

A Bayesian network approach for predicting groundwater level (Case study: Qazvin aquifer)

B. A. Mohammadnezhad^{1*}, S. Sadegholvad², M. Jiryaei Sharahi¹

¹ Department of Civil Engineering, Faculty of Technical Engineering, Qom University of Technology (QUT), Iran.

² Department of Civil Engineering Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

ABSTRACT: Excessive use of groundwater resources has put the aquifers in critical situations. This study provides a framework for using the Bayesian network for groundwater level estimation and aquifer hydrograph analysis. Five variables, temperature, the groundwater level in the previous month, groundwater withdrawal, aquifer feeding, and rainfall were used as input variables, and the groundwater level in the current month was used as an output variable in the Bayesian network simulations. A 10-year statistical data, 8 years of data for model training and 2 years of data for model validation were used. The Bayesian network model was implemented and analyzed in three explicit, clustering and two- and three-month delay states. Explicit simulation results showed that most of the wells have a good correlation between the simulation and observed data. Clustering results were less accurate than explicit ones. In the third case, two and three months delay data was used for simulations. The results showed that the correlation between observed and simulated groundwater levels decreased. At 1, 2 and 3 months delay statuses, Root Mean Square Error was 1.87 m, 3.76 m, and 6.42 m, respectively. Therefore, the one-month lag time was chosen for the simulations and the aquifer hydrograph was used to evaluate and estimate total aquifer variations. The results indicate the appropriate accuracy of the aquifer parameters estimation.

Review History:

Received: Oct. 06, 2020

Revised: Jun. 01, 2021

Accepted: Jun. 02, 2021

Available Online: Jun. 19, 2021

Keywords:

Bayesian network

Clustering

Groundwater level

Qazvin aquifer

Simulation

1- Introduction

Excessive exploitation of groundwater in conditions where it is not possible to harvest surface and groundwater in combination has caused irreparable damage to water resources. Therefore, planning to identify the current state of aquifers is important.

In the last decade, the use of the Bayesian network model for forecasting in various fields of water engineering, including integrated water resources management in the catchment [1], groundwater quality [2], drought forecast [3], River flow forecasting [4], and groundwater modeling [5] have been developed. Choubin et al. [6] evaluated the application of regular Bayesian neural networks to model groundwater levels. Their results showed that this model has a very good performance in modeling the groundwater level. Molina et al. [7] proposed a decision support system based on the dynamic Bayesian network (DBNs) to assess the aquifer affected by groundwater use and climate change. The use of a Bayesian network in decision networks due to the nature of input data and their uncertainty could increase the accuracy of work.

2- Methodology

In this study, the groundwater level in the Qazvin aquifer

has been simulated by using the Bayesian network intelligent method based on probability reception.

2- 1- Study area

The study area of the Qazvin aquifer is located in the northwestern half of the salt lake catchment area. The area of the alluvial aquifer is 3683 square kilometers. The average groundwater level dropdown in the 15-year period (1996-2011) was 1.33 meters per year. There are 56 observation wells in this area that have a 10-year time series of groundwater level data that were used for modeling. Figure 1 shows the location of these observation wells in the Qazvin aquifer.

2- 2- Model validation

The model was validated using four statistical methods, including R square, Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), and Predictive accuracy index (P).

2- 3- Identifying the input parameters to the Bayesian network and how to model

Temperature, rainfall, aquifer feeding, groundwater abstraction, and water level in the previous month were identified as sensitive parameters for the model and used to predict the water level in the current month. The structure of

*Corresponding author's email: mohammadnezhad@qut.ac.ir



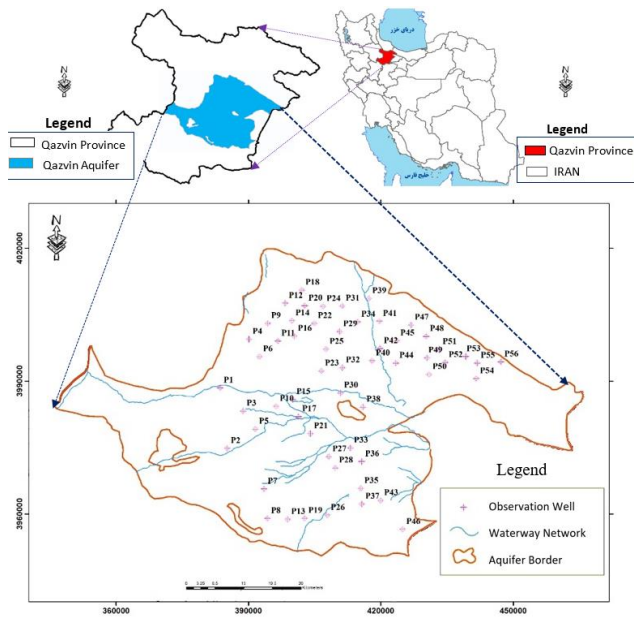


Fig. 1. Location of observation wells in Qazvin aquifer

the Bayesian network using the HUGIN model was compiled and modeled as Figure 2.

3- Results and Discussion

3- 1- Simulation of groundwater level in the explicit state

If the data from the previous month in the aquifer were used to estimate its groundwater level in the simulation model, the results showed that there is a good agreement between the observed and simulated groundwater level in most observation wells. In this case, 39 observation wells have a correlation coefficient above 90%, which indicates the appropriate accuracy of the Bayesian network for simulation in the monthly time step with a delay of one month before.

3- 2- Groundwater surface simulation in clustering mode

Results of the clustering model showed that most observation wells have very low accuracy in simulation. Therefore, the clustering method is inaccurate compared to the explicit mode. In general, the results indicate that the clustering model cannot enter data for simulation. It is worth mentioning that Kardan Moghaddam and Roozbahani [8] and Ebrahimi et al. [9] also expressed the accuracy of the clustering method is lower than the explicit method in simulating the groundwater level using the Bayesian network.

3- 3- Simulation of groundwater level in the explicit state with time delay

Groundwater level simulation was performed in Qazvin aquifer using Bayesian network with 2 and 3 months ago data. For example, the observed and predicted groundwater levels for an observation well were shown in Figure 3. As can be seen, the one-month delay was more accurate than the other two modes and provided good results.

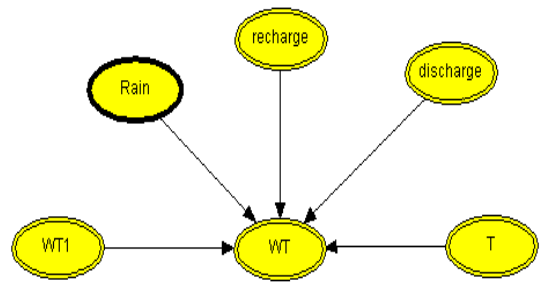


Fig. 2. Modeling parameters using Bayesian network

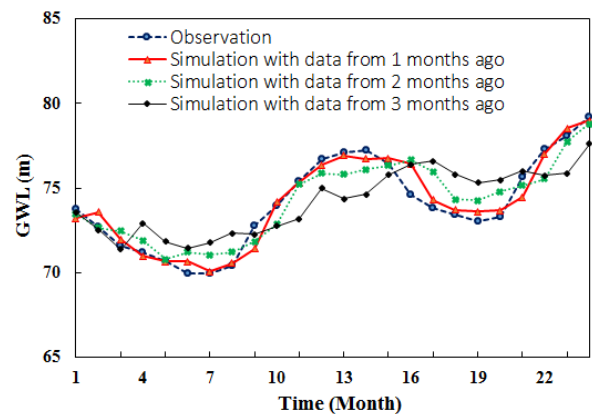


Fig. 3. Comparison of observational and simulated groundwater levels with Bayesian network in the 2-year statistical period in the observation well 9

4- Conclusions

In this study, the Bayesian network model was evaluated in three modes using explicit, clustering, and explicit approaches with time delays of one, two, and three months to predict groundwater level in the Qazvin aquifer. Five parameters of precipitation, temperature, aquifer recharge, aquifer discharge, and groundwater level in the previous month were defined as input variables and groundwater level in the coming month as output variables. In the case of explicit mode, the results showed that the correlation coefficient between the observed and simulated groundwater level was 0.82 and the RMSE was estimated to be 1.87 m. In this case, the Bayesian network has the appropriate accuracy in simulation in the monthly time step with a delay of one month before. The simulation accuracy in the clustering mode was less than the explicit mode. The general analysis of the results showed that with increasing the time delay, the correlation coefficient between the observed and simulated results decreases. So that the average correlation coefficient in the time delay of one month is equal to 0.82, in the delay of two months is 0.73 and in the delay of three months is 0.64.

Also, the RMSE is 1.87 m, 3.76 m, and 6.42 m in one, Two, and three-month delay, respectively. Therefore, the longer time of data interval for prediction has the lower accuracy of the simulation results. In general, groundwater level prediction has better results in the Qazvin aquifer by using a delay time step (one month) in the Bayesian network model.

References

- [1] T. Chan, H. Ross, S. Hoverman, B. Powell, Participatory development of a Bayesian network model for catchment-based water resource management, *Water Resources Research*, 46(7) (2010).
- [2] K. Shihab, N. Al-Chalabi, An efficient method for assessing water quality based on Bayesian belief networks, *International Journal on Soft Computing*, 5(2) (2014) 21.
- [3] J.Y. Shin, M. Ajmal, J. Yoo, T.-W. Kim, A Bayesian network-based probabilistic framework for drought forecasting and outlook, *Advances in Meteorology*, 2016 (2016).
- [4] H. Wang, C. Wang, Y. Wang, X. Gao, C. Yu, Bayesian forecasting and uncertainty quantifying of stream flows using Metropolis–Hastings Markov Chain Monte Carlo algorithm, *Journal of hydrology*, 549 (2017) 476-483.
- [5] T. Xu, A.J. Valocchi, M. Ye, F. Liang, Y.F. Lin, Bayesian calibration of groundwater models with input data uncertainty, *Water Resources Research*, 53(4) (2017) 3224-3245.
- [6] B. Choubin, F.S. Hosseini, Z. Fried, A. Mosavi, Application of Bayesian Regularized Neural Networks for Groundwater Level Modeling, in: 2020 IEEE 3rd International Conference and Workshop in Óbuda on Electrical and Power Engineering (CANDO-EPE), 2020, pp. 000209-000212.
- [7] J.-L. Molina, D. Pulido-Velázquez, J.L. García-Aróstegui, M. Pulido-Velázquez, Dynamic Bayesian networks as a decision support tool for assessing climate change impacts on highly stressed groundwater systems, *Journal of Hydrology*, 479 (2013) 113-129.
- [8] K.M. Hamid, A. Roozbahani, Evaluation of Bayesian Networks Model in Monthly Forecasting of Groundwater Level (Case Study: Birjand Aquifer), *Journal of Water and Irrigation Management*, 5(2) (2015) 139-151.
- [9] E. Ebrahim, A. Roozbahani, B. Mohammad Ebrahim, Groundwater level prediction using dynamic Bayesian networks model based on sensitivity analysis (Case study: Birjand plain), *Iranian Water Researches Journal*, 12(29) (2018) 91-100.

HOW TO CITE THIS ARTICLE

B. A. Mohammadnezhad, S. Sadegholvad, M. Jiryaei Sharahi, *A Bayesian network approach for predicting groundwater level (Case study: Qazvin aquifer)*, *Amirkabir J. Civil Eng.*, 54(3) (2022) 171-174.

