

Comparison of different combination methods in simultaneous use of frameworks abilities to assess groundwater vulnerability

Ata Allah Nadiri^{1*}, Zeynab Abdollahi², Esfandiar Abbas Novinpour², Zahra Sedghi¹, Sina Sadeghfam³

1- Department of Earth Sciences, Faculty of Natural Sciences, University of Tabriz, Iran

2- Department of Geology, Faculty of Sciences, University of Urmia, Iran

3- Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, University of Maragheh, Maragheh, Iran

Keywords: Vulnerability, Ahar sub-basin, Combined method, Artificial Neural Network (ANN)

1-Introduction

Nowadays, the issue of freshwater supply is the primary concern of researchers in the arid and semi-arid countries like Iran. Available water resources are necessary to be protected against pollution due to arid climate and frequent droughts and lack of water resources. One of the ways to protect groundwater against pollutants is to identify the areas with a high potential of pollution (Mohammadi et al., 2009). Several studies were carried out in different parts of the world to assess the pollution and vulnerability of groundwater. One of the most common frameworks for assessing vulnerability is DRASTIC. The DRASTIC framework was developed by the National Groundwater Association (NGWA) in collaboration with the United States Environmental Protection Agency (USEPA). Various frameworks have been used to optimize the DRASTIC. Some researchers were used statistical methods (Panagopoulos et al., 2006), and in some studies, additional parameters such as land use, type, and intensity of irrigation were considered as an additional parameter (Secunda et al., 1998). Recently, artificial intelligence models are widely utilized in a different branch of science (Nadiri et al., 2013b; Tayfur et al., 2014; Chitsazan et al., 2015; Nadiri et al., 2018b; Nadiri et al., 2018c). Many studies optimized the rates and weights of the DRASTIC framework using a variety of artificial intelligence models such as Sugeno Fuzzy (SFL), Mamdani (MFL) and Larsen (LFL) and Support Vector Machine (SVM), Neuron-Fuzzy (NF), and Gene Expression Programming (GEP) (Fijani et al., 2013; Nadiri et al., 2017a; Nadiri et al., 2017b). Previous studies only focused on the DRASTIC framework, and other frameworks such as SINTACS and GODS have not been evaluated. Also, the comparison of different combined methods has not been carried out in previous studies. Therefore, this study assesses the unsupervised and supervised combined frameworks and their results in determining the vulnerability of Ahar sub-basin not been evaluated. Also, the comparison of different combined methods has not been carried out in previous studies. Therefore, this study assesses the unsupervised and supervised combined frameworks and their results in determining the vulnerability of Ahar sub-basin.

2-Methodology

2-1-Hydrogeological, geological characteristics of the study area

The study area is Aharchay sub-basin with an approximate area of 1000 km² in the East Azerbaijan province and 110 km far from north-east of Tabriz city. The highest part of the study area related to Qara Dagh elevations, and the lowest part is related to the Aharchay river bed. Aharchay is the most important river in the study area, which flows from the west to the east of plain. This region also has several sub-rivers called Mostafachay, Barmischay, and Kashanchay. According to the Emberger method, the region characterized as a semi-arid and cold climate with an average annual temperature of 11 ° C. The oldest rock units that outcrop in this area is Upper Cretaceous sandstone, limestone, and marl.

Eocene and Oligocene outcrops often observe in the form of internal igneous masses, but the Miocene outcrops contain shallow sediments such as conglomerate and sandstone. Young deposits of the Quaternary period are in

* Corresponding author: nadiri@tabrizu.ac.ir

DOI: 10.22055/AAG.2020.31643.2057

Received 2019-11-08

Accepted 2020-02-06

the form of glacial and alluvial deposits in most parts of the Ahar river. Aquifer only occurrence in alluvial deposits of the Quaternary period. Groundwater in the study area is withdrawal through several wells, springs, and Qanats. Small and scattered aquifers are formed all over the plain. The aquifer created in the Aharchay valley is considered the principal unconfined aquifer in the study area. The flow direction of groundwater is from the north, south, and west to the east and south-east of the plain. The highest thickness of alluvial deposits is in the south of the plain, and the least is in the northern and eastern parts of the plain. Most of the groundwater resources in the area are stored in young sediments of the Quaternary period, and other formations are not crucial in terms of groundwater.

2-2-DRASTIC

DRASTIC is an acronym of seven hydrogeological parameters comprises a depth of groundwater (D), net recharge (R), aquifer media (A), soil media (S), topography (T), the impact of vadose zone (I) and hydraulic conductivity (C). Each of these parameters is assigned a rate and a weight according to their relative importance. The required data of various parameters are given to the ArcGIS software package to perform GIS processing to prepare a vulnerability map; then, the vulnerability map is prepared. The overall DRASTIC vulnerability index (DVI) is calculated using Eq. 1 (Aller et al., 1987).

$$DVI = D_w D_r + R_w R_r + A_w A_r + S_w S_r + T_w T_r + I_w I_r + C_w C_r \quad (\text{Eq. 1})$$

Where D, R, A, S, T, I, and C represent the DRASTIC parameters, and the r and w subscripts correspond to the rates and weights respectively.

2-3-SINTACS

SINTACS is an updated model of DRASTIC frameworks and includes seven parameters such as water table depth (S), net recharge (I), unsaturated zone (vadose zone) (N), soil media (T), aquifer media (A), hydraulic conductivity (C) and topographic slope (S). The SINTACS is similar in type and number of parameters to the DRASTIC model, but the rates and weights of this framework are different from the DRASTIC (Civita, 1990). The vulnerability index is calculated using Eq. 2.

$$I_{\text{SINTACS}} = \sum_{i=1}^7 P_i * W_i \quad (\text{Eq. 2})$$

Where I_{SINTACS} is the SINTACS vulnerability index, P_i is the rating of each parameter and W_i is the relative weight of SINTACS parameters.

2-4-GODS

The GODS framework is an empirical framework for assessing aquifer vulnerability to pollution. In the GODS frameworks, four parameters, including the type of aquifer, lithological characteristics of the unsaturated area, groundwater depth, and soil type, are used (Kazakis and Voudouris, 2011). In GODS, the parameter rating is between 0 and 1, and all the parameters are assigned the same weight. The Eq. 3 obtains the vulnerability index as follows:

$$I_v = G \cdot O \cdot D \cdot S \quad (\text{Eq. 3})$$

Where I_v is the vulnerability index, G is the rating of the aquifer, O is the lithologic rating of the unsaturated area, D is the depth of groundwater and S is the rating of the soil type.

2-5-Hydrochemical data

There are 28 available samples in the study area that is taken from wells, springs, and Qanats. The data includes major and minor elements such as bicarbonate (HCO_3^-), sulfate (SO_4^{2-}), chloride (Cl^-), fluoride (F^-), nitrate (NO_3^-), sodium (Na^+), potassium (K^+), calcium (Ca^{2+}), magnesium (Mg^{2+}) and heavy metals such as As, Pb, Fe, and Cu. Based on the World Health Organization (WHO) standards, the nitrate-N, and arsenic levels far exceed at some part of the study area. The main goal of this study is the assessment of groundwater specific vulnerability using nitrate-N. Further investigation is on the way, which assesses specific vulnerability to arsenic. The highest nitrate concentration observed in the eastern parts, and the lowest is in northern parts of the plain, which are 177 and 3.38 mg/L, respectively.

2-6-Unsupervised method (DSGM)

The unsupervised method combines the results of the frameworks mentioned above include DRASTIC, SINTACS and GODS through Eq. 4 as follows:

$$VI_{Total} = \frac{CI_{DRASTIC} \times DRASTIC + CI_{SINTACS} \times SINTACS + CI_{GODS} \times GODS}{\sum CI_i} \quad (\text{Eq. 4})$$

Where DRASTIC, SINTACS and GODS are the spatial distribution of the vulnerability index, CI_i represents the correlation between nitrate and vulnerability index and VI_{Total} is the vulnerability index obtained by the combined strategy. Notably, a framework that has a higher Correlation Index (CI) gives a higher weight. In this combination, the spatial distribution of the vulnerability index for these frameworks must be obtained over the same time period. For this purpose, the results of the vulnerability between 0 and 1 are normalized by the following equation:

$$X_{norm} = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (\text{Eq. 5})$$

Where X_{norm} is normalized vulnerability index, and X_{max} and X_{min} are the highest and lowest rates of vulnerability respectively.

