان‌نامه کارشناسی ارشد بوده که در سال ۱۳۹۸ در دانشکده عمران دانشگاه شهاب دانش قم انجام‌شده است. داده‌های مورداستفاده در این تحقیق از شرکت سهامی آب منطقه‌ای استان قم تهیه‌شده است.

منابع

زندی دره غریبی، ف.، ز. خورسندی کوهانستانی، م. مزین و ن. آرمان. ۱۳۹۶. گزارش فنی: بررسی کارآیی مدل‌های بارش - رواناب GR4J و GR2M در شبیه‌سازی جریان حوزه آبخیز دره تخت. نشریه مهندسی و مدیریت آبخیز، دوره ۹، شماره ۳، ص ۳۶۰-۳۷۰.

عزیزپور، س.، پ. فتحی و س. رضوانی. ۱۳۸۹. بررسی تأثیر عوامل اقلیمی بر نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت دهگلان با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی. اولین کنفرانس ملی پژوهشهای کاربردی منابع آب ایران، شرکت آب منطقه ای کرمانشاه.

فتاحی، م. ۱۳۹۳. بررسی روند تغییرات منابع آب سطحی و زیرزمینی استان قم. اولین همایش کشوری بحران ها و چالش های آب در حوزه دریاچه نمک، قم.

کوره پزان دزفولی، ا. ۱۳۹۴. اصول تئوری مجموعه های فازی و کاربردهای آن در مدل سازی مسایل مهندسی آب، جهاد دانشگاهی واحد صنعتی امیر کبیر، تهران.

میر عربی، ع.، م. نخعی. ۱۳۷۴. پیش بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت بیرجند با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، دوازدهمین همایش انجمن زمین شناسی ایران.

محمدی بصیر، م.، ف. رادمنش. ۱۳۹۶. عوامل موثر بر نوسانات سطح آبهای زیرزمینی، سومین همایش ملی مدیریت آب در مزرعه (تقاضا محوری آب)، کرج، موسسه تحقیقات خاک و آب.

محتشم، م.، ا. دهقانی، ا. اکبرپور، م. مفتاح هلقی و ب. اعتباری. ۱۳۸۹. پیش بینی سطح ایستابی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: دشت بیرجند)، مجله آبیاری و زهکشی ایران، دوره ۴، شماره ۱، ص۱۰-۱.

مسلمی، خ.، ص. امام قلی زاده و غ. کرمی. ۱۳۹۰. مقایسه سیستم های هوش مصنوعی ANN و ANFIS در پیش بینی سطح آب زیرزمینی دشت بسطام. پنجمین کنفرانس سراسری آبخیزداری و مدیریت منابع آب و خاک کشور، کرمان، انجمن مهندسی آبیاری و آب ایران.

نظری، ع. ۱۳۸۶. گزارش ادامه مطالعات دشت های استان قم، شرکت آب منطقه ای قم.

نیک منش، م. ۱۳۹۰.کاربرد روشهای تلفیقی هوش مصنوعی در پیش بینی دبی متوسط روزانه رودخانه کر در محل ایستگاه چمریز. چهارمین کنفرانس مدیریت منابع آب ایران، تهران.

واحدی، ف.، ع. ندیری و ا. اصغری مقدم. ۱۳۹۴. ارزیابی کارایی مدل های شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی در پیش بینی سطح آب زیرزمینی. اولین کنگره بین المللی زمین، فضا و انرژی پاک، اردبیل، دانشگاه محقق اردبیلی.

Adamowski, J., and F.H., Chan. 2011. A wavelet neural network conjunctionmodel for groundwater level forecasting. Journal of Hydrology, 407(1): 28-40.

Adhikary, S.K., M.M. Rahman and A.D. Gupta. 2012 .A Stochastic modeling technique for predicting groundwater table fluctuations with timeseries analysis. International Journal of Applied Sciences and Engineering Research, 1(2): 238-249.

Daliakopoulos, NI., P. Coulibaly and I.K. Tsanis. 2005. Ground water level forecasting using artificial neuralnetworks. Journal of Hydrology, 309(1): 229-240.

Hamed, Y., M. Elkiki, and O.S. Gahtani. 2015. Prediction of future groundwater, level using artificial neural networks Southern Riyadh, KSA, International Water Technology Journal, 5(2), 149-162.

Jang, R., C.H. Sun and E. Mizutani. 1997. Neuro-Fuzzy and soft computing: a computer approach to learning and machine intelligence. Prentice Hall Upper Saddle River, NJ 07458.

Kumar, A. Sharma, S.P. Ranu Rani Sethi and H.C. Verma. 2010. Prediction of water table depth in a hard rock basin by using artificial neural network. J. International Journal of Water Resources and Environmental Engineering, 2(4): 95-122.

Taormina, R., K. Chau and R. Sethi. 2012. Artificial neural networksimulation of hourly groundwater levels in a coastal aquifer system of theVenice lagoon. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 25: 1670–1676.

Yang, C., C. Prasher, S. Lacroix, R. Sreekanth, S. Patni and N. Masse. 1997. Artificial Neural Network Model for subsurface drained farmland. Journal of Irrigation and drainage, 123(4): 285-292.

Zadeh L.A., 1965. Fuzzy sets. Information and control, 8: 338–353.

Predicting the Groundwater level by Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (Case Study: Qom plain)

Seyed Amin Salamatian[1], Hossien Abrari[2], Atiyeh Nazari[3]

Abstract

Groundwater is considered the most important water source in the Qom plain. Therefore, predicting the groundwater level fluctuations of this plain can be a great help for planning and decision-making. The main aim of this study is to predict the groundwater level of Qom plain by the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. It is easily possible to study the process of nonlinear models such as groundwater without considering the physics of the problem or knowing the characteristics of aquifer layers and complex geological information by this method. In this study nine observation wells were selected in Qom plain. Different patterns and combinations including groundwater level, well discharge, and rainfall in the earlier 12 months were used for input data and groundwater level in the current month was selected for output in the model. According to the results, the mentioned model have had suitable accuracy in predicting the groundwater level with respect to the correlation coefficient (R^2) equal to 0.96 and the root mean square error equal to 0.26. The use of well discharge data in modeling improved the results in observation wells, which shows that these data have an effect on decreasing the groundwater level of this plain. Results showed that drainage from wells is the most important factor in reducing the groundwater level of this plain. The results also illustrated that the groundwater level of previous months and the amount of well drainage are suitable for predicting the groundwater level in arid and semi-arid climates such as Qom plain at the modeling entrance.

Keywords: Qom plain, modeling, aquifer, predicting the groundwater level, Adaptive Neuro-Fuzzy Model

[1] Professor Assistant, Civil and Architecture Department, Shahab Danesh University, Qom, Iran. salamatian@shdu.ac.ir (Corresponding Author)
[2] Master Graduated, Civil and Architecture Department, Shahab Danesh University, Qom, Iran. hosseinabrari@yahoo.com
[3] Ph.D. Graduated, Earth science Department, Kharazmi University, Tehran, Iran. nazary_atieh@yahoo.com