DOI: [10.22060/ceej.2021.19101.7067](https://doi.org/10.22060/ceej.2021.19101.7067)





استفاده از رویکرد شبکه بیزین جهت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی (مطالعه موردی: آبخوان قزوین)

بايرامعلی محمدنژاد^{*}، شایان صادق الوعدا، مرتضی جیریایی شراهی^۱

۱- دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه صنعتی قم، قم، ایران

۲- دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران، تهران، ایران

تاریخچه داوری:

دریافت: ۱۳۹۹/۰۷/۱۵

بازنگری: ۱۴۰۰/۰۳/۱۱

پذیرش: ۱۴۰۰/۰۳/۱۲

ارائه آنلاین: ۱۴۰۰/۰۳/۲۹

کلمات کلیدی:

آبخوان قزوین

خوشه‌بندی

سطح آب زیرزمینی

شبکه بیزین

شبیه‌سازی

خلاصه: استفاده بی‌رویه از منابع آب زیرزمینی سبب شده تا وضعیت آبخوان‌ها در شرایط بحرانی قرار گیرد. این مطالعه به ارائه یک چارچوب در استفاده از شبکه بیزین در برآورد سطح آب زیرزمینی و تحلیل هیدروگراف آبخوان می‌پردازد. ۵ متغیر دما، سطح آب زیرزمینی در ماه قبل، برداشت از آب زیرزمینی، تغذیه آبخوان و بارندگی به عنوان متغیرهای ورودی و سطح آب زیرزمینی در ماه فعلی به عنوان متغیر خروجی شبکه بیزین معرفی گردید. یک دوره آماری ۱۰ ساله، ۸ سال جهت آموزش و ۲ سال جهت صحت‌سنجی مدل، استفاده شد. مدل شبکه بیزین در سه حالت صریح، خوشه‌بندی و حالت با تاخیر دو و سه ماهه اجرا و مورد تحلیل قرار گرفت. نتایج شبیه‌سازی در حالت صریح نشان داد که بیشتر چاههای مشاهده‌ای دارای همبستگی مناسبی بین سطح آب زیرزمینی شبیه‌سازی شده و مشاهداتی می‌باشد. نتایج حالت خوشه‌بندی نسبت به حالت صریح دارای دقت کمتری بود. در حالت سوم، تاخیر دو و سه ماهه جهت شبیه‌سازی استفاده شد. در این حالت نتایج نشان داد که میزان همبستگی بین سطح آب زیرزمینی مشاهده شده و شبیه‌سازی شده کاهش یافته است به گونه‌ای که در تاخیر زمانی یک ماهه، ریشه میانگین مجذور مربعات خطا برابر ۱/۸۷ متر، در حالت با تاخیر دو ماهه ۳/۷۶ متر و در حالت سه ماهه برابر ۶/۴۲ متر است. بنابراین، تاخیر زمانی یک ماهه جهت شبیه‌سازی‌ها انتخاب گردید و به منظور ارزیابی و برآورد تغییرات کل آبخوان از هیدروگراف آبخوان استفاده شد که نتایج حاکی از دقت مناسب نتایج برای کل آبخوان می‌باشد.

۱- مقدمه

با توجه به اینکه آب‌های زیرزمینی یکی از منابع تأمین‌کننده آب مصرفی در جهت مصارف گوناگون می‌باشد لذا مدیریت و ارزیابی این منابع یکی از اساسی‌ترین مراحل مدیریت منابع آب و لازمه‌ی مدیریت پایدار منابع آب است. محدودیت منابع آب سطحی در برخی از حوضه‌های آبریز و افزایش تقاضای آب در چند دهه اخیر باعث وارد شدن فشار مضاعف بر سفره‌های آب زیرزمینی دشت‌های کشور و تبدیل شدن آن‌ها به دشت‌های ممنوعه و تحت تنش آبی شده است. بهره‌برداری زیاد از منابع آب زیرزمینی در شرایطی که امکان برداشت تلفیقی از آب سطحی و زیرزمینی وجود ندارد، خسارت جبران‌ناپذیری را به منابع آب وارد نموده است. در واقع بهره‌برداری غیراصولی و بیش از حد مجاز از آبخوان‌ها به همراه کاهش فاکتور تغذیه‌کننده بارش به خصوص در دشت‌هایی که تکیه اصلی منابع آب بر بارندگی مستقیم می‌باشد، موجب افت شدید کمی و کیفی این منابع شده است.

لذا برنامه‌ریزی در جهت شناسایی پتانسیل‌ها و وضعیت آبخوان‌ها بسیار حائز اهمیت است. امروزه با رشد تکنولوژی و استفاده از ظرفیت‌های علوم رایان‌های باعث شده رویکردهای مختلفی جهت برنامه‌ریزی و مدیریت به کار آید. تاکنون مدل‌های زیادی جهت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی به کار برده شده است. از جمله این مدل‌ها می‌توان به مدل‌های سری زمانی تجربی و مدل‌های فیزیکی اشاره کرد. استفاده از مدل‌های جعبه سیاه نظیر شبکه عصبی مصنوعی، انفیس، سری زمانی و غیره از جمله مدل‌هایی هستند که در پیش‌بینی پدیده‌های هیدروژئولوژیکی به کار برده می‌شود.

در دهه اخیر، استفاده از مدل شبکه‌های بیزین، به دلیل ساختار قابل انعطاف و ساده، جهت پیش‌بینی در زمینه‌های مختلف مهندسی آب از جمله مدیریت یکپارچه منابع آب در حوضه آبریز [۱]، کیفیت آب‌های زیرزمینی [۲]، پیش‌بینی‌های خشکسالی [۳]، سیستم تأمین و تقاضای آب شیرین مناطق ساحلی [۴]، احتمال شکست شبکه‌های جمع‌آوری فاضلاب [۵]،

^{*} نویسنده عهده‌دار مکاتبات: mohammadnezhad@qut.ac.ir



کم آبی دارد، شبیه‌سازی شده است. پارامترهای مختلف موثر بر سطح آب زیرزمینی در شبکه بیزین با رویکرد احتمالاتی بر اساس سری‌های زمانی می‌تواند نتایج مناسبی را جهت شبیه‌سازی و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی به دست آورند. محدوده مورد مطالعه، با توجه به دارا بودن یک شبکه آبیاری و زهکشی، حجم بالایی از مصارف آب را به همراه داشته و لزوم برنامه‌ریزی با حداقل عدم قطعیت می‌تواند متولیان مدیریت آب را جهت برون رفت از بحران کم آبی کمک کند.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

محدوده مطالعاتی آبخوان قزوین در نیمه شمال غربی حوزه آبریز دریاچه نمک قرار دارد. مساحت ارتفاعات و دشت در این محدوده به ترتیب ۵۳۷۱ و ۴۱۳۰ کیلومتر مربع و حداکثر و حداقل ارتفاع محدوده نیز به ترتیب ۲۹۰۲ و ۱۱۳۱ متر می‌باشد. شهرهای مهم قزوین و تاکستان در این محدوده واقع شده‌اند. وسعت آبخوان آبرفتی منطقه ۳۶۸۳ کیلومتر مربع می‌باشد که ۸۹/۱۸ درصد از کل وسعت دشت قزوین را شامل می‌شود. متوسط میزان تخلیه و برداشت سالانه از این آبخوان آبرفتی در دوره آماری ۱۵ ساله (۱۳۷۵-۱۳۹۰) حدود ۱۵۵۸/۸۵ میلیون متر مکعب در سال می‌باشد، به این ترتیب قدرت آبدهی آبخوان آبرفتی این محدوده مطالعاتی ۴۲۳/۲۶ هزار متر مکعب در سال در کیلومتر مربع بوده است. بررسی تغییرات سطح آب زیرزمینی نشان می‌دهد که متوسط افت سطح آب زیرزمینی منطقه در دوره ۱۵ ساله (۱۳۷۵-۹۰) ۱/۳۳ متر در سال بوده، که بیشترین مقدار نرخ افت در طی دوره ۱۰ ساله (۱۳۷۵-۸۵) برابر ۱/۵۹ متر در سال بوده است. در این محدوده ۵۶ چاه مشاهده‌ای وجود دارد که دارای سری زمانی ۱۰ ساله سطح آب زیرزمینی می‌باشد که از آن‌ها جهت مدل‌سازی استفاده شد. در شکل ۱ موقعیت این چاه‌های مشاهده‌ای در آبخوان قزوین نمایش داده شده است.

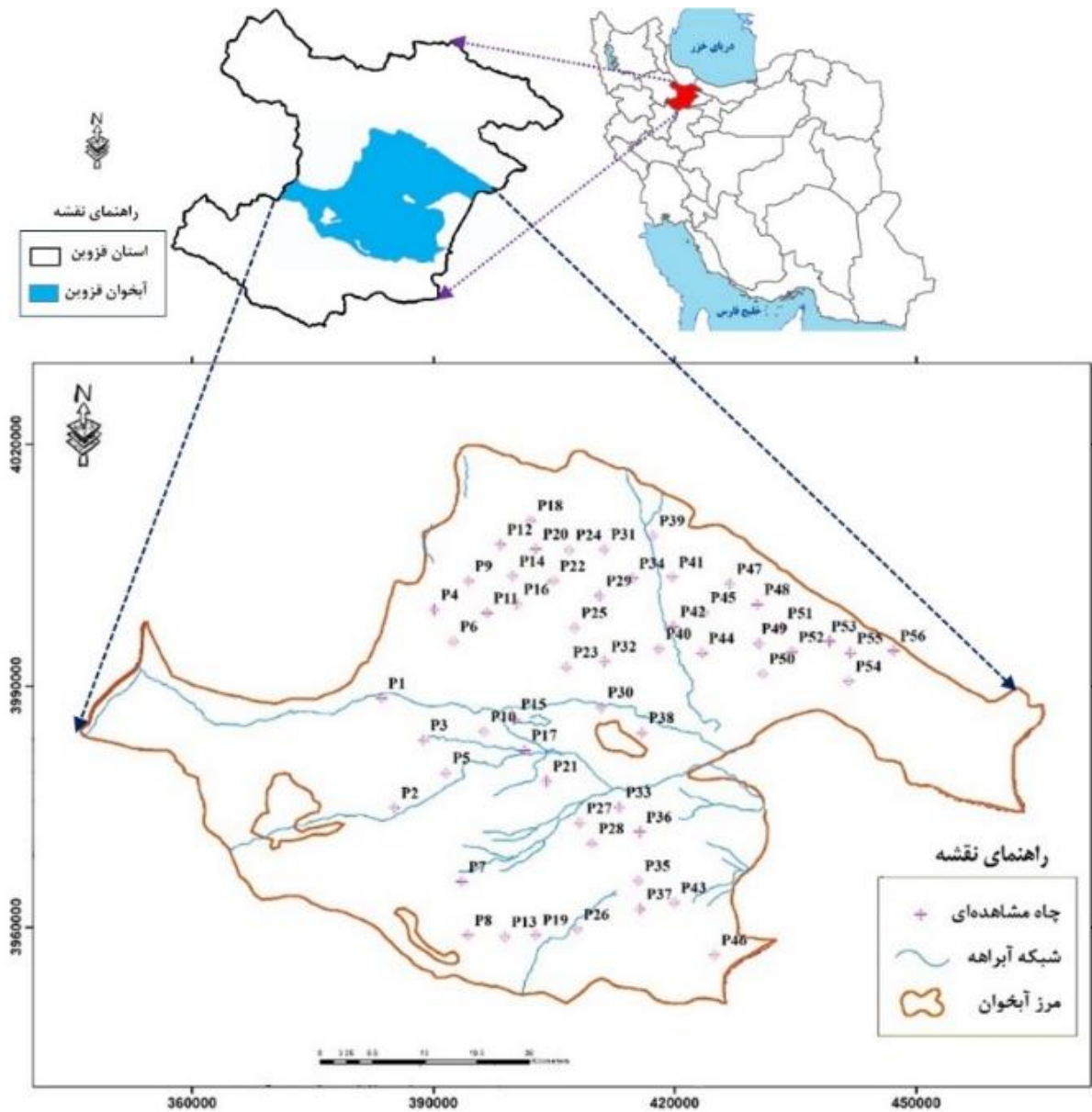
۲-۲- شبکه بیزین

شبکه بیزین یک مدل گرافیکی برای بیان روابط احتمالاتی بین متغیرها است. این شبکه به دلیل سرعت بالا، نمایش گرافیکی، قرار نداشتن حداقلی برای داده‌ها، سادگی در به کارگیری، ترکیب منابع مختلف داده و مدیریت عدم قطعیت‌ها در مطالعات مختلف رشد روزافزونی داشته است [۱۵]. این شبکه قابلیت به کارگیری در شرایط نقصان داده، ترکیب نظرات کارشناسی، برورسانی پارامترها و احتمالات شرطی بین آن‌ها و استفاده از محاسبات

پیش‌بینی جریان رودخانه‌ها [۶] و مدل‌سازی آب‌های زیرزمینی [۷]، توسعه پیدا کرده است. شبکه‌های بیزین یکپارچه دارای مزایای فراوانی هستند [۸]، از جمله توانایی آن‌ها در ترکیب داده‌های کمی و کیفی، صراحت آن‌ها در بررسی عدم قطعیت‌ها، ارائه یک سیستم مفهومی حتی زمانی که کل فرایند در یک سیستم حضور ندارند، است. همچنین می‌توانند به عنوان یک دانش جدید به آسانی به‌روز شده و مورد استفاده قرار گیرند [۹]. رامین و همکاران [۱۰] از یک مدل بیزین برای ترکیب چند مدل مختلف جهت پیش‌بینی کیفیت آب و تعیین عوامل موثر بر آن استفاده نمودند. ایشان از یک مدل پیچیده که با بیزین ترکیب می‌شود و ۱۴ متغیر را در نظر می‌گیرد، استفاده کردند. نتایج ترکیب مدل‌های موجود کارایی شبکه بیزین را در این تحقیق نشان می‌دهد. نوره و همکاران [۱۱] نشان دادند که استفاده از شبکه‌های بیزین در پیش‌بینی ورودی ماهانه و سالانه سد، نتایج بهتری نسبت به مدل عددی دارد.