2-7-Artificial Neural Network (AAN)

The artificial neural network is one of the artificial intelligence models that consist of several input layers, the middle layer, and the output layer. The input layer is a data transfer layer. The last layer or output layer contains the values predicted by the network and introduces the output of the model. The middle or hidden layers as processor nodes are the data processing location (Nadiri, 2013a).

3- Results and discussion

After preparing the raster layers of all framework, the Raster Calculator command in the ArcGIS software combined these layers using the Raster Calculator command in the ArcGIS software, and the final vulnerability map obtained. The vulnerability index based on DRASTIC, varied in the range of 63 to 170, which is categorized as low (63-92), moderate (92-136), and high (136-170) classes of vulnerability. The vulnerability index by the SINTACS is between 99 and 205, which is categorized as low (99-140), moderate (140-176), and high (176-205) classes of vulnerability. After preparing the GODS maps, these parameters were multiplied according to Eq. 3, and the vulnerability map was obtained. Vulnerability index for GODS changes in the range of 0.16 to 0.71, which is classified into 3 categories of low (0.1-0.3), medium (0.3-0.5), and high (0.5-0.7) classes of vulnerability. Concerning the similarity of the results, selecting one of them as the superior frameworks for assessing the vulnerability of the study area does not seem logical. So, in this research, three frameworks were combined to take advantage of all three frameworks. The CI between vulnerability maps and nitrate concentration were used for the validation of the frameworks. The results show that DRASTIC and SINTACS have higher CI than GODS.

The results of DRASTIC, SINTACS, and GODS frameworks were combined and the finalized as DSGM map. The DSGM vulnerability index varies between 0 and 1, which is classified into three groups: low, moderate, and high vulnerability.

3-1- Modeling results using artificial neural network

In the artificial neural network model, the DRASTIC, SINTACS and GODS vulnerability indices were used as inputs of the model and the vulnerability index of the unsupervised method that conditioned with nitrate (Eq. 6) was used as the output of model as follows:

$$CVI = \frac{Vul_{max}}{(NO_3)_{max}} \times (NO_3)_i \quad (\text{Eq. 6})$$

Where Vul_{max} is the maximum vulnerability index of the unsupervised method, $(NO_3)_{max}$ is maximum nitrate concentration, and $(NO_3)_i$ represents the nitrate concentration. The input of the model at the training phase is the DRASTIC, SINTACS, and GODS vulnerability index, and its output are the values of the conditioned vulnerability index of the unsupervised technique. A three-layer perceptron network with an algorithm (MLP-LM) was used to run the artificial neural network model (ASCE, 2000). The number of neurons in the middle layer, and the output is, respectively, 5 and 1, and the LM algorithm was used to train the network. The number of training periods was 100; the determination coefficient (R^2) and RMSE for the training stage were 0.94 and 6.38, respectively. After training, the model evaluated for the testing phase. The determination coefficient of the predicted vulnerability with nitrate values was obtained 0.89.

3-2-Validation

The correlation coefficient between vulnerability maps and nitrate data was calculated to find out more accurately and compare the models in this study. The artificial neural network model has the highest correlation coefficient and exhibits better performance.

4-Conclusion

The purpose of this study was to determine the intrinsic vulnerability in Ahar aquifer using DRASTIC, SINTACS, and GODS frameworks, unsupervised and supervised techniques, and finally, to compare the efficiency between them. First, DRASTIC, SINTACS, and GODS were used to assess vulnerability. Based on the results, the plain vulnerability was classified into three groups: low, medium, and high. Since each of these frameworks has its advantages, the unsupervised technique was used to take the benefits of three frameworks. The results showed that the unsupervised technique has a higher correlation index (CI) with nitrate data than individual frameworks. To increase the accuracy of results and identify areas with high potential of pollution, the ANN model was used to optimize the results of the unsupervised technique. Optimization of the unsupervised technique was performed by implementing the artificial neural network model using the Levenberg-Marquard algorithm. The results showed that the supervised technique has higher CI and R^2 and provides a relatively more accurate estimation of vulnerability than other frameworks and unsupervised techniques. Based on the artificial neural network model, the eastern parts of the plain were characterized as vulnerable areas.

References

- Aller, L., Bennet, T., Leher, J., Petty, R., Hackett, G., 1987. DRASTIC: A Standardized system for evaluating groundwater pollution potential using hydro-geological settings, Kerr Environmental Research Laboratory. U.S Environmental Protection Agency Report, (EPA/600/2-87/035).
- ASCE, Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology, 2000 Artificial Neural Network in hydrology, part I and II. Journal of Hydrologic Engineering 5(2). 115-137.
- Chitsazan, N., Nadiri, A.A., Tsai, F.T.C., 2015. Prediction and structural uncertainty analyses of artificial neural networks using hierarchical Bayesian model averaging. Journal of Hydrology 528, 52-62.
- Civita, M., 1990. Legendaunificata per le Carte dellavulnerabilitadeicorpiidricisotterranei/ Unified legend for the aquifer pollution vulnerability Maps, StudisullaVulnerabilitadegliAcquiferi. Pitagora Edit, Bologna.
- Fijani, E., Nadiri, A.A., Asghari Moghaddam, A., Tsai, F.T.C., Dixon, B., 2013. Optimization of DRASTIC method by supervised committee machine artificial intelligence to assess groundwater vulnerability for Maragheh–Bonab plain aquifer, Iran. Journal of hydrology 503, 89-100.
- Kazakis, N., Voudouris, K., 2011. Comparison of three applied methods of groundwater vulnerability mapping: A case study from the Florina basin, Northern Greece. In Advances in the research of aquatic environment, Springer, Berlin, Heidelberg, p. 359-367.
- Mohammadi, K., Niknam, R., Majd, V.J., 2009. Aquifer vulnerability assessment using GIS and fuzzy system: a case study in Tehran–Karaj aquifer, Iran. Environmental geology 58(2), 437-446.
- Nadiri, A.A., 2013a. Comparison of efficiency of numerical and artificial intelligence models in aquifer management (Case Study: Tasuj Plain). PhD Thesis, University of Tabriz, (In Persian).
- Nadiri, A.A., Fijani, E., Tsai, F., Asghari Moghaddam, A., 2013b. Supervised Committee Machine with Artificial Intelligence for Prediction of Fluoride Concentration. Hydroinformatics Journal 15(4), 1474-1490.

- Nadiri, A.A., Gharekhani, M., Khatibi, R., 2018a. Mapping aquifer vulnerability indices using artificial intelligence-running multiple frameworks (AIMF) with supervised and unsupervised learning. *Water resources management* 32(9), 3023-3040.
- Nadiri, A.A., Gharekhani, M., Khatibi, R., Sadeghfam, S., Asghari Moghaddam, A., 2017a. Groundwater vulnerability indices conditioned by supervised intelligence committee machine (SICM). *Science of the Total Environment* 574, 691-706.
- Nadiri, A.A., Sedghi, Z., Khatibi, R., Gharekhani, M., 2017b. Mapping vulnerability of multiple aquifers using multiple models and fuzzy logic to objectively derive model structures. *Science of the Total Environment* 593, 75-90.
- Nadiri, A.A., Sedghi, Z., Khatibi, R., Sadeghfam, S., 2018b. Mapping specific vulnerability of multiple confined and unconfined aquifers by using artificial intelligence to learn from multiple DRASTIC frameworks. *Journal of Environmental Management* 227, 415-428.

HOW TO CITE THIS ARTICLE:

Nadiri, A., Abdollahi, Z., Novinpour, E.A., Sedghi, Z., Sadeghfam, S., 2020. Comparison of different combination methods in simultaneous use of frameworks abilities to assess groundwater vulnerability. *Adv. Appl. Geol.* 10(2), 252-270.

DOI: 10.22055/AAG.2020.31643.2057

url: https://aag.scu.ac.ir/article_15336.html?lang=en

مقایسه روش‌های مختلف ترکیبی در استفاده همزمان از توانایی چهارچوب‌های عملی برای تعیین آسیب‌پذیری آبخوان‌ها

عطاالله ندیری*

گروه زمین‌شناسی، دانشکده علوم طبیعی، دانشگاه تبریز، ایران

زینب عبداللهی

گروه زمین‌شناسی، دانشکده علوم، دانشگاه ارومیه، ایران

اسفندیار عباس‌نوبین‌پور

گروه زمین‌شناسی، دانشکده علوم، دانشگاه ارومیه، ایران

زهرا صدقی

گروه زمین‌شناسی، دانشکده علوم طبیعی، دانشگاه تبریز، ایران

سینا صادق‌فام

گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه مراغه، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۰۸/۱۷ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۱۱/۱۷

*Nadiri@tabrizu.ac.ir

چکیده

زیرحوضه اهر یکی از مناطق فعال در زمینه کشاورزی و دامپروری است که توسعه فعالیت‌های کشاورزی و دامی در این منطقه، موجب استفاده مازاد از کودهای شیمیایی و حیوانی گردیده است. لذا در این پژوهش، آسیب‌پذیری منابع آب زیرزمینی زیرحوضه اهر مورد بررسی قرار گرفته است تا با شناسایی مناطق آسیب‌پذیرتر از آلوده شدن بیش‌تر این منابع جلوگیری گردد. در جهت دستیابی به این مهم، از سه چهارچوب عملی GODS، SINTACS و DRASTIC استفاده شد، در ادامه برای بهره‌مندی همزمان از مزایای هر سه چهارچوب، دو روش ترکیب غیرنظارت شده و نظارت شده به‌کار گرفته شد و همچنین برای صحت - سنجی نتایج به‌دست آمده، از داده‌های غلظت نیترات و ضریب همبستگی آن با شاخص آسیب‌پذیری استفاده شد. نتایج گویای این مطلب بود که روش ترکیب نظارت شده (مدل ANN) با داشتن بالاترین r و بیشترین ضریب همبستگی (CI) نسبت به روش و چهارچوب‌های استفاده شده در پژوهش، کارایی بهتری داشته که نشان از برتری روش ترکیب نظارت شده در مقایسه با روش میانگین‌گیری وزنی (غیر نظارت شده) است.

کلمات کلیدی: آسیب‌پذیری، زیرحوضه اهر، روش ترکیبی، شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

مقدمه

در جهان امروز، مسئله تأمین آب شیرین جزء بزرگ‌ترین دغدغه‌های بشر است که در کشورهای گرم و خشک این مسئله شکل پررنگ‌تری دارد. در کشور ایران با اقلیم خشک و نیمه‌خشک و خشکسالی‌های مکرر، اهمیت توجه به منابع آب در دسترس و لزوم جلوگیری از ورود آلاینده‌ها به این منابع ضروری است. امروزه مهم‌ترین مسئله در ارتباط با آب‌های زیرزمینی، آلودگی است. از نتایج زیان‌بار آلودگی آب‌های زیرزمینی می‌توان به کاهش کیفیت آب شرب، بالا رفتن هزینه تصفیه و ایجاد مشکلات بهداشتی و زیست-محیطی از جمله شیوع انواع بیماری‌ها در انسان، دام و آبزیان اشاره کرد (Nakhostin Rouhi et al., 2017). به‌عنوان یک قاعده کلی، محافظت از آب‌های زیرزمینی در برابر آلودگی به مراتب آسان‌تر و عاقلانه‌تر از حذف پاکسازی آن است. گام‌نخست و ضروری برای جلوگیری از آلودگی آب‌های زیرزمینی شناسایی مناطق در معرض خطر بیش‌تر است (Mohammadi et al., 2009). مفهوم آسیب‌پذیری اولین بار در اواخر سال ۱۹۶۰ میلادی در فرانسه برای آگاهی‌بخشی در مورد آلودگی آب زیرزمینی ارائه شده است (Vrba and Zoporozec, 1994). آسیب‌پذیری آبخوان، نیروی آن را برای نفوذ و پخش آلاینده‌ها از سطح زمین به سیستم آب زیرزمینی نشان می‌دهد، به‌طوری که آلودگی تولید شده در سطح زمین به آب زیرزمینی برسد و در آن پراکنده شود (Babiker et al., 2005). آسیب‌پذیری خصوصیتی نسبی، بدون بعد و غیرقابل اندازه‌گیری است که به شاخصه‌های آبخوان، خصوصیات زمین‌شناسی و هیدروژئولوژیکی بستگی دارد (Antonakos and Lambrakis, 2007). تاکنون روش‌ها و چهارچوب‌های عملی مختلفی برای ارزیابی آسیب‌پذیری آب‌های زیرزمینی ارائه شده است که می‌توان به سه دسته کلی تقسیم کرد، عبارتند از: رتبه‌دهی توصیفی، آماری - تحلیلی و روش ترکیبی (Niknam et al., 2007). از مهم‌ترین چهارچوب‌های عملی رتبه‌دهی می‌توان به DRASTIC، SINTACS، GODS، AVI، SI اشاره کرد که این چهارچوب‌ها بر پایه تلفیق لایه‌های حاصل از پارامترهای مختلف بنا شده‌اند و اساس کار یکسانی دارند. خروجی چهارچوب‌های رتبه‌دهی ثبت یک شاخص عددی یا امتیاز برای هر ویژگی است. در زمینه ارزیابی آلودگی و آسیب‌پذیری آب‌های زیرزمینی در مناطق مختلف ایران و جهان پژوهش‌های متعددی صورت گرفته است.

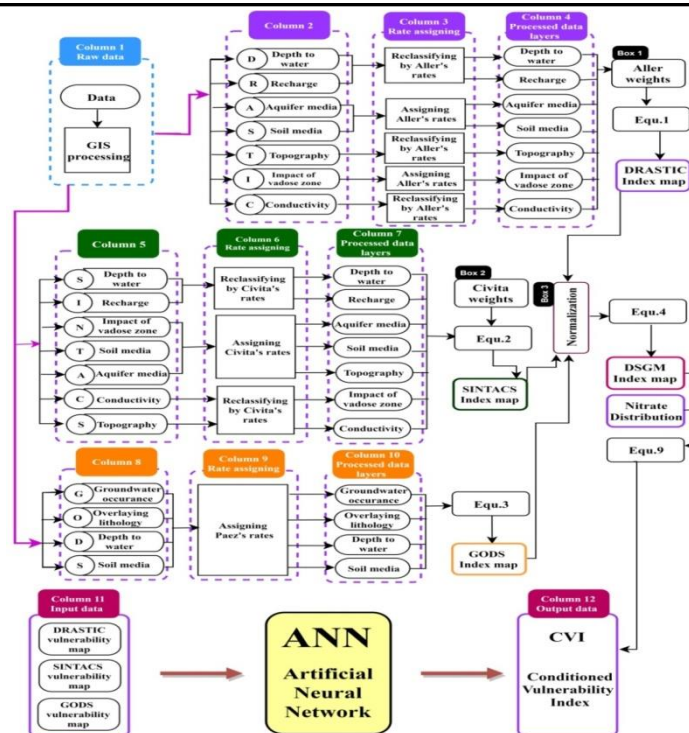
در طی پژوهشی که در ایتالیا انجام شده به منظور ارزیابی آسیب پذیری آب زیرزمینی از چهار چهارچوب عملی DRASTIC، SINTACS، GOD و AVI استفاده شده است آن‌ها در پژوهش خود به این نتیجه رسیدند که محدوده کلاس آسیب پذیری DRASTIC وسیع تر از SINTACS است و SINTACS به پارامترهای مرتبط با نوع بهره‌وری زمین اهمیت بیشتری می‌دهد (Corniello et al., 1997).