چوبین و همکاران [۱۲] کاربرد شبکه‌های عصبی منظم بیزین را برای مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج آن‌ها نشان داد که این مدل عملکرد بسیار خوبی در مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی دارد. همچنین تجزیه و تحلیل اهمیت متغیرها نشان داد که متغیرهای سطح آب زیرزمینی در زمان قبل، جریان خروجی، دما، تبخیر و بارش به ترتیب متغیرهای مهم بوده و سهم بالاتری در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دارند. مولینا و همکاران [۱۳] یک سیستم پشتیبانی تصمیم‌گیری، بر اساس شبکه بیزین پویا (DBNs) را برای ارزیابی سطح آبخوان تحت تأثیر استفاده از آب زیرزمینی و تغییرات اقلیمی پیشنهاد کردند. استفاده از شبکه بیزین در شبکه‌های تصمیم‌گیری با توجه به ذات داده‌های ورودی و عدم قطعیت آن‌ها توانست دقت کار را افزایش دهد. کاردان مقدم و روزبهرانی [۱۴]، مدل شبکه‌های بیزین در پیش‌بینی ماهانه سطح آب زیرزمینی را در آبخوان بیرجند مورد ارزیابی قرار دادند. آن‌ها در این مطالعه از مدل‌های بیزین با استفاده از دو ساختار خوشه‌بندی و صریح برای شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی آبخوان استفاده کردند. نتایج نهایی نشان داد که شبکه بیزین در شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی تحت عدم قطعیت ابزار قوی بوده و متوسط ضریب تبیین برای ۱۳ پیرومتر در آبخوان در حالت صریح ۰/۸۳ و در حالت خوشه‌بندی ۰/۵۶ است. همچنین استفاده از ساختار صریح برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در هر پیرومتر آبخوان می‌تواند با همبستگی بیشتر به کار برده شود.

در این مقاله با استفاده از روش هوشمند شبکه بیزین مبتنی بر دریافت احتمالات، پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در دشت قزوین، که مشکلات



شکل ۱. موقعیت چاه‌های مشاهده‌ای در آبخوان قزوین

Fig. 1. Location of observation wells in Qazvin aquifer

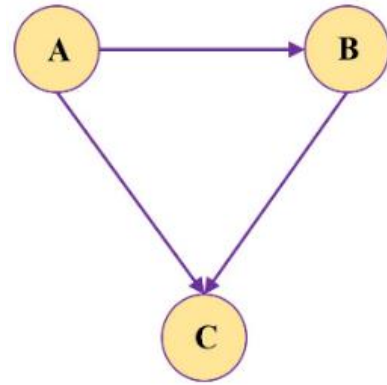
شکل ۲ نمونه ساده از رابطه شبکه بیزین را نشان می‌دهد. مطابق این شکل متغیرهای A و B نقش مهمی در پیش‌بینی یا وقوع متغیر وابسته C دارند. A و B علت وقوع C می‌باشند و افزایش یا کاهش آن، معلول آن دو است. همچنین متغیر B خود وابسته به متغیر A است. احتمال توأم آن‌ها از رابطه (۱) به دست می‌آید.

رو به جلو و رو به عقب را دارد. شبکه بیزین مشابه اکثر مدل‌های هوش مصنوعی از ساختار آموزش محور تشکیل شده است. استفاده از شبکه بیزین با توجه به رویکرد احتمالاتی جهت مدل‌سازی عدم قطعیت کاربرد قوی دارد. شبکه بیزین از مجموعه گره‌های متصل بهم که دو حالت وقوع و عدم وقوع یک فرآیند را بررسی می‌کنند تشکیل شده‌اند.

۲-۲-۱- معماری شبکه بیزین

دو رویکرد خوشه‌بندی و استفاده از سری زمانی داده‌ها به صورت صریح برای ورود متغیرها به شبکه بیزین جهت شبیه‌سازی وجود دارد. همچنین به منظور ارزیابی دقت شبیه‌سازی اولیه این مدل، داده‌های ورودی به دو دسته کالیبراسیون (داده‌های مورد استفاده برای آموزش شبکه‌ی بیزین) و صحت‌سنجی (جهت بررسی دقت شبکه آموزش دیده) تقسیم می‌شود. معمولاً نسبت تقسیم این داده‌ها ۷۰-۳۰ یا ۸۰-۲۰ در نظر گرفته می‌شود. در انتخاب این داده‌ها می‌توان از روش‌های تصادفی استفاده کرد تا طیف داده‌های انتخابی نماینده‌ی مناسبی از کل سری داده‌های موجود باشد. در این روش، بر اساس آزمون و خطا، تصمیم‌گیری درباره انتخاب دوره کالیبراسیون با مقایسه نتایج سری زمانی شبیه‌سازی شده و سری زمانی مشاهداتی انجام می‌گیرد و کالیبراسیون زمانی پایان می‌یابد که این دو بر یکدیگر بیشترین انطباق را داشته باشند.

پس از آماده‌سازی داده‌ها، آموزش در شبکه بیزین با توجه به ساختار و روابط احتمالاتی می‌بایست مورد تحلیل و بررسی قرار گیرد [۱۸]. آموزش به صورت استفاده از داده‌های مشاهداتی در دو مرحله آموزش ساختار شبکه و آموزش پارامترهای شبکه انجام می‌شود. آموزش ساختار شبکه به معنای تعیین متغیرهای وابسته و مستقل و یافتن ارتباط ممکن بین متغیرهایی است



شکل ۲. نمونه ساده از شبکه بیزین [۱۶]

Fig. 2. simple example of a Bayesian network [16]

$$P(A, B, C) = P(A).P(B|A).P(C|A, B) \quad (1)$$

این شبکه‌ها قابلیت پیش‌بینی، تشخیص ناهنجاری، مباحث تشخیصی، پیش خودکار، استدلال، پیش‌بینی سری زمانی و تصمیم‌گیری در عدم قطعیت را دارند. شکل ۳ این توانایی‌ها را از نظر چهار دسته‌بندی، تحلیل توصیفی، تشخیصی، پیش‌بینی و دستورالعملی نشان می‌دهد [۱۷].



شکل ۳. تحلیل‌های توصیفی، تشخیصی، پیش‌بینی کنندگی و دستورالعملی با شبکه‌های بیزین

Fig. 3. Descriptive, diagnostic, predictive, and instructional analyzes with Bayesian networks

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |(O_i - S_i)|}{n} \quad (4)$$

$$P = 100 \times \frac{P_i}{P_t} \quad (5)$$

که در آن‌ها: O_i و S_i به ترتیب i امین داده شبیه‌سازی شده توسط مدل و مشاهداتی، \bar{O} و \bar{S} به ترتیب میانگین کل داده‌های O_i و S_i در جامعه آماری، n تعداد داده‌ها، R ضریب همبستگی، P_i تعداد حالات صحیح و P_t تعداد کل حالات می‌باشد.

۲-۲-۳- شناسایی پارامترهای ورودی به شبکه بیزین و نحوه مدل‌سازی تحلیل پارامترهای ورودی به شبکه بیزین جهت مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی بسیار حائز اهمیت است. بدین منظور با استفاده از نتایج مطالعات مختلف انجام شده پارامترهای مختلفی که می‌تواند در پیش‌بینی آب زیرزمینی موثر باشد را انتخاب و پس از مدل‌سازی با تغییرات آن‌ها پارامترهای نهایی جهت مدل‌سازی انتخاب شدند. پارامترهای بارش، دما، برداشت از آب زیرزمینی، سطح آب زیرزمینی در ماه فعلی، سطح آب زیرزمینی در ماه قبل، سطح آب زیرزمینی در دو ماه قبل، تغذیه آبخوان در مدل وارد شد. پس از انجام مدل‌سازی اولیه ۵ پارامتر دما، بارندگی، تغذیه آبخوان، برداشت از آب زیرزمینی و سطح آب در ماه قبل پارامترهای حساس مدل شناسایی و جهت مدل‌سازی و پیش‌بینی سطح آب در ماه کنونی به روش صریح و خوشه‌بندی استفاده شد.

پس از شناسایی پارامترهای ورودی به شبکه بیزین، شبیه‌سازی به دو صورت ورود داده‌ها به صورت صریح و خوشه‌بندی به مدل انجام شد. در هر دو حالت، مدل برای مدت ۱۰ سال (۱۲۰ گام زمانی ماهانه) شبیه‌سازی شد. به منظور افزایش دقت مدل، ۸ سال جهت واسنجی مدل و ۲ سال برای صحت‌سنجی نتایج انتخاب شد. دو سناریوی تاخیر زمانی جهت شبیه‌سازی و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی نیز استفاده شد. این دو سناریو با توجه به اثربخشی برخی پارامترها در گام‌های زمانی متوالی مورد استفاده قرار گرفت. بررسی‌ها نشان می‌دهد که در آبخوان‌های با ضخامت متوسط تا زیاد، انتقال برخی عوامل تغذیه آبخوان زمان‌بر بوده و بیش از مدت زمان یک ماه انجام می‌گیرد. بدین منظور جهت ارزیابی نتایج از دو تاخیر زمانی دو و سه ماهه نیز

که روابط علت و معلولی آن‌ها بر اساس داده‌های مشاهداتی قابل تشخیص است. اما آموزش پارامترها به معنی ساختن احتمالات شرطی بین هر دو گره از شبکه با داشتن ساختار آموزش دیده آن و همچنین داده‌های مشاهداتی است.

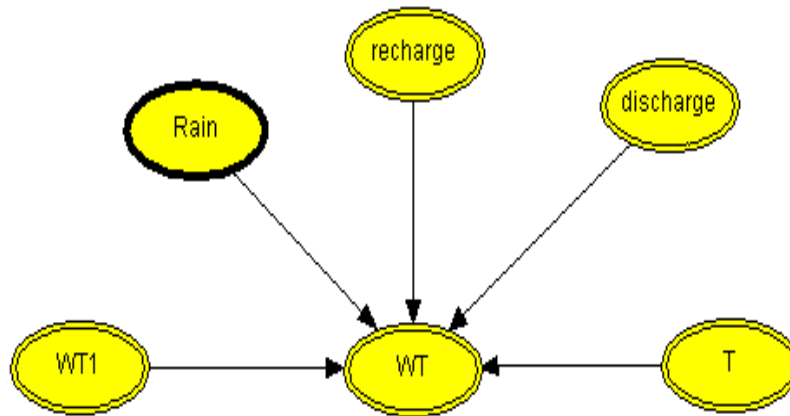
الگوریتم‌های متفاوتی برای آموزش ساختار شبکه وجود دارد. دو الگوریتم PC و NPC (Necessary Path Condition) از معروف‌ترین الگوریتم‌های مورد استفاده برای این منظور هستند. الگوریتم NPC توسط محققین موسسه زمینس مونیخ برای رفع مشکلات الگوریتم‌های آموزش ساختار PC توسعه داده شده است. اصول اولیه روش‌های PC و NPC مشابه هستند و در هر دو روش آموزش ساختار بر اساس انجام آزمون وابستگی (استقلال شرطی) صورت گرفته و آماره این آزمون با فرض وجود استقلال شرطی محاسبه می‌شود. یکی از مشخصه‌هایی که برای تصمیم‌گیری کمک می‌کند آماره آزمون است. آماره تابعی از مشاهدات است که به پارامتر مجهول بستگی ندارد، بنابراین با داشتن یک نمونه تصادفی می‌توان مقدار آماره را تعیین کرد و از روی آن برای رد یا عدم رد فرضیه اولیه تصمیم‌گیری نمود [۱۹].