Asghari Moghaddam و همکاران (۲۰۱۷) طی پژوهشی به منظور ارزیابی آسیب پذیری آبخوان دشت اردبیل چهارچوب‌های DRASTIC، SINTACS و SI را به کار برده‌اند و شاخص همبستگی بین نقشه‌های آسیب پذیری و نیترا، نشان‌دهنده این بوده که DRASTIC بالاترین شاخص همبستگی (CI) را داشته و برای ارزیابی آسیب پذیری مناسب تر است. در واقع پژوهش‌های قبلی از یک یا چند چهارچوب رتبه‌دهی برای تخمین آسیب پذیری آبخوان‌ها استفاده کرده‌اند و انتخاب بهترین نتیجه منوط به مقایسه خروجی این چهارچوب‌ها بوده است که در اکثر این پژوهش‌ها، چهارچوب‌های عملی با وجود داشتن چندین پارامتر مشابه هم با ساز و کار محاسبه‌ای یکسان نتایج متفاوت از هم را ارائه داده و انتخاب بهترین چهارچوب برای تعیین پتانسیل آلودگی محدوده‌های مورد مطالعه را با مشکل مواجه کرده است، برای حل این مسئله روشی ترکیبی مبتنی بر ترکیب چندین چهارچوب رتبه‌دهی در جهت بهره‌مندی از مزایای همه چهارچوب‌ها، ارائه شده است. به‌عنوان مثال در طی پژوهشی که (Javanshir et al., 2016) برای دشت مغان انجام دادند جهت ترکیب برتری هر یک از چهارچوب‌های استفاده شده در منطقه مورد مطالعه، روش جدیدی به نام میانگین‌گیری وزنی ساده برای تعیین مناطق آسیب پذیر آبخوان دشت مغان ارائه شده است. در واقع روش جدید به منظور ارزیابی آسیب پذیری آبخوان دشت مغان به ترکیب خروجی DRASTIC، SINTACS و SI پرداخته که مقایسه نتایج به دست آمده از روش پیشنهادی با داده‌های میدانی غلظت نیترا، بیانگر این بوده که روش میانگین‌گیری وزنی ساده شاخص همبستگی بالاتری نسبت به هر کدام از چهارچوب‌ها دارد. در طی سال‌های گذشته پژوهش‌های مختلفی در جهت بهینه‌سازی چهارچوب‌های رتبه‌دهی انجام شده، از جمله (Panagopoulos et al., 2006) به منظور بهینه‌سازی نتایج DRASTIC از روش‌های آماری استفاده کرده‌اند و در بعضی از پژوهش‌ها نیز پارامترهای اضافی مانند کاربری اراضی، نوع و شدت آبیاری برای بهبود DRASTIC به کار رفته است (Secunda et al., 1998). اخیراً استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی در بسیاری از علوم مختلف از جمله مباحث مربوط به هیدروژئولوژی به‌طور گسترده‌ای رواج یافته است

(Nadiri et al., 2013b; Tayfur et al., 2014; Chitsazan et al., 2018c; Nadiri et al., 2018b; Nadiri et al., 2015). در واقع پژوهش‌هایی برای بهینه‌سازی DRASTIC با استفاده از انواع مدل‌های هوش مصنوعی مانند فازی ساگو (SFL)، ممدانی (MFL)، لارسن (LFL)، ماشین بردار پشتیبان (SVM)، نروفازی (NF) و برنامه‌نویسی بیان ژن (GEP) انجام شده است (Fijani et al., 2013; Nadiri et al., 2017a; Nadiri et al., 2017b). نتایج نشان داده که هر یک از این مدل‌ها با داشتن ویژگی‌های منحصر به فرد، کارایی لازم برای بهینه‌سازی

چهارچوب‌های رتبه‌دهی را دارند. (Nadiri et al., 2018a) طی پژوهشی با استفاده از مدل ANN به بهینه‌سازی نتایج DRASTIC در جهت تعیین مناطق آسیب پذیر آبخوان چندگانه دشت ورزقان پرداختند که نشان از توانایی بالای مدل ANN در ارزیابی آبخوان چندگانه بوده است. پژوهش‌های صورت گرفته در ارتباط با ارزیابی آسیب پذیری، بیشتر با استفاده از DRASTIC انجام گرفته است و بقیه چهارچوب‌های عملی مانند SINTACS و GODS برای روش‌های ترکیبی کمتر استفاده شده و همچنین مقایسه روش‌های ترکیبی مختلف نیز در تحقیقات قبلی انجام نشده است. لذا در این پژوهش، روش‌های ترکیب غیر نظارت شده و نظارت شده برای بهینه‌سازی چهارچوب‌های عملی و مقایسه نتایج آن‌ها در تعیین آسیب پذیری دشت اهر به کار گرفته شد. در پژوهش حاضر ابتدا چهارچوب‌های DRASTIC، SINTACS و GODS و در ادامه جهت بهره‌مندی از مزایای هر سه چهارچوب عملی، روش ترکیب غیرنظارت شده و نظارت شده استفاده شد. در واقع برای اولین بار روش ترکیب غیرنظارت شده و نظارت شده برای بهینه‌سازی DRASTIC، SINTACS و GODS استفاده و مقایسه نتایج آنها در تعیین مناطق آسیب پذیر انجام شد.

محدوده مورد مطالعه (زیرحوضه اهرچای) یکی از مناطق فعال در زمینه کشاورزی و دامپروری است و گسترش فعالیت‌های کشاورزی منجر به استفاده بی‌رویه از کودهای شیمیایی و حیوانی در این منطقه گردیده که مقادیر بالای نیترا در حد چندین برابر استاندارد سازمان بهداشت جهانی گویای این مطلب است. همچنین به دلیل وجود معدن مس مزرعه در بخش شمالی منطقه و نزدیکی انباشت مواد باطله معدن به اراضی کشاورزی، احتمال انتقال آلاینده‌ها و آلوده شدن این اراضی و نفوذ آلاینده‌ها به منابع آبی وجود دارد. بنابراین، بهترین راهکار برای جلوگیری از آلودگی و کاهش کیفیت منابع آب زیرزمینی دشت اهر، شناسایی مناطق آسیب پذیرتر و مستعد آلودگی است. هدف از این پژوهش، انتخاب مؤثرترین چهارچوب، مدل و یا روش در تعیین مناطق آسیب پذیر دشت اهر است. برای این منظور از DRASTIC، SINTACS و GODS استفاده شد و در ادامه پژوهش به منظور بهره‌مندی از مزایای هر سه چهارچوب عملی، این چهارچوب‌ها با هم ترکیب و در جهت تعیین دقیق محدوده‌های آسیب پذیرتر و شناسایی مناطق دارای پتانسیل آلودگی بالا، از مدل شبکه عصبی مصنوعی برای بهینه‌سازی استفاده شد. یکی از مزیت‌های مدل‌های هوش مصنوعی در زمینه ارزیابی آسیب پذیری نسبت به چهارچوب‌های رتبه‌دهی، این است که وزن‌های اعمال شده تحت نظر کارشناسی را به صورت بهینه و بدون نیاز به نظر کارشناس اختصاص می‌دهد، که در این پژوهش برای به حداقل رساندن خطای حاصل از اعمال نظر کارشناسی، از مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) استفاده شد. مراحل انجام پژوهش فوق در شکل ۱ بصورت فلوجارت ارائه شده است، که شامل ۱) آماده کردن داده‌های خام چهارچوب‌های DRASTIC، SINTACS، GODS (۲) اختصاص رتبه به پارامترهای DRASTIC، SINTACS، GODS (۳) اختصاص وزن به هر پارامتر (۴) ارائه روش ترکیبی غیرنظارت شده با تجمیع مزایای همه چهارچوب‌های ذکر شده (۵) بهینه‌سازی ترکیب غیرنظارت شده (DSGM) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی.



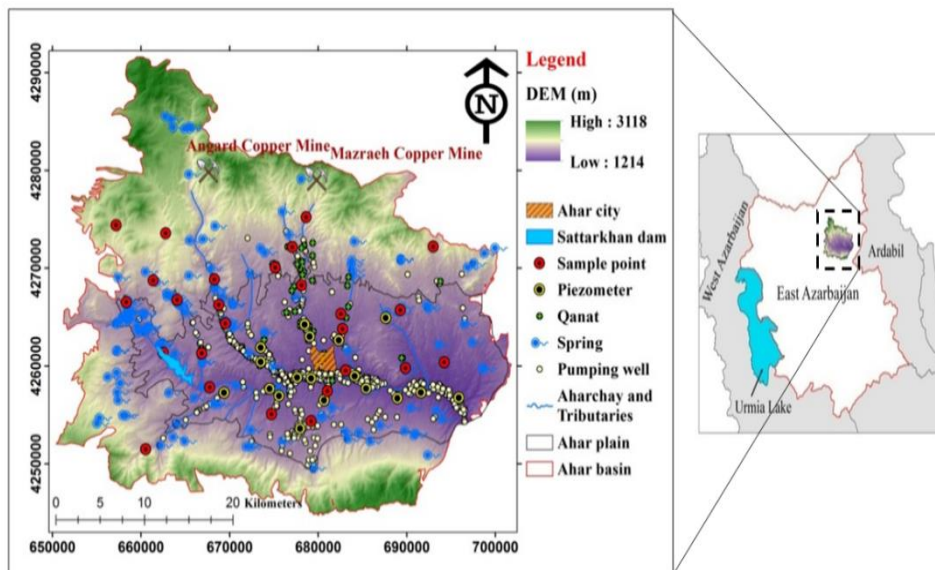
شکل ۱- فلوجارت مراحل انجام پژوهش.

Fig.1. Flowchart of methodology.

بازالت و آلکالی آندزیت است که در ارتفاعات شمالی حد فاصل شهر اهر و ورزقان گسترش فراوانی دارد. نهشته‌های ناپیوسته‌ای که در دامنه ارتفاعات به صورت پادگانه‌های آبرفتی بلند و مخروط‌افکنه‌ها قرار دارند در دو سوی رودخانه اهر و در شرق ورزقان دیده می‌شوند. پادگانه‌های آبرفتی جدید نیز که شامل ته‌نشست‌های سخت‌نشده قله‌دار بوده بخش وسیعی از دشت اهر را پوشانده است. در نقشه زمین‌شناسی پادگانه‌های آبرفتی جدید و قدیم با علامت Q^t مشخص شده است و علاوه بر رسوبات ناپیوسته فوق، رسوبات رودخانه‌ای نیز در بستر و حاشیه رودخانه وجود دارد. گسترش این رسوبات در مسیر و حاشیه رودخانه اصلی اهر جای قابل توجه است. شکل ۳ نقشه زمین‌شناسی ۱:۲۵۰۰۰۰ منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد (Lesquyer et al., 1978). براساس آمار سازمان آب منطقه‌ای استان آذربایجان شرقی، در محدوده مورد مطالعه تعداد ۱۹ حلقه چاه عمیق، ۶۲۳ حلقه چاه نیمه عمیق، ۹۹ دهنه چشمه و ۴۱ رشته قنات وجود دارد. آبخوان‌های کوچک و پراکنده‌ای در سراسر دشت اهر تشکیل گردیده است و آبخوانی که در دره اهرچای به وجود آمده است گسترش بیشتری نسبت به سایر آبخوان‌های منطقه دارد و به عنوان آبخوان اصلی منطقه شناخته می‌شود که شامل مخلوطی از شن، ماسه، سیلت و رس است. با توجه به داده‌های به دست آمده از حفاری چاه‌های مشاهده‌ای، آبخوان دشت اهر از نوع آزاد است. بیشترین ضخامت رسوبات آبرفتی مربوط به جنوب دشت و کمترین آن مربوط به بخش‌های شمالی و شرقی دشت است. بیشترین منابع آب زیرزمینی منطقه در رسوبات جوان دوره کواترنر ذخیره شده است و سایر سازندها از لحاظ ذخیره آب‌های زیرزمینی اهمیت چندانی ندارند. سازندهای سخت موجود در منطقه در اثر شکستگی‌های ثانویه و گسل‌ها آب را در خود ذخیره دارند که ظهور چشمه‌های موجود در منطقه بیانگر همین مطلب است.

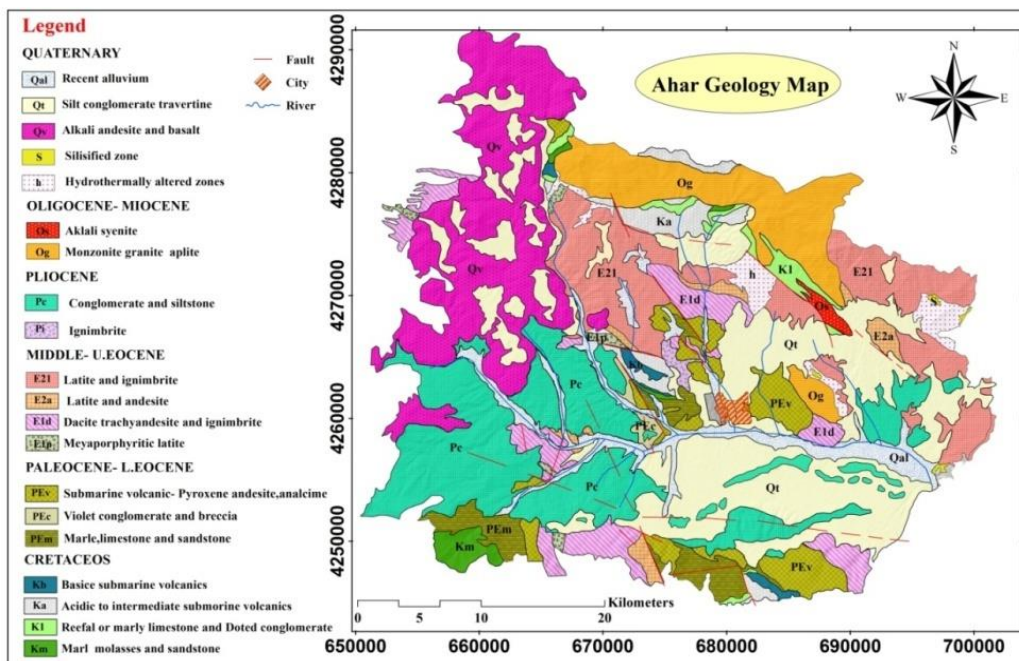
ویژگی‌های هیدروژئولوژیکی، زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه زیرحوضه اهرچای با مساحت تقریبی ۱۰۰۰ کیلومتر مربع در استان آذربایجان شرقی و در ۱۱۰ کیلومتری شمال شرق شهر تبریز واقع شده است. رودخانه اهرچای مهم‌ترین رودخانه منطقه مورد مطالعه است که از غرب به سمت شرق جریان دارد این رودخانه و شاخه‌های فرعی آن بر بستری جریان دارند که از طرفین شمالی و جنوبی توسط ارتفاعات احاطه شده‌اند همین امر نیز موجب شده است تا جهت جریان آب‌های زیرزمینی و همچنین زهکشی منابع آب سطحی به سمت بخش‌های شرقی و خروجی حوضه آبریز رودخانه اهرچای باشد. شکل ۲ موقعیت منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد. براساس نقشه زمین‌شناسی منطقه، قدیمی‌ترین نهشته‌ها در ناحیه مورد بررسی مربوط به زمان کرتاسه بالایی بوده و دوره کرتاسه در منطقه مورد مطالعه شامل ولکانیک‌های بازی، حد واسط تا اسیدی و نهشته‌های رسوبی است که مجموعاً رخنمون‌های نسبتاً محدودی در سطح منطقه دارند. رخنمون‌های مربوط به پالئوسن-ائوسن بیشتر شامل سنگ‌های آذرین بیرونی مربوط به محیط‌های قاره‌ای و دریایی کم عمق است. در منطقه اهر توالی الیگو-میوسن از ۵ واحد سنگی تشکیل شده است که واحد O^s و O^e در محدوده مطالعاتی رخنمون دارند. مهم‌ترین توالی پلیوسن در منطقه مورد مطالعه واحد P^c است که لیتولوژی این واحد شامل کنگلومرا با جورشدگی ضعیف و گردشدگی نه چندان خوب به همراه سیلستون بوده است و به طور گسترده‌ای در ارتفاعات شمالی و جنوبی مشرف به رودخانه اهر به ویژه در مناطق بالادست شهر اهر رخنمون دارد. واحدهای سنگی و نهشته‌های کواترنر نیز شامل سنگ‌های آتشفشانی، واحدهای دگرسان شده هیدروترمالی و نیز نهشته‌های ناپیوسته است. سنگ‌های آتشفشانی کواترنری (Q^v) شامل



شکل ۲- موقعیت محدوده مورد مطالعه، موقعیت پیزومترها و نقاط نمونه برداری.

Fig. 2. Location map of the study area and locations of piezometers and sampling point.