۲-۲-۲- صحت‌سنجی مدل

پس از آموزش شبکه بیزین، صحت‌سنجی مدل به منظور بررسی عملکرد شبکه بیزین از اهمیت بالایی برخوردار است. برای انجام این مرحله شبیه‌سازی با استفاده از سری زمانی متغیرهای ورودی، که قبلاً به عنوان داده‌های صحت‌سنجی مشخص شده است، انجام می‌شود. به منظور ارزیابی نتایج حاصل از صحت‌سنجی می‌توان از شاخص‌های مختلفی استفاده کرد. در این مطالعه از چهار شاخص ضریب تبیین (R^2)، ریشه میانگین مجذور مربعات خطا (RMSE)، میانگین خطای مطلق (MAE) و شاخص دقت پیش‌بینی (P) استفاده گردید. شاخص‌های آماری به صورت روابط زیر قابل محاسبه می‌باشند.

$$R^2 = \frac{\left[\sum_{i=1}^n (S_i - \bar{S})(O_i - \bar{O}) \right]^2}{\sum_{i=1}^n (S_i - \bar{S})^2 \sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (O_i - S_i)^2} \quad (3)$$



شکل ۴. پارامترهای مدل‌سازی با استفاده از شبکه بیزین

Fig. 4. Modeling parameters using Bayesian network

روش K میانگین، کاربردی‌ترین روش خوشه‌بندی داده‌هاست. این روش اولین بار توسط مک کوین ارائه شد. تعداد خوشه‌ها در این روش ثابت و از پیش تعیین شده است [۲۱]. این روش برای خوشه‌بندی داده‌هایی طراحی شده است که به صورت عددی (کمی) باشند و خوشه دارای مرکزی به نام میانگین باشد. در این روش، ابتدا اشیاء به صورت تصادفی به K خوشه تقسیم می‌شوند. در گام بعد، مرکز هر یک از اشیاء از مرکز خوشه خود محاسبه می‌شود. در صورتی که فاصله شیء مورد نظر از میانگین خوشه خود زیاد و به خوشه دیگری نزدیک‌تر باشد، این شیء به خوشه‌ای که نزدیک‌تر است اختصاص می‌یابد. این کار آن قدر تکرار می‌یابد تا تابع خطا حداقل شود و یا تابع خطا تغییر نکند [۲۲]. پس از خوشه‌بندی داده‌ها، با استفاده از اعمال الگوریتم‌های مختلف خوشه‌بندی، تعیین تعداد خوشه بهینه بسیار حائز اهمیت است. هدف از اعتبارسنجی خوشه‌ها یافتن خوشه‌هایی است که بهترین تناسب را با داده‌های مورد نظر داشته باشند. دو معیار پایه اندازه‌گیری پیشنهاد شده برای ارزیابی و انتخاب خوشه‌های بهینه عبارتند از:

تراکم: داده‌های متعلق به یک خوشه بایستی تا حد ممکن به یکدیگر نزدیک باشند. معیار رایج برای تعیین میزان تراکم داده‌ها واریانس داده‌ها است.

جدایی: خوشه‌ها خود بایستی به اندازه کافی از یکدیگر جدا باشند.

جهت شبیه‌سازی و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی استفاده گردید. پس از ارزیابی و تعیین پارامترهای موثر در مدل‌سازی با استفاده از شبکه بیزین برای تعیین تراز آب زیرزمینی، ساختار شبکه بیزین با استفاده از مدل HUGIN به صورت شکل ۴ تدوین و مدل‌سازی شد. فلش‌های بین متغیرها مختلف مدل‌سازی بر اساس همبستگی و ارتباط بین آن‌ها توسط مدل تدوین و با توجه به حالات مختلف در مدل‌سازی اعمال شد. در کلیه حالات شبیه‌سازی از یک سری زمانی داده‌ها، گام زمانی یکسان ماهانه و دوره‌های یکسان آموزش و صحت‌سنجی استفاده شده است.

۲-۲-۴ خوشه بندی

یکی از رویکردهای ورود داده‌ها به شبکه بیزین، استفاده از داده‌ها در حالت خوشه‌بندی است. خوشه، مجموعه اشیایی است که فاصله آن‌ها نسبت به یکدیگر کم و نسبت به اعضای دیگر زیاد است. باک [۲۰] برای تمامی اشیای داخل یک خوشه، دارا بودن دست کم یکی از ویژگی‌های زیر را ضروری می‌داند:

- ویژگی‌های آن‌ها یکسان یا نزدیک به هم است.
- فاصله یا عدم تشابهات دو به دوی آن‌ها، کم است.
- با حداقل یکی از اعضای همان گروه روابط یا تماس‌هایی دارد.
- به روشنی از مجموعه‌های مکمل (مجموعه اعضای گروه‌های دیگر) جداپذیر است.

جدول ۱. شاخص های آماری محاسبه شده برای سطح آب زیرزمینی شبیه سازی شده و مشاهداتی بر حسب متر

Table 1. Statistical indicators calculated for simulated and observed groundwater level in meters

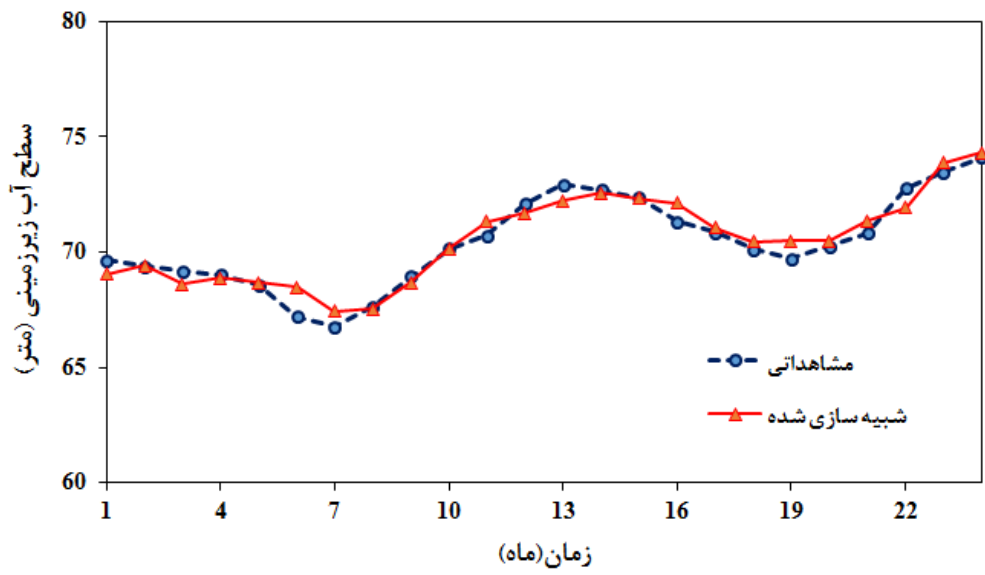
چاه	ضریب	RMSE	MAE	چاه	ضریب	RMSE	MAE
مشاهده‌ای	همبستگی	(m)	(m)	مشاهده‌ای	همبستگی	(m)	(m)
۱	۰/۹	۱/۰۶	۰/۷۶	۲۹	۰/۱۱	۶/۱۹	۴/۴
۲	۰/۹۹	۰/۲۷	۰/۱۹	۳۰	۰/۲۲	۹/۲۷	۷/۸
۳	۰/۹۵	۰/۸۷	۰/۶۴	۳۱	۰/۹۶	۰/۷۳	۰/۵۹
۴	۰/۹۹	۰/۱۸	۰/۱۶	۳۲	۰/۹۵	۰/۳۱	۰/۳۴
۵	۰/۹۲	۰/۷۸	۰/۵۴	۳۳	۰/۹۹	۰/۲۶	۰/۳۴
۶	۰/۳۹	۴/۷۱	۳/۱۳	۳۴	۰/۹۴	۰/۴۵	۰/۳
۷	۰/۹۹	۰/۱۸	۰/۱۴	۳۵	۰/۹۴	۰/۳	۰/۳۴
۸	۰/۹۶	۰/۳۶	۰/۲۵	۳۶	۰/۹۲	۰/۲۲	۰/۱۶
۹	۰/۹۷	۰/۶۵	۰/۴۹	۳۷	۰/۳۶	۰/۶۹	۰/۵۶
۱۰	۰/۸۵	۰/۲۹	۰/۲۴	۳۸	۰/۵۵	۲/۹۹	۲/۷۱
۱۱	۰/۹۶	۰/۵۲	۰/۴۱	۳۹	۰/۷۴	۷/۷۸	۷/۴۴
۱۲	۰/۹۸	۰/۳۱	۰/۲۵	۴۰	۰/۵۳	۴/۰۷	۳/۶۸
۱۳	۰/۵۷	۱۰/۳	۱۰/۱۲	۴۱	۰/۹۸	۰/۵	۰/۳۶
۱۴	۰/۹۶	۰/۵۹	۰/۵۱	۴۲	۰/۹۸	۰/۴۸	۰/۴
۱۵	۰/۰۸	۴/۷۸	۴/۳۵	۴۳	۰/۹۸	۰/۱۴	۰/۱۲
۱۶	۰/۰۲	۲۳/۰۸	۱۹/۸۱	۴۴	۰/۸۷	۱/۴۱	۱/۲۱
۱۷	۰/۴	۳/۴۴	۲/۷۹	۴۵	۰/۹۸	۰/۲۹	۰/۲۵
۱۸	۰/۹۹	۰/۳	۰/۲۳	۴۶	۰/۹۷	۰/۱۲	۰/۰۹
۱۹	۰/۹۸	۰/۳	۰/۲۴	۴۷	۰/۹۸	۰/۴۷	۰/۳۸
۲۰	۰/۷۹	۱/۶۴	۱/۳۱	۴۸	۰/۹۶	۰/۶۷	۰/۳۹
۲۱	۰/۹۵	۰/۴۲	۰/۳۵	۴۹	۰/۹۳	۱/۱۵	۰/۸۳
۲۲	۰/۹۹	۰/۱۴	۰/۱۱	۵۰	۰/۹۲	۱/۴۶	۰/۹۴
۲۳	۰/۸۹	۰/۸	۰/۶۲	۵۱	۰/۹۳	۰/۶۳	۰/۳۴
۲۴	۰/۹۴	۱/۱۵	۰/۸	۵۲	۰/۴۴	۳/۹۲	۳/۶۲
۲۵	۰/۹۹	۰/۱۸	۰/۱۳	۵۳	۰/۹۷	۰/۵۶	۰/۳۸
۲۶	۰/۹۸	۰/۲۲	۰/۱۸	۵۴	۰/۸۴	۰/۵۸	۰/۴
۲۷	۰/۹۴	۰/۱۱	۰/۰۹	۵۵	۰/۹۴	۱/۱۶	۰/۹۶
۲۸	۰/۹۵	۰/۱	۰/۰۷	۵۶	۰/۹۸	۰/۴۱	۰/۳۲

۳- نتایج و بحث

۳-۱- شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی در حالت صریح

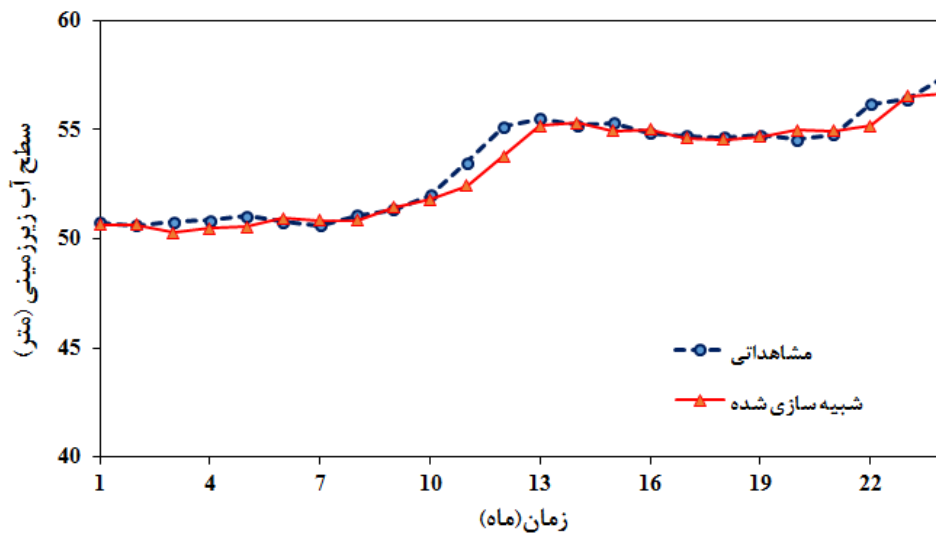
یک ماهه نشان می‌دهد که بیشتر چاه‌های مشاهده‌ای از نظر مقدار همبستگی بین سطح آب زیرزمینی شبیه‌سازی شده و مشاهداتی دارای دقت مناسبی می‌باشد و تنها ۸ چاه مشاهده‌ای دارای همبستگی کمتر از ۵۰ درصد است. ۳۹ چاه مشاهده‌ای در آبخوان قزوین دارای همبستگی بالای ۹۰ درصد است که نشان دهنده‌ی دقت مناسب شبکه بیزین جهت شبیه‌سازی در گام زمانی ماهانه با تاخیر یک ماه قبل است. به منظور تحلیل و ارزیابی نتایج آموزش شبکه بیزین و صحت‌سنجی نتایج مدل، نمودار سطح آب زیرزمینی شبیه‌سازی شده در مقابل سطح آب زیرزمینی مشاهداتی برای ۴ چاه مشاهده‌ای منطقه در شکل‌های ۵ تا ۸ ارائه شده است.