شکل ۳- نقشه زمین شناسی حوضه اهر (Lesquyer et al., 1978).

Fig. 3. Lithological map (modified from Lesquyer et al., 1978).

روش کار

چهارچوب‌های عملی بکار رفته در پژوهش حاضر

DRASTIC

DRASTIC براساس هفت پارامتر هیدروژئولوژیکی از قبیل عمق آب زیرزمینی (D)، تغذیه خالص (R)، محیط آبخوان (A)، محیط خاک (S)، توپوگرافی (T)، تأثیر ناحیه غیراشباع (I) و هدایت هیدرولیکی (C) تشکیل شده است (شکل ۱- ستون ۲). اطلاعات حاصل از این پارامترها به صورت تلفیقی مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته و سپس توسط نرم افزار ArcGIS پردازش می‌شوند. در ارزیابی با DRASTIC به هر پارامتر، وزنی از (۱ تا ۵) بر حسب اهمیت پارامتر اختصاص داده می‌شود (شکل ۱- ستون ۳ و باکس ۱). رتبه پارامترهای DRASTIC بین ۱ تا ۱۰ متغیر است، که عدد ۱ به معنای

DRASTIC یکی از معمول‌ترین و کاربردی‌ترین چهارچوب‌ها برای ارزیابی آسیب‌پذیری آبخوان‌هاست که اولین بار در سال ۱۹۸۷ توسط Aller معرفی شده است (Aller et al., 1987). سازمان حفاظت محیط زیست آمریکا در سال ۱۹۹۰ DRASTIC را به عنوان یک سیستم استاندارد، جهت ارزیابی پتانسیل آلودگی آب‌های زیرزمینی توسعه داده است (Boughriba et al.,)

لیتولوژیکی منطقه غیراشباع فقط برای آبخوان‌های آزاد در نظر گرفته می‌شود. ارزش پارامترها از صفر تا یک متغیر است و به همه پارامترها وزن یکسانی اختصاص می‌یابد (شکل ۱- ستون ۹). شاخص آسیب‌پذیری GODS طبق رابطه (۳) از حاصل ضرب پارامترها به دست می‌آید.

$$GODS_{index} = G.O.D.S \quad (\text{رابطه ۳})$$

در رابطه فوق G امتیاز نوع سفره آبدار، O امتیاز لیتولوژی منطقه بالای سفره آبدار، D امتیاز عمق سطح ایستابی و S امتیاز نوع پوشش خاک است (شکل ۱- ستون ۱۰).

تهیه لایه‌های اطلاعاتی

برای انجام این پژوهش، نقشه‌های مربوط به هر کدام از پارامترها در محیط نرم افزاری ArcGIS تهیه و با سل سایز ۱۰۰ متر رسم گردید. برای تهیه نقشه‌ها از داده‌های سطح آب پیژومترها (مهرماه سال آبی ۹۲-۹۳)، اطلاعات چاه‌های بهره‌بردار و لاگ چاه‌های مشاهده‌ای و همچنین از داده‌های ارتفاعی رقومی منطقه با دقت ۲۸ متر استفاده گردید که از سازمان آب منطقه‌ای استان آذربایجان شرقی تهیه شد.

داده‌های هیدروشیمیایی: در آبان ماه سال ۱۳۹۶ تعداد ۲۸ نمونه از نقاط مختلف زیرحوضه اهر شامل چاه، چشمه و قنات برداشت شده است. نمونه‌ها شامل عناصر اصلی (بی‌کربنات، سولفات، کلر، فلوئور، نیترات، سدیم، پتاسیم، کلسیم و منیزیم) و عناصر جزئی مانند آرسنیک، سرب، آهن و مس است. نتایج آنالیزهای شیمیایی به‌طور خلاصه در جدول ۱ ارائه شده است. بررسی داده‌های هیدروشیمیایی بیان‌کننده مقادیر بالای غلظت نیترات و آرسنیک بوده که بیشتر از استاندارد سازمان بهداشت جهانی است. در این پژوهش به بررسی غلظت مقادیر نیترات و تعیین مناطق آلودگی بوجود آمده توسط این عنصر پرداخته شد و نتایج بررسی‌های انجام شده عناصر دیگر، در پژوهش‌های آتی مورد بحث قرار خواهد گرفت. در پژوهش حاضر، از داده‌های نیترات برای صحت‌سنجی نتایج چهارچوب‌ها و روش‌ها استفاده گردید. شکل ۲ موقعیت نقاط نمونه‌برداری و شکل ۴ توزیع مکانی غلظت نیترات را نشان می‌دهد که با استفاده از روش IDW درون‌یابی شده است. بیش‌ترین مقادیر نیترات در دشت اهر مربوط به بخش‌های شرقی و کمترین آن مربوط به بخش‌های شمالی به ترتیب ۱۷۷ و ۳/۳۸ میلی‌گرم بر لیتر است. مقادیر خیلی کمتر برخی عناصر که قابل شناسایی نبوده‌اند با ND (Not Detected) نشان داده شده است.

کم‌ترین و بیش‌ترین خطر برای آلودگی آب زیرزمینی محسوب می‌شود (Panagopoulos et al., 2005). شاخص DRASTIC براساس وزن‌دهی به مجموع هفت پارامتر با رابطه (۱) محاسبه می‌شود (Aller et al., 1987).

(رابطه ۱)

$$VI = Dr Dw + Rr Rw + Ar Aw + Sr Sw + Tr Tw + Ir Iw + Cr Cw$$

در رابطه بالا، VI شاخص آسیب‌پذیری DRASTIC و حروف بزرگ نشان‌دهنده پارامترهای هفت‌گانه، r رتبه و W وزنی است که به هر پارامتر تخصیص داده می‌شود. بنابراین شاخص آسیب‌پذیری در این چهارچوب از حاصل ضرب هر پارامتر در رتبه آن به دست می‌آید.

SINTACS

SINTACS اولین بار توسط Civita در سال ۱۹۹۰ برای بررسی آسیب‌پذیری جنوب ایتالیا به‌کاربرده شده و در آن هفت پارامتر عمق سطح ایستابی (S)، تغذیه خالص (I)، اثر منطقه غیراشباع (N)، نوع خاک (T)، محیط آبخوان (A)، هدایت هیدرولیکی (C) و شیب (S) برای پهنه‌بندی آسیب‌پذیری آبخوان به‌کار رفته است (شکل ۱- ستون ۵). SINTACS از نظر نوع و تعداد پارامترها شبیه DRASTIC بوده ولی در واقع رتبه‌ها و وزن‌های آن انعطاف بیش‌تری دارد (Civita, 1990). در چهارچوب SINTACS به هر کدام از پارامترها براساس تأثیر و اهمیتی که در آسیب‌پذیری ذاتی دارد رتبه بین ۱ تا ۱۰ و وزن نسبی از ۱ تا ۵ اختصاص داده می‌شود (شکل ۱- ستون ۶ و باکس ۲) در نهایت شاخص آسیب‌پذیری با رابطه (۲) محاسبه می‌شود.

$$I_{SINTACS} = \sum_{i=1}^n P_i \times W_i \quad (\text{رابطه ۲})$$

در رابطه بالا، $I_{SINTACS}$ شاخص آسیب‌پذیری SINTACS، P_i رتبه هر پارامتر و W_i وزن نسبی پارامترهاست.