پس از آنالیز و آماده‌سازی داده‌های ورودی به مدل شبکه بیزین (داده‌های ماه قبل)، شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی (ماه کنونی) انجام و با داده‌های مشاهداتی مقایسه شد. برای این منظور سطح آب زیرزمینی پیش‌بینی شده و مشاهداتی در ۵۶ چاه مشاهده‌ای موجود در آبخوان قزوین بر اساس شاخص‌های آماری مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت. در جدول ۱ مقادیر شاخص‌های آماری محاسبه شده برای سطح آب زیرزمینی بر حسب متر در چاه‌های مشاهداتی موجود ارائه شده است. تحلیل نتایج شبیه‌سازی با استفاده از شبکه بیزین با تاخیر زمانی



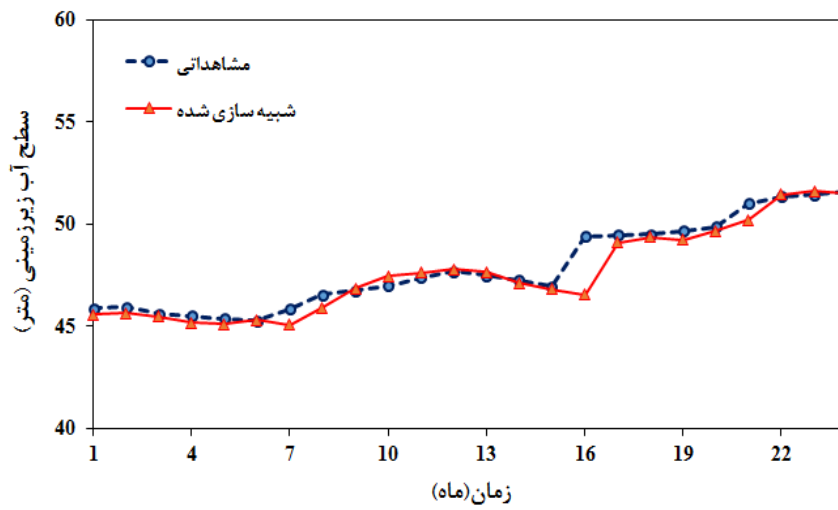
شکل ۵. سطح آب مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده در چاه شماره ۱۱

Fig. 5. Observed and simulated groundwater level in well number 11



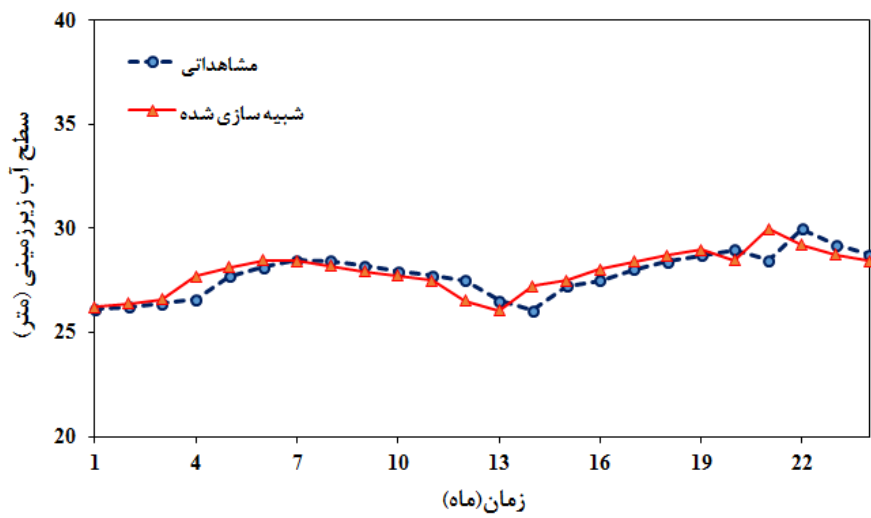
شکل ۶. سطح آب مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده در چاه شماره ۴۱

Fig. 6. Observed and simulated groundwater level in well number 41



شکل ۷. سطح آب مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده در چاه شماره ۴۸

Fig. 7. Observed and simulated groundwater level in well number 48



شکل ۸. سطح آب مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده در چاه شماره ۵۴

Fig. 8. Observed and simulated groundwater level in well number 54

جدول ۲. خوشه‌بندی متغیرهای شبکه بیزین و اعتبارسنجی آن

Table 2. Clustering of Bayesian network variables and its validation

ردیف	نام متغیر	تعداد خوشه بهینه
۱	بارش	۲
۲	دما	۴
۳	سطح آب زیرزمینی در زمان t-1	۳
۴	برداشت از آب زیرزمینی	۲
۵	تغذیه آب زیرزمینی	۲
۶	سطح آب زیرزمینی در زمان t	۵

۳-۲- شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی در حالت خوشه‌بندی

شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی با خوشه‌بندی متغیرهای ورودی انجام شد. به منظور افزایش کارایی این روش، تعیین تعداد خوشه مناسب حائز اهمیت است. بدین منظور از شاخص اعتبارسنجی عرض سیلهوت استفاده شد. بدین منظور با استفاده از کد این شاخص در نرم‌افزار MATLAB تعداد خوشه مناسب به دست آمد. در جدول ۲ تعداد خوشه بهینه محاسبه شده با این روش ارائه شده است. همانطور که مشاهده می‌شود، سطح آب زیرزمینی در زمان t دارای بیشترین تعداد خوشه می‌باشد.

پس از تعیین تعداد خوشه بهینه، جهت شبیه‌سازی با استفاده از شبکه بیزین و ساختارهای آموزشی مدل Hugin مدل‌سازی انجام شد. تغییرات سطح آب زیرزمینی بر اساس تعداد خوشه‌ها به دست آمد. به منظور صحت‌سنجی نتایج از روش تطبیق تعداد داده صحیح قرار گرفته شده در هر خوشه استفاده می‌شود. در این روش در صورتی که شماره خوشه شبیه‌سازی شده با شماره خوشه مشاهداتی برابر باشد نتایج حاکی از دقت مدل و در غیر این صورت حاکی از عدم دقت مدل است. جدول ۳ دقت مدل را برای ۵۶ چاه مشاهده‌ای در آبخوان قزوین نشان می‌دهد.

نتایج صحت‌سنجی در حالت خوشه‌بندی نشان می‌دهد که ۸ چاه مشاهده‌ای فاقد دقت بوده و دارای مقدار درصد دقت پیش‌بینی صفر می‌باشد. همچنین ۲۸ چاه مشاهده‌ای دارای دقت کمتر از ۵۰ درصد در شبیه‌سازی می‌باشد که حاکی از دقت نامناسب روش خوشه‌بندی نسبت به روش صریح است. همچنین تنها در ۳ چاه مشاهده‌ای دقت حداکثر ۱۰۰ درصدی و در ۱۴

چاه مشاهده‌ای دقت بالاتر از ۷۵ درصد حاصل شده است. به طور کلی نتایج حالت خوشه‌بندی حاکی از عدم توانایی این حالت جهت ورود داده‌ها جهت شبیه‌سازی است. شایان ذکر است کاردان مقدم و روزبهانی [۱۴] و ابراهیمی و همکاران [۲۲] نیز در شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی با استفاده از شبکه بیزین دقت روش خوشه‌بندی را پایین‌تر از روش صریح بیان داشتند. نمونه صحت‌سنجی نتایج شبیه‌سازی سطح آب با رویکرد خوشه‌بندی در چهار چاه مشاهده‌ای در آبخوان قزوین در شکل‌های ۹ تا ۱۲ ارائه شده است.

۳-۳- شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی در حالت صریح با تاخیر زمانی

با توجه به نتایج به دست آمده از شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی با استفاده از شبکه بیزین، سناریوی تاثیرپذیری سطح آب زیرزمینی در تاخیرهای زمانی بیشتر از یک ماه مطرح است. بر این اساس شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی با استفاده از شبکه بیزین، با تاخیر زمانی ۲ و ۳ ماهه نیز در آبخوان قزوین انجام گرفت. شبیه‌سازی این دو سناریو مشابه حالت تاخیر یک ماهه انجام شد. به منظور صحت‌سنجی نتایج حاصل از شبیه‌سازی سطح آب در ماه کنونی با داده‌های آبخوان ۲ و ۳ ماه قبل از زمان پیش‌بینی، شاخص‌های آماری برای ۵۶ چاه مشاهده‌ای در آبخوان قزوین محاسبه و نتایج در جدول ۴ ارائه شده است.

تحلیل کلی نتایج نشان می‌دهد که با افزایش تاخیر زمانی میزان ضریب همبستگی بین سطح آب زیرزمینی مشاهداتی و شبیه‌سازی شده کاهش می‌یابد. به طوری که میانگین ضریب همبستگی سطح آب زیرزمینی

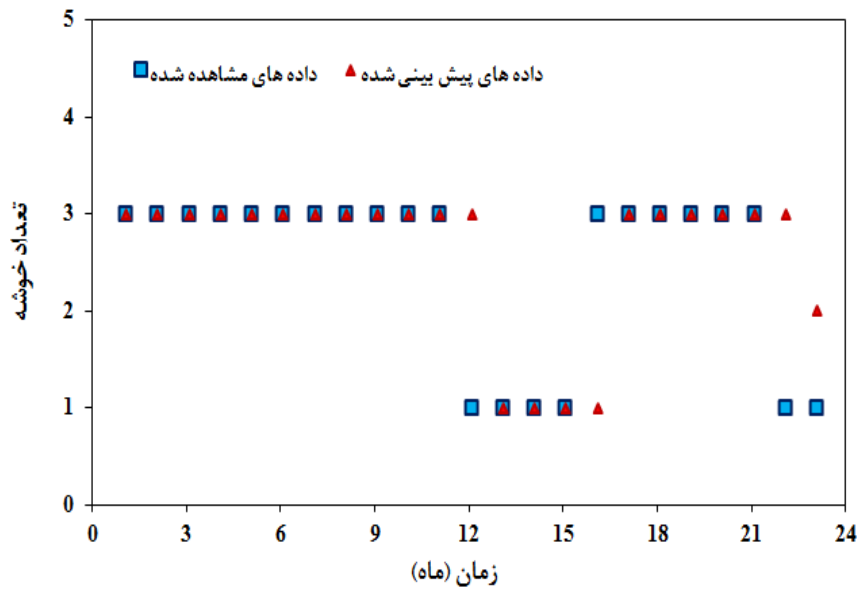
جدول ۳. دقت نتایج مدل‌سازی در حالت خوشه بندی