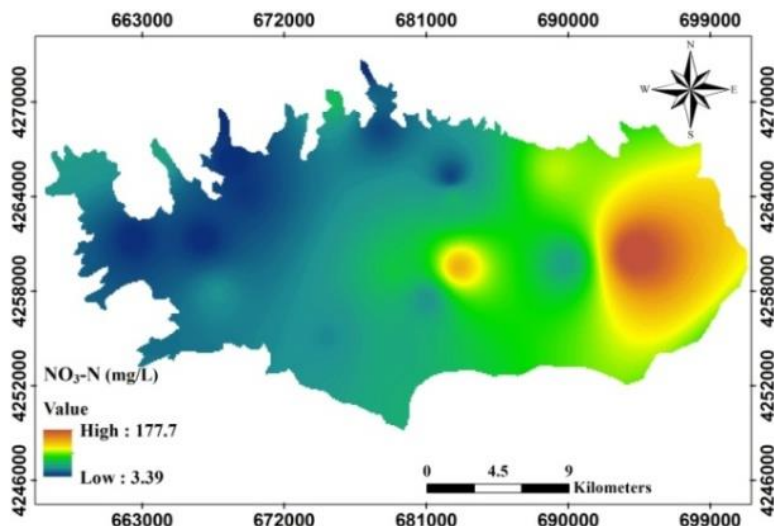
GODS

برخی از محققان بر این عقیده‌اند که با تعداد کم‌تری از پارامترها می‌توان به نتایجی معادل DRASTIC دست‌یافت که در همین راستا GOD ارائه شده است (Chilton et al., 1990). GOD به لایه‌خاک که یکی از مهم‌ترین بخش‌های کاهش و حذف آلاینده‌هاست به‌طور کامل نپرداخته است. بنابراین GODS با اضافه‌کردن پارامتر خاک به GOD ارائه شده است (Paez, 1990). در GODS از چهار پارامتر نوع آبخوان، ویژگی‌های لیتولوژیکی منطقه غیراشباع، عمق آب زیرزمینی و نوع خاک استفاده و ویژگی‌های

جدول ۱- نتایج آنالیز شیمیایی نمونه شده در محدوده مطالعاتی.

Table 1. Chemical analysis results of samples in the study area.

Unit	mg/L									µg/L			
	HCO ₃ ⁻	SO ₄ ²⁻	CL ⁻	F ⁻	NO ₃ ⁻	Na ⁺	K ⁺	Ca ²⁺	Mg ²⁺	As	Fe	Cu	Pb
Min	195.2	2.69	31.9	0.45	3.38	13.7	0.38	25.6	5.8	ND	172.8	ND	ND
Max	573.4	354.3	1060	1.4	177	448	80.8	271	132.2	119.2	895.3	42.1	25.4
Average	371.8	5.124	131.6	0.85	11.2	85.3	8	100	37.4	34.7	396.5	2.82	6.65



شکل ۴- توزیع مکانی غلظت نیترات در محدوده مطالعاتی.

Fig. 4. Spatial distribution of nitrate concentration in the study area.

تأثیر مهمی در تغذیه و بر چگونگی حرکت آلاینده ها دارد. بافت خاک عامل موثری در انتقال آلاینده از سطح به زون غیراشباع است. برای تهیه نقشه خاک از دو متر اول لاگ های موجود در منطقه استفاده شد و سپس رتبه دهی انجام گرفت و با درون یابی به روش Kriging، نقشه محیط خاک به دست آمد.

توپوگرافی (T) و (S)

این پارامتر به تغییرات شیب سطح زمین اشاره دارد. شیب سطح زمین علاوه بر این که به حرکت و نفوذ آب های سطحی و آلاینده ها در سطح زمین تأثیر داشته بلکه، بر گسترش خاک و میرایی آلاینده ها نیز مؤثر است. افزایش شیب توپوگرافی موجب کاهش ماندگاری آب بر سطح زمین و کاهش نرخ نفوذ و بالعکس کاهش شیب نیز موجب افزایش نرخ نفوذ می شود و پتانسیل آلودگی بیش تری را ایجاد می کند. برای تهیه نقشه شیب، از مدل ارتفاعی رقومی منطقه با دقت ۲۸ متر استفاده گردید.

محیط غیراشباع (I)، (N) و (O)

منطقه غیراشباع به ناحیه حد فاصل سطح ایستابی تا سطح خاک اطلاق می گردد. برای تهیه نقشه این پارامتر روشی مشابه تهیه لایه محیط آبخوان به کار رفت با این تفاوت که از ضخامت و جنس رسوبات بالای سطح ایستابی استفاده شد.

هدایت هیدرولیکی (C) و (C)

هدایت هیدرولیکی توانایی مواد تشکیل دهنده آبخوان در انتقال آب است که به درصد فضاهای خالی مرتبط به هم در لایه آبدار بستگی دارد. در محدوده مورد مطالعه با استفاده از لاگ های حفاری و جنس رسوبات آبخوان، میزان هدایت هیدرولیکی با استفاده از جداول ضریب نفوذ پذیری (De Ridder, 1968) تعیین و در نهایتاً انجام درون یابی و رتبه بندی، نقشه هدایت هیدرولیکی تهیه گردید.

نوع آبخوان (G)

برای تعیین نوع آبخوان از اطلاعات لاگ چاه های مشاهده ای موجود در منطقه استفاده شد. بررسی لاگ ها نشان می دهد که آبخوان دشت اهر از نوع

عمق آب زیرزمینی (D)، (S) و (D)

این پارامتر تعیین کننده عمقی است که آلوده کننده بایستی طی کند تا به سطح ایستابی برسد. به طور کلی با افزایش عمق آب، پتانسیل آلودگی کاهش می یابد. برای بدست آوردن نقشه عمق آب زیرزمینی از داده های سطح آب ۱۸ پیژومتر موجود در منطقه که توسط سازمان آب منطقه ای برداشت شده است، استفاده گردید و با درون یابی به روش Kriging، نقشه عمق آب زیرزمینی به دست آمد.

تغذیه خالص (I) و (R)

تغذیه خالص مقدار آبی است که به زیرسطح زمین نفوذ می کند و در نهایت به سطح ایستابی می رسد. برای محاسبه میزان تغذیه خالص، در ابتدا اختلاف سطح آب پیژومترهای دو سال آبی متوالی (۹۲-۹۳) محاسبه و در محیط ArcGIS برای داده های اختلاف سطح آب پیژومترها، پلیگون ترسیم و مساحت پلیگون ها محاسبه شد. برای بدست آوردن میزان پمپاژ، مقدار تخلیه تعداد چاه های آماربرداری شده منطقه برای هر پلیگون محاسبه شد و حجم آب کاهش یافته برای هر پیژومتر از حاصل ضرب ضریب ذخیره در مساحت پلیگون و اختلاف سطح آب پیژومترهای دو سال متوالی به دست آمد سپس نرخ پمپاژ به میزان حجم آب کاهش یافته اضافه و میزان تغذیه خالص به متر مکعب برسال محاسبه شد. در نهایت با استفاده از روش IDW درون یابی و نقشه تغذیه خالص تهیه گردید.

محیط آبخوان (A) و (A)

این پارامتر به جنس رسوبات در قسمت اشباع آبخوان (زیر سطح ایستابی) اشاره دارد. برای تهیه نقشه محیط آبخوان از ۱۲ لاگ چاه های مشاهده ای استفاده شد. بعد از مشخص شدن جنس مواد تشکیل دهنده آبخوان به هر کدام از آنها نرخی از ۱ تا ۱۰ اختصاص داده شد که برای رسوبات ریزدانه کمترین و برای درشت دانه بیشترین رتبه اختصاص یافت و سپس با اعمال درون یابی به روش Kriging، نقشه محیط آبخوان به دست آمد.

محیط خاک (S)، (T) و (S)

محیط خاک نشان دهنده بخش هوازده بالای منطقه غیراشباع است که به لحاظ فعالیت های بیولوژیکی منطقه بسیار فعال به شمار می رود. محیط خاک

لایه مخفی معمولاً با استفاده از روش آزمون و خطا تعیین می‌شود و گره‌های لایه‌های مجاور به طور کامل با هم در ارتباط هستند (Nadiri, 2013a).

معیارهای ارزیابی دقت مدل ANN در پژوهش حاضر

در این پژوهش به منظور ارزیابی کارایی روش ترکیب نظارت شده و توانایی آن برای پیش‌بینی دقیق از سه معیار جذر میانگین مربع خطا (RMSE)، ضریب تبیین (R^2) و ضریب همبستگی (r) استفاده شد که روش محاسبه آن‌ها به صورت زیر است.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (v_{ul_i} - \hat{v}_{ul_i})^2}{\sum_{i=1}^n (v_{ul_i} - \bar{v}_{ul})^2} \quad (\text{رابطه ۶})$$

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (v_{ul_i} - \bar{v}_{ul})(N_i - \bar{N})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (v_{ul_i} - \bar{v}_{ul})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (N_i - \bar{N})^2}} \quad (\text{رابطه ۷})$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (v_{ul_i} - \hat{v}_{ul_i})^2}{n}} \quad (\text{رابطه ۸})$$

در روابط فوق نتایج آسیب‌پذیری مشاهداتی، نتایج آسیب‌پذیری محاسباتی توسط مدل ANN، میانگین مشاهداتی، تعداد کل مشاهداتی، غلظت نیترات و میانگین غلظت نیترات را نشان می‌دهد. RMSE میزان خطای بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی را نشان می‌دهد و R^2 و r نشان‌دهنده میزان بازده شبکه است. هرچه RMSE به صفر و R^2 و r به یک میل کنند، معرف بهترین جواب برای تکنیک مورد استفاده، است.