Table 3. Accuracy of modeling results in clustering mode

چاه مشاهده‌ای	تعداد خوشه صحیح	دقت پیش‌بینی (%)	چاه مشاهده‌ای	تعداد خوشه صحیح	دقت پیش‌بینی (%)	چاه مشاهده‌ای	تعداد خوشه صحیح	دقت پیش‌بینی (%)
۱	۶	۲۵/۰	۲۰	۲	۸/۳	۳۹	۰	۰/۰
۲	۲۰	۸۳/۳	۲۱	۱۱	۴۵/۸	۴۰	۰	۰/۰
۳	۸	۳۳/۳	۲۲	۲۳	۹۵/۸	۴۱	۱۴	۵۸/۳
۴	۲۳	۹۵/۸	۲۳	۸	۳۳/۳	۴۲	۱۲	۵۰/۰
۵	۱۱	۴۵/۸	۲۴	۱۱	۴۵/۸	۴۳	۲۴	۱۰۰/۰
۶	۸	۳۳/۳	۲۵	۲۲	۹۱/۷	۴۴	۳	۱۲/۵
۷	۲۱	۸۷/۵	۲۶	۲۰	۸۳/۳	۴۵	۱۴	۵۸/۳
۸	۱۸	۷۵/۰	۲۷	۲۴	۱۰۰/۰	۴۶	۲۴	۱۰۰/۰
۹	۱۰	۴۱/۷	۲۸	۲۳	۹۵/۸	۴۷	۱۱	۴۵/۸
۱۰	۱۶	۶۶/۷	۲۹	۱	۴/۲	۴۸	۱۵	۶۲/۵
۱۱	۱۱	۴۵/۸	۳۰	۰	۰/۰	۴۹	۵	۲۰/۸
۱۲	۱۲	۵۰/۰	۳۱	۹	۳۷/۵	۵۰	۱۰	۴۱/۷
۱۳	۰	۰/۰	۳۲	۱۷	۷۰/۸	۵۱	۱۷	۷۰/۸
۱۴	۸	۳۳/۳	۳۳	۱۹	۷۹/۲	۵۲	۰	۰/۰
۱۵	۰	۰/۰	۳۴	۱۶	۶۶/۷	۵۳	۱۳	۵۴/۲
۱۶	۰	۰/۰	۳۵	۱۵	۶۲/۵	۵۴	۱۳	۵۴/۲
۱۷	۱	۴/۲	۳۶	۲۰	۸۳/۳	۵۵	۴	۱۶/۷
۱۸	۱۹	۷۹/۲	۳۷	۹	۳۷/۵	۵۶	۱۴	۵۸/۳
۱۹	۱۶	۶۶/۷	۳۸	۰	۰/۰			

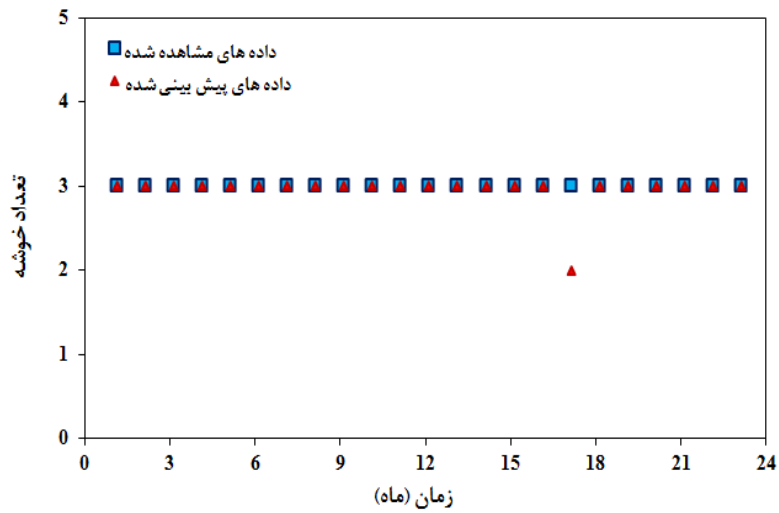
شبیه‌سازی و صحت‌سنجی آن به روش صریح با گام‌های زمانی تاخیر مختلف، پروفیل سطح آب زیرزمینی شبیه‌سازی شده و مشاهداتی در دوره ۲ ساله (دوره زمانی مشخص شده برای صحت‌سنجی) برای ۴ چاه مشاهده‌ای در شکل‌های ۱۳ تا ۱۶ ارائه شده است. همانطور که در این شکل‌ها مشخص است، مقایسه سطح آب زیرزمینی پیش‌بینی شده و مشاهداتی نشان می‌دهد که پیش‌بینی برای مدت یک ماه آینده دقت بالاتری نسبت به دو حالت دیگر داشته و نتایج قابل قبول و مناسبی را ارائه داده است.

در تاخیر زمانی یک ماهه برابر ۰/۸۲ و در تاخیر دو ماهه ۰/۷۳ و در تاخیر سه ماهه ۰/۶۴ می‌باشد. بر اساس نتایج حاصل، ریشه میانگین مجذور مربعات خطا نیز در تاخیر یک ماهه برابر ۱/۸۷ متر، تاخیر دو ماهه ۳/۷۶ متر و در تاخیر سه ماهه برابر ۶/۴۲ متر است. بنابراین هر چه فاصله زمانی پیش‌بینی بیشتر می‌شود از دقت نتایج حاصل کاسته می‌شود. به طور کلی نتایج نشان می‌دهد که جهت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در آبخوان قزوین، استفاده از یک گام زمانی تاخیر (یک ماه) در شبیه‌سازی‌ها، نتایج بهتری ارائه می‌دهد. به منظور بررسی کارایی



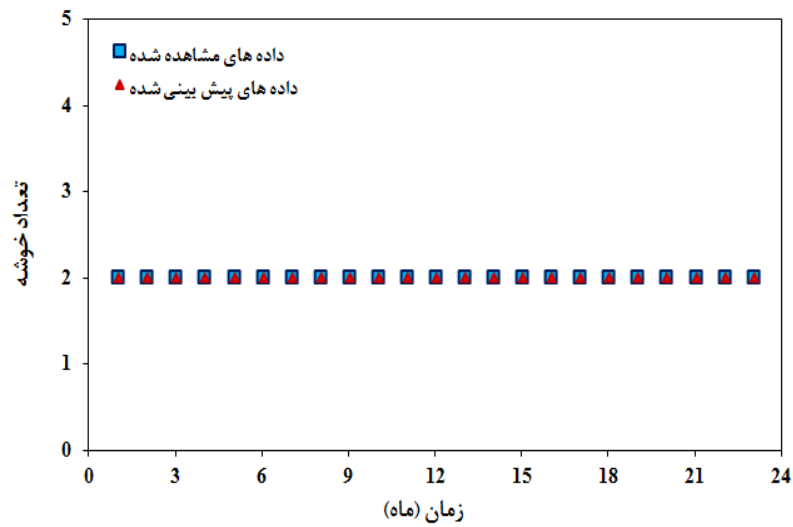
شکل ۹. سطح آب مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده در چاه مشاهده ای ۲

Fig. 9. Observed and simulated groundwater level in observation well 2



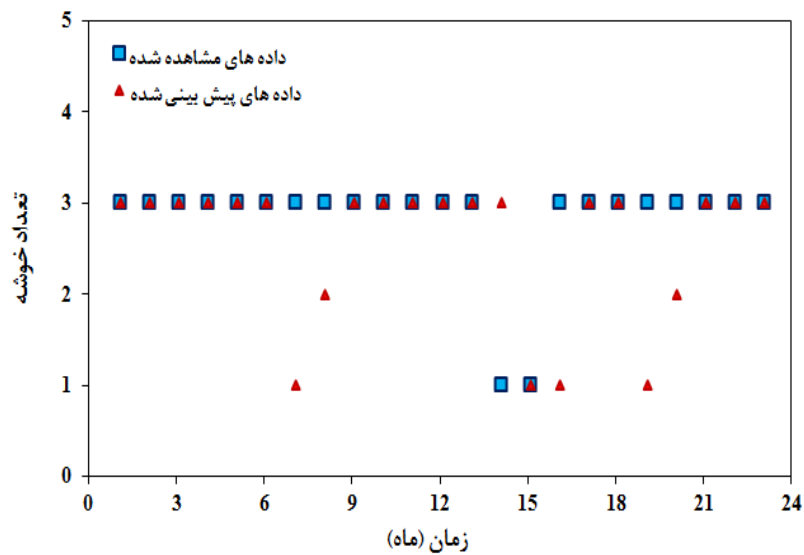
شکل ۱۰. سطح آب مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده در چاه مشاهده ای ۲۸

Fig. 10. Observed and simulated groundwater level in observation well 28



شکل ۱۱. سطح آب مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده در چاه مشاهده ای ۴۶

Fig. 11. Observed and simulated groundwater level in observation well 46



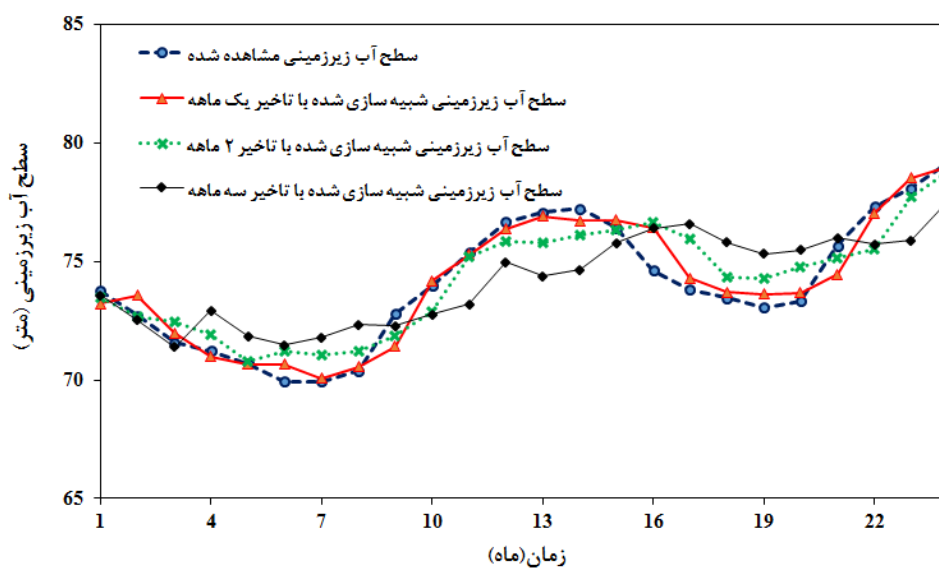
شکل ۱۲. سطح آب مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده در چاه مشاهده ای ۵۱

Fig. 12. Observed and simulated groundwater level in observation well 51

جدول ۴. شاخص‌های آماری محاسبه شده برای سطح آب زیرزمینی شبیه‌سازی شده و مشاهداتی با تاخیر دو و سه ماهه

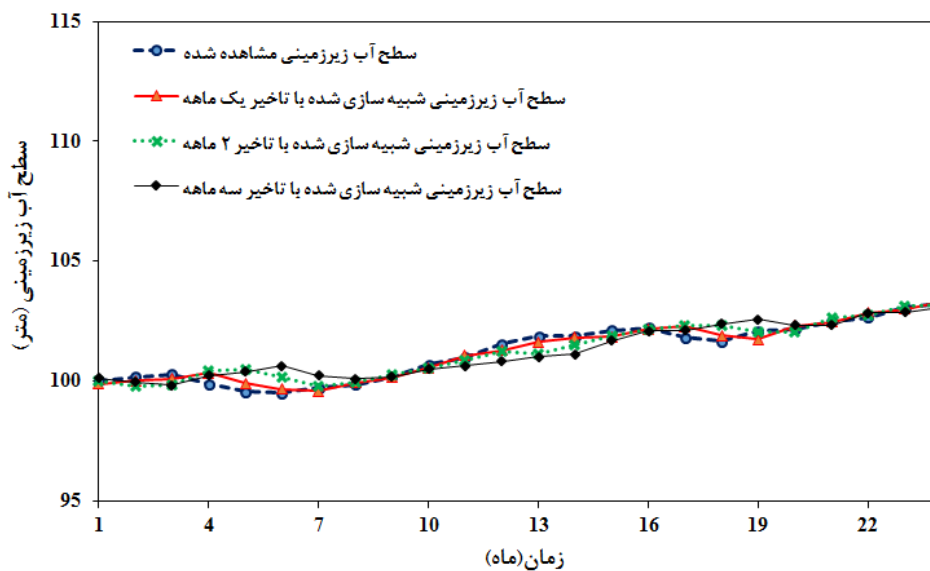
Table 4. Calculated statistical indices for simulated and observed groundwater level with a delay of two and three months

چاه مشاهده‌ای	تاخیر دو ماهه			تاخیر سه ماهه			چاه مشاهده‌ای	تاخیر دو ماهه			تاخیر سه ماهه		
	R	RMSE (m)	MAE (m)	R	RMSE (m)	MAE (m)		R	RMSE (m)	MAE (m)	R	RMSE (m)	MAE (m)
۱	۰/۸۸	۱/۲۹	۰/۹۲	۰/۸۰	۱/۶۸	۱/۳۳	۲۹	۰/۰۰	۱۴/۸۱	۱۳/۲۲	۰/۱۴	۲/۷۹	۲/۰۲
۲	۰/۹۹	۰/۳۳	۰/۲۵	۰/۹۹	۰/۴۴	۰/۳۳	۳۰	۰/۲۵	۴/۷۹	۳/۷۴	۰/۰۸	۴/۱۱	۲/۸۴
۳	۰/۱۴	۱۵/۵۵	۱۰/۷۲	۰/۴۸	۷۴/۳۱	۶۶/۶۸	۳۱	۰/۸۵	۱/۳۷	۱/۱۸	۰/۵۶	۲/۱۸	۱/۸۷
۴	۰/۹۶	۰/۴۳	۰/۳۴	۰/۹۲	۰/۶۱	۰/۵۰	۳۲	۰/۷۹	۰/۶۲	۰/۴۷	۰/۵۱	۰/۹۲	۰/۷۵
۵	۰/۸۳	۱/۱۳	۰/۹۴	۰/۶۹	۱/۴۷	۱/۲۵	۳۳	۰/۹۸	۰/۵۱	۰/۴۵	۰/۹۶	۰/۸۱	۰/۷۳
۶	۰/۱۵	۵۰/۸۹	۴۶/۷۹	۰/۴۳	۲۱/۸۰	۱۵/۳۸	۳۴	۰/۹۳	۰/۵۱	۰/۴۰	۰/۸۹	۰/۶۳	۰/۵۲
۷	۰/۹۸	۰/۳۱	۰/۲۵	۰/۹۶	۰/۴۰	۰/۳۰	۳۵	۰/۸۴	۰/۴۸	۰/۴۰	۰/۷۳	۰/۶۹	۰/۶۱
۸	۰/۸۷	۰/۶۳	۰/۴۶	۰/۷۸	۰/۸۳	۰/۶۴	۳۶	۰/۸۸	۰/۳۳	۰/۲۷	۰/۸۶	۰/۴۳	۰/۳۶
۹	۰/۹۲	۱/۰۷	۰/۹۰	۰/۷۵	۱/۷۶	۱/۵۶	۳۷	۰/۲۹	۱/۱۹	۰/۷۴	۰/۲۶	۱/۳۲	۰/۹۶
۱۰	۰/۷۳	۰/۵۰	۰/۴۱	۰/۶۷	۰/۶۲	۰/۵۳	۳۸	۰/۲۳	۲/۳۷	۱/۶۸	۰/۱۲	۶/۵۰	۵/۵۸
۱۱	۰/۸۷	۰/۹۶	۰/۷۸	۰/۶۵	۱/۵۰	۱/۳۵	۳۹	۰/۹۲	۱/۱۰	۰/۹۱	۰/۶۹	۱/۷۹	۱/۶۰
۱۲	۰/۹۴	۰/۵۵	۰/۴۴	۰/۸۸	۰/۷۶	۰/۶۱	۴۰	۰/۷۰	۰/۹۴	۰/۶۹	۰/۵۴	۱/۱۵	۰/۹۲
۱۳	۰/۵۲	۱۰/۰۹	۹/۸۴	۰/۵۲	۱۰/۱۲	۹/۸۷	۴۱	۰/۹۴	۰/۸۳	۰/۵۶	۰/۸۷	۱/۲۴	۰/۸۳
۱۴	۰/۸۴	۱/۱۸	۰/۹۹	۰/۶۷	۱/۷۰	۱/۵۲	۴۲	۰/۹۸	۰/۵۰	۰/۳۹	۰/۹۱	۰/۹۲	۰/۷۶
۱۵	۰/۱۷	۱۴/۳۷	۱۲/۹۵	۰/۰۸	۱۰/۵۸	۹/۴۶	۴۳	۰/۹۵	۰/۲۸	۰/۲۳	۰/۹۱	۰/۳۹	۰/۳۲
۱۶	۰/۱۲	۳۷/۶۷	۳۴/۰۳	۰/۳۸	۱۵۵/۷۷	۱۳۹/۸۸	۴۴	۰/۵۰	۳/۱۴	۲/۸۰	۰/۸۲	۸/۲۸	۸/۰۰
۱۷	۰/۳۸	۳/۷۲	۳/۱۴	۰/۲۴	۳/۶۴	۳/۰۸	۴۵	۰/۹۵	۰/۵۲	۰/۴۴	۰/۹۱	۰/۷۱	۰/۶۰
۱۸	۰/۹۶	۰/۶۰	۰/۴۸	۰/۹۴	۰/۷۶	۰/۶۱	۴۶	۰/۹۰	۰/۲۲	۰/۱۷	۰/۷۷	۰/۳۰	۰/۲۵
۱۹	۰/۹۴	۰/۴۷	۰/۳۳	۰/۹۴	۰/۴۵	۰/۳۲	۴۷	۰/۹۷	۰/۷۲	۰/۶۲	۰/۹۶	۰/۹۵	۰/۸۲
۲۰	۰/۴۱	۷/۲۱	۶/۲۱	۰/۸۴	۲/۸۹	۲/۶۵	۴۸	۰/۹۳	۰/۹۲	۰/۶۰	۰/۹۱	۱/۰۷	۰/۷۳
۲۱	۰/۸۷	۰/۸۵	۰/۷۵	۰/۷۷	۱/۳۱	۱/۱۵	۴۹	۰/۸۶	۱/۶۱	۱/۲۴	۰/۸۸	۱/۲۷	۰/۹۹
۲۲	۰/۹۹	۰/۲۲	۰/۱۸	۰/۹۷	۰/۳۵	۰/۳۱	۵۰	۰/۸۰	۲/۳۰	۱/۶۶	۰/۵۸	۳/۰۴	۲/۴۳
۲۳	۰/۷۷	۱/۱۵	۱/۰۳	۰/۵۶	۱/۴۲	۱/۲۴	۵۱	۰/۸۶	۰/۸۸	۰/۶۳	۰/۷۷	۱/۱۵	۰/۹۳
۲۴	۰/۸۸	۱/۶۷	۱/۳۸	۰/۶۵	۲/۶۶	۲/۳۲	۵۲	۰/۰۴	۱۱/۸۰	۱۱/۱۰	۰/۰۵	۱۱/۸۶	۱۱/۱۵
۲۵	۰/۹۸	۰/۲۲	۰/۱۸	۰/۹۶	۰/۳۳	۰/۲۹	۵۳	۰/۹۷	۰/۵۶	۰/۴۶	۰/۹۵	۰/۸۴	۰/۷۵
۲۶	۰/۹۴	۰/۳۹	۰/۲۹	۰/۹۱	۰/۴۹	۰/۴۰	۵۴	۰/۶۶	۰/۹۰	۰/۷۱	۰/۴۶	۱/۱۹	۰/۹۶
۲۷	۰/۸۳	۰/۲۱	۰/۱۸	۰/۷۲	۰/۲۹	۰/۲۴	۵۵	۰/۹۱	۱/۷۷	۱/۵۵	۰/۸۵	۲/۵۳	۲/۲۶
۲۸	۰/۸۹	۰/۲۰	۰/۱۶	۰/۸۳	۰/۳۳	۰/۳۰	۵۶	۰/۹۵	۰/۸۲	۰/۵۳	۰/۹۱	۱/۳۲	۰/۹۵



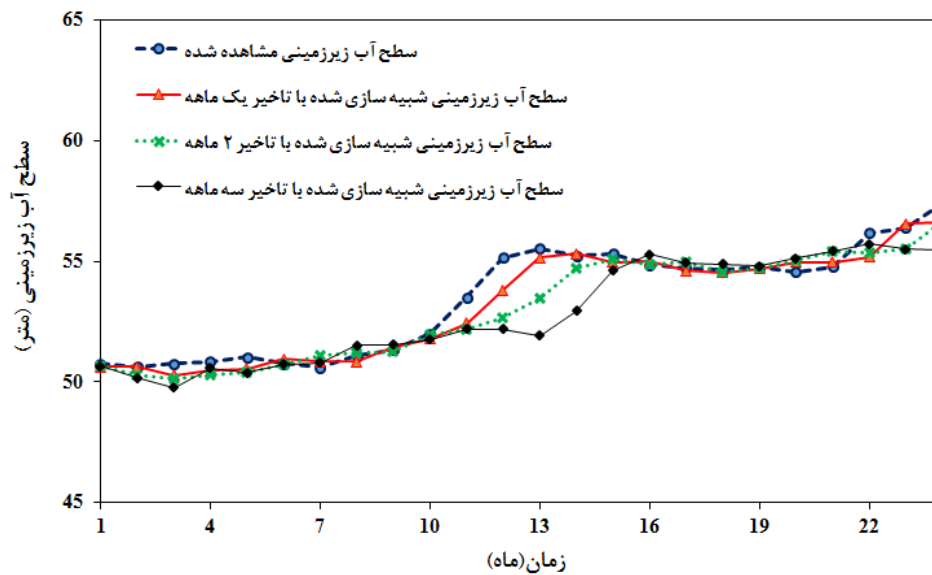
شکل ۱۳. مقایسه سطح آب زیرزمینی مشاهداتی و شبیه سازی شده با شبکه بیزین در دوره آماری ۲ ساله در چاه مشاهده ای ۹

Fig. 13. Comparison of observed and simulated groundwater level with Bayesian network in the 2-year statistical period in observation wells 9



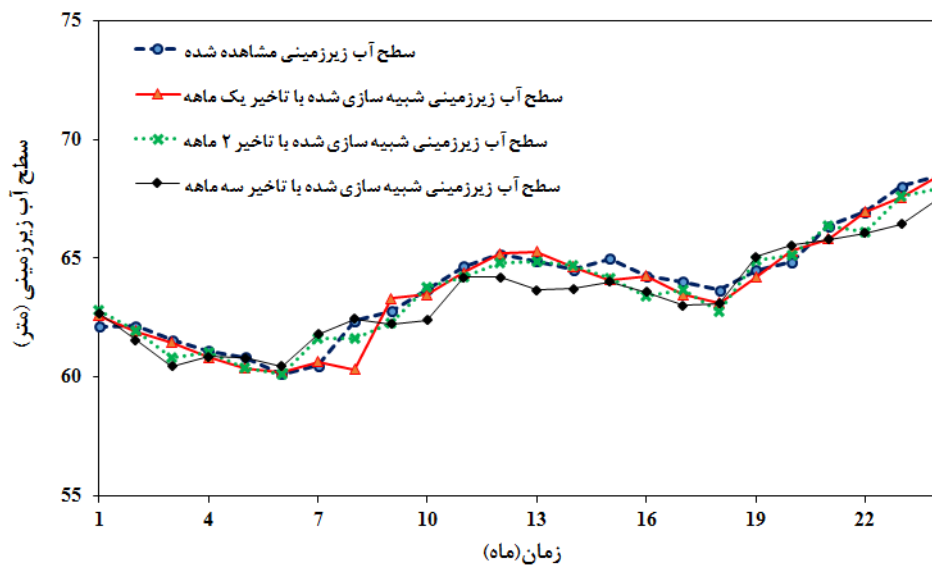
شکل ۱۴. مقایسه سطح آب زیرزمینی مشاهداتی و شبیه سازی شده با شبکه بیزین در دوره آماری ۲ ساله در چاه مشاهده ای ۲۶

Fig. 14. Comparison of observed and simulated groundwater level with Bayesian network in the 2-year statistical period in observation wells 26



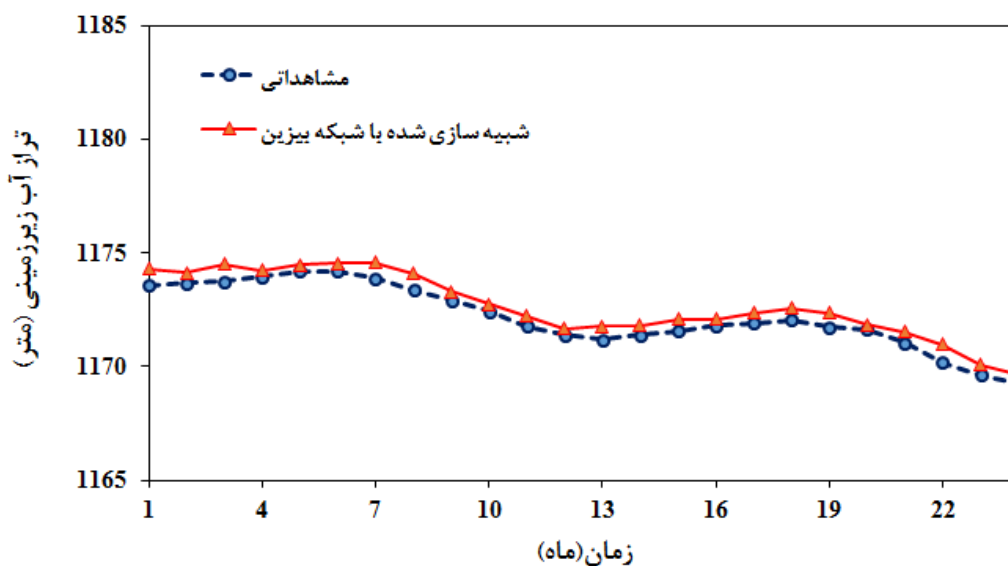
شکل ۱۵. مقایسه سطح آب زیرزمینی مشاهداتی و شبیه سازی شده با شبکه بیزین در دوره آماری ۲ ساله در چاه مشاهده ای ۴۱

Fig. 15. Comparison of observed and simulated groundwater level with Bayesian network in the 2-year statistical period in observation wells 41



شکل ۱۶. مقایسه سطح آب زیرزمینی مشاهداتی و شبیه سازی شده با شبکه بیزین در دوره آماری ۲ ساله در چاه مشاهده ای ۵۳

Fig. 16. Comparison of observed and simulated groundwater level with Bayesian network in the 2-year statistical period in observation wells 53



شکل ۱۷. هیدروگراف آبخوان قزوین با استفاده از داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده با شبکه بیزین

Fig. 17. Qazvin aquifer hydrograph using observational data and simulated with Bayesian network results

گرفت. پنج پارامتر بارش، دما، تغذیه، تخلیه و سطح آب زیرزمینی در یک گام زمانی قبل به عنوان متغیرهای ورودی و سطح آب زیرزمینی در ماه آتی به عنوان متغیر خروجی تعریف شد. شبیه‌سازی‌ها بر اساس سه رویکرد اشاره شده انجام گرفت، که در حالت استفاده از داده‌های صریح میزان ضریب همبستگی بین سطح آب زیرزمینی مشاهده شده و شبیه‌سازی شده $0/82+$ و ریشه میانگین مجذور مربعات خطا $1/87$ متر برآورد شد. نتایج در این حالت نشان داد که بیشتر چاه‌های مشاهده‌ای دارای ضریب همبستگی بالایی بوده و تنها ۸ چاه مشاهده‌ای دارای مقدار ضریب همبستگی کمتر از ۵۰ درصد است. همچنین تعداد ۳۹ چاه مشاهده‌ای از مجموع ۵۶ چاه مشاهده‌ای در آبخوان قزوین دارای ضریب همبستگی بالای ۹۰ درصد است که نشان دهنده دقت مناسب شبکه بیزین جهت شبیه‌سازی در گام زمانی ماهانه با تاخیر یک ماه قبل است. نتایج نشان داد که دقت شبیه‌سازی در حالت خوشه‌بندی کمتر از حالت صریح بوده، به گونه‌ای که ۸ چاه مشاهده‌ای فاقد دقت و دارای ضریب همبستگی صفر است. در این حالت، از مجموع ۵۶ چاه مشاهده‌ای، تنها ۳ چاه مشاهده‌ای دقت حداکثر ۱۰۰ درصدی و در ۱۴ چاه مشاهده‌ای دقت بالاتر از ۷۵ درصد برآورد گردید. در حالت سوم، تاخیر دو و سه ماهه با رویکرد صریح شبیه‌سازی گردید که نتایج نشان داد شبیه‌سازی

۳-۴- شبیه‌سازی هیدروگراف آبخوان

پس از شبیه‌سازی ۲ ساله سطح آب زیرزمینی در ۵۶ چاه مشاهده‌ای در آبخوان قزوین به روش‌های صریح تحلیل هیدروگراف آبخوان در طی این ۲ سال نیز با استفاده از شبکه تیسن منطقه انجام و در شکل ۱۷ ارائه شده است. نتایج نشان داد که شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی در آبخوان قزوین با استفاده از روش شبکه بیزین، دارای دقت مناسبی بوده و اختلاف اندکی بین تراز آب زیرزمینی شبیه‌سازی شده و مشاهداتی وجود دارد. بنابراین، در صورتی که داده‌های مناسبی از آبخوان موجود باشد و شبکه بیزین به نحو درستی آموزش داده شود و مدل کالیبره شود، شبکه بیزین توانایی خوبی برای پیش‌بینی وضعیت آبخوان داشته و منجر به نتایج مناسبی خواهد شد.

۴- نتیجه‌گیری

به کارگیری ابزارهای پایش منابع آب و پیش‌بینی پارامترهای آبخوان از مهم‌ترین راهبردهای مدیریتی برای پیشگیری و مقابله با بحرآن‌های مرتبط با منابع آب‌های زیرزمینی می‌باشد. در این مطالعه، مدل شبکه بیزین در سه حالت استفاده از رویکرد صریح، خوشه‌بندی و صریح با تاخیر زمانی دو و سه ماهه برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در آبخوان قزوین مورد بررسی قرار

منابع

- [1] [1] T. Chan, H. Ross, S. Hoverman, B. Powell, Participatory development of a Bayesian network model for catchment-based water resource management, *Water Resources Research*, 46(7) (2010).
- [2] K. Shihab, N. Al-Chalabi, An efficient method for assessing water quality based on Bayesian belief networks, *International Journal on Soft Computing*, 5(2) (2014) 21.
- [3] J.Y. Shin, M. Ajmal, J. Yoo, T.-W. Kim, A Bayesian network-based probabilistic framework for drought forecasting and outlook, *Advances in Meteorology*, 2016 (2016).
- [4] T.D. Phan, O. Sahin, J.C. Smart, System dynamics and Bayesian network models for vulnerability and adaptation assessment of a coastal water supply and demand system, (2016).
- [5] M.J. Anbari, M. Tabesh, A. Roozbahani, Risk assessment model to prioritize sewer pipes inspection in wastewater collection networks, *Journal of environmental management*, 190 (2017) 91-101.
- [6] H. Wang, C. Wang, Y. Wang, X. Gao, C. Yu, Bayesian forecasting and uncertainty quantifying of stream flows using Metropolis-Hastings Markov Chain Monte Carlo algorithm, *Journal of hydrology*, 549 (2017) 476-483.
- [7] T. Xu, A.J. Valocchi, M. Ye, F. Liang, Y.F. Lin, Bayesian calibration of groundwater models with input data uncertainty, *Water Resources Research*, 53(4) (2017) 3224-3245.
- [8] P. Weber, G. Medina-Oliva, C. Simon, B. Iung, Overview on Bayesian networks applications for dependability, risk analysis and maintenance areas, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 25(4) (2012) 671-682.

نسبت به تاخیر یک ماهه دارای دقت کمتری می‌باشد. ضریب همبستگی در شبیه‌سازی با زمان تاخیر دو ماهه $0/73$ و در تاخیر سه ماهه $0/64$ به دست آمد. همچنین ریشه میانگین مجذور مربعات خطا نیز در حالت با تاخیر دو ماهه $3/76$ متر و در حالت سه ماهه برابر $6/42$ متر می‌باشد. بر این اساس تاخیر زمانی یک ماهه جهت شبیه‌سازی انتخاب گردید و به منظور ارزیابی و برآورد حجم آبخوان و تغییرات کل آبخوان، از هیدروگراف آبخوان استفاده شد که نتایج شبیه‌سازی حاکی از دقت مناسب مدل برای کل آبخوان است. با بررسی نتایج ارائه شده در این مطالعه، مشاهده می‌شود که با اعمال روش شبکه بیزین در آب‌های زیرزمینی آبخوان قزوین، می‌توان شرایط آبی متناسب با آبخوان این منطقه را به دست آورد و حتی میزان تغییرات سطح این آبخوان را محاسبه کرد و این مدل پیش‌بینی در محدوده‌های مطالعاتی دیگری که شرایط منابع آبی پرتنشی دارند، قابل اجرا است. ساختار پیشنهادی این تحقیق می‌تواند به عنوان یک سیستم پیش‌بینی سطح آبخوان مورد استفاده مدیران و بهره‌برداران منابع آبی قرار گیرد.

۵- فهرست علائم

علائم انگلیسی

R^2	ضریب تبیین
RMSE	ریشه میانگین مجذور مربعات خطا
MAE	میانگین خطای مطلق
P	شاخص دقت پیش‌بینی
S_i	امین داده شبیه‌سازی شده
O_i	امین داده مشاهده‌ای
\bar{S}_i	میانگین کل داده‌های S_i
\bar{O}_i	میانگین کل داده‌های O_i
n	تعداد داده‌ها
R	ضریب همبستگی
P_i	تعداد حالات صحیح
P_t	تعداد کل حالات

- the impact of fertiliser best management practices, *Environmental Modelling & Software*, 26(9) (2011) 1079-1088.
- [16] T.E. Schaapveld, S.L. Opperman, S. Harbison, Bayesian networks for the interpretation of biological evidence, *Wiley Interdisciplinary Reviews: Forensic Science*, 1(3) (2019) e1325.
- [17] B. Server, Bayesian networks—an introduction, BayesServer.com. Available at: <https://www.bayesserver.com/docs/introduction/bayesian-networks>, (2019).
- [18] K.P. Murphy, A brief introduction to graphical models and bayesian networks. Berkeley, CA: Department of Computer Science, University of California-Berkeley, (2001).
- [19] A. Hugin Expert, S. 2013. HUGIN API Reference Manual, in, 2013.
- [20] H.H. Bock, Probabilistic aspects in cluster analysis, in: *Conceptual and numerical analysis of data*, Springer, 1989, pp. 12-44.
- [21] J. MacQueen, Some methods for classification and analysis of multivariate observations, in: *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability*, Oakland, CA, USA, 1967, pp. 281-297.
- [22] E. Ebrahim, A. Roozbahani, B. Mohammad Ebrahim, Groundwater level prediction using dynamic Bayesian networks model based on sensitivity analysis (Case study: Birjand plain), *Iranian Water Researches Journal*, 12(29) (2018) 91-100.
- [9] A. Castelletti, R. Soncini-Sessa, Bayesian Networks and participatory modelling in water resource management, *Environmental Modelling & Software*, 22(8) (2007) 1075-1088.
- [10] M. Ramin, T. Labencki, D. Boyd, D. Trolle, G.B. Arhonditsis, A Bayesian synthesis of predictions from different models for setting water quality criteria, *Ecological Modelling*, 242 (2012) 127-145.
- [11] P. Noorbeh, A. Roozbahani, H. Kardan Moghaddam, Annual and Monthly Dam Inflow Prediction Using Bayesian Networks, *Water Resources Management*, 34(9) (2020) 2933-2951.
- [12] B. Choubin, F.S. Hosseini, Z. Fried, A. Mosavi, Application of Bayesian Regularized Neural Networks for Groundwater Level Modeling, in: *2020 IEEE 3rd International Conference and Workshop in Óbuda on Electrical and Power Engineering (CANDO-EPE)*, 2020, pp. 000209-000212.
- [13] J.-L. Molina, D. Pulido-Velázquez, J.L. García-Aróstegui, M. Pulido-Velázquez, Dynamic Bayesian networks as a decision support tool for assessing climate change impacts on highly stressed groundwater systems, *Journal of Hydrology*, 479 (2013) 113-129.
- [14] K.M. Hamid, A. Roozbahani, Evaluation of Bayesian Networks Model in Monthly Forecasting of Groundwater Level (Case Study: Birjand Aquifer), *Journal of Water and Irrigation Management*, 5(2) (2015) 139-151.
- [15] D. Nash, M. Hannah, Using Monte-Carlo simulations and Bayesian Networks to quantify and demonstrate

چگونه به این مقاله ارجاع دهیم

B. A. Mohammadnezhad, S. Sadegholvad, M. Jiryaei Sharahi, A Bayesian network approach for predicting groundwater level (Case study: Qazvin aquifer), *Amirkabir J. Civil Eng.*, 54(3) (2022) 831-850.

DOI: [10.22060/ceej.2021.19101.7067](https://doi.org/10.22060/ceej.2021.19101.7067)