نتایج و بحث

نتایج بدست آمده از DRASTIC

نقشه پارامترهای DRASTIC که شامل عمق آب زیرزمینی (D)، تغذیه خالص (R)، محیط آبخوان (A)، محیط خاک (S)، توپوگرافی (T)، محیط غیراشباع (I) و هدایت هیدرولیکی (C) است (شکل ۱- ستون ۴) پس از درون‌یابی به صورت فایل رستر آماده و این هفت لایه رستری در محیط ArcGIS براساس تابع هم‌پوشانی تلفیق و نقشه نهایی آسیب‌پذیری دشت اهر تهیه شد (شکل ۵ h). شاخص آسیب‌پذیری DRASTIC برای دشت اهر بین ۶۶ تا ۱۷۰ به‌دست آمد که در سه گروه آسیب‌پذیری کم (۹۲-۶۶)، متوسط (۱۳۶-۹۲) و زیاد (۱۷۰-۱۳۶) قرار گرفت. شکل 8a درصد محدوده‌های آسیب‌پذیری دشت اهر را براساس خروجی DRASTIC نشان می‌دهد.

نتایج بدست آمده از SINTACS

نقشه‌های مربوط به هر کدام از پارامترهای SINTACS همانند DRASTIC تهیه شد (شکل ۱- ستون ۷) و نقشه نهایی آسیب‌پذیری به‌دست آمد (شکل 6h). شاخص آسیب‌پذیری براساس خروجی SINTACS بین ۹۹ تا ۲۰۵ محاسبه گردید که در سه گروه آسیب‌پذیری کم (۱۴۰-۹۹)، متوسط (۱۷۶-۱۴۰) و زیاد (۲۰۵-۱۷۶) قرار گرفت. شکل 8b درصد محدوده‌های آسیب‌پذیری را براساس نتایج SINTACS نشان می‌دهد.

آزاد است و بنابراین در ارزیابی با استفاده از چهارچوب GODS امتیاز یک به این پارامتر اختصاص یافت.

روش ترکیبی (DSGM)

روش ترکیب غیرنظارت شده یک روش میانگین‌گیری وزنی ساده است که با جمع سه چهارچوب عملی استفاده شده در این پژوهش، شامل DRASTIC، SINTACS و GODS از مزایای هر سه چهارچوب بهره می‌برد. برای انجام روش ترکیب غیرنظارت شده باید توزیع مکانی شاخص آسیب‌پذیری هر سه چهارچوب عملی در بازه یکسانی تغییر کند. به این منظور نتایج آسیب‌پذیری بین بازه صفر و یک نرمال‌سازی شد (شکل ۱- باکس ۳). نرمال‌سازی داده‌ها با رابطه (۴) و ترکیب نتایج حاصل از سه چهارچوب عملی با رابطه (۵) انجام شده است:

$$X_{norm} = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (\text{رابطه ۴})$$

در رابطه یاد شده X_{norm} شاخص آسیب‌پذیری نرمال‌شده، X_i شاخص آسیب‌پذیری و X_{min} و X_{max} به ترتیب بالاترین و پایین‌ترین میزان شاخص آسیب‌پذیری را نشان می‌دهد.

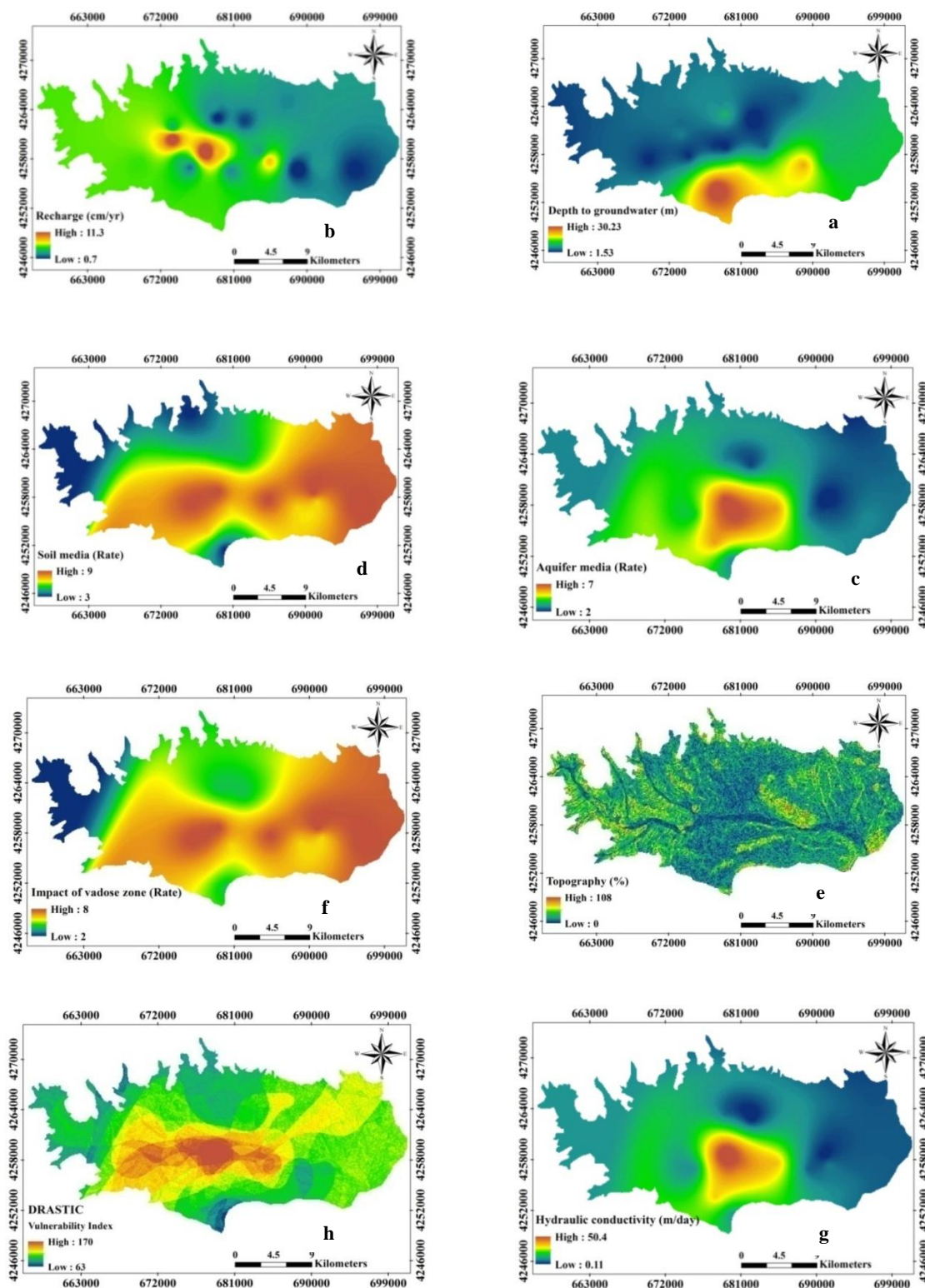
(رابطه ۵)

$$VI_{Total} = \frac{W_{DRASTIC} \times DRASTIC + W_{SINTACS} \times SINTACS + W_{GODS} \times GODS}{\sum C_i}$$

در رابطه بالا عبارت‌های DRASTIC، SINTACS و GODS توزیع مکانی شاخص آسیب‌پذیری، C_i شاخص همبستگی بین داده‌های نیترات و نقشه آسیب‌پذیری و VI_{Total} شاخص آسیب‌پذیری بدست آمده از ترکیب سه چهارچوب را نشان می‌دهد.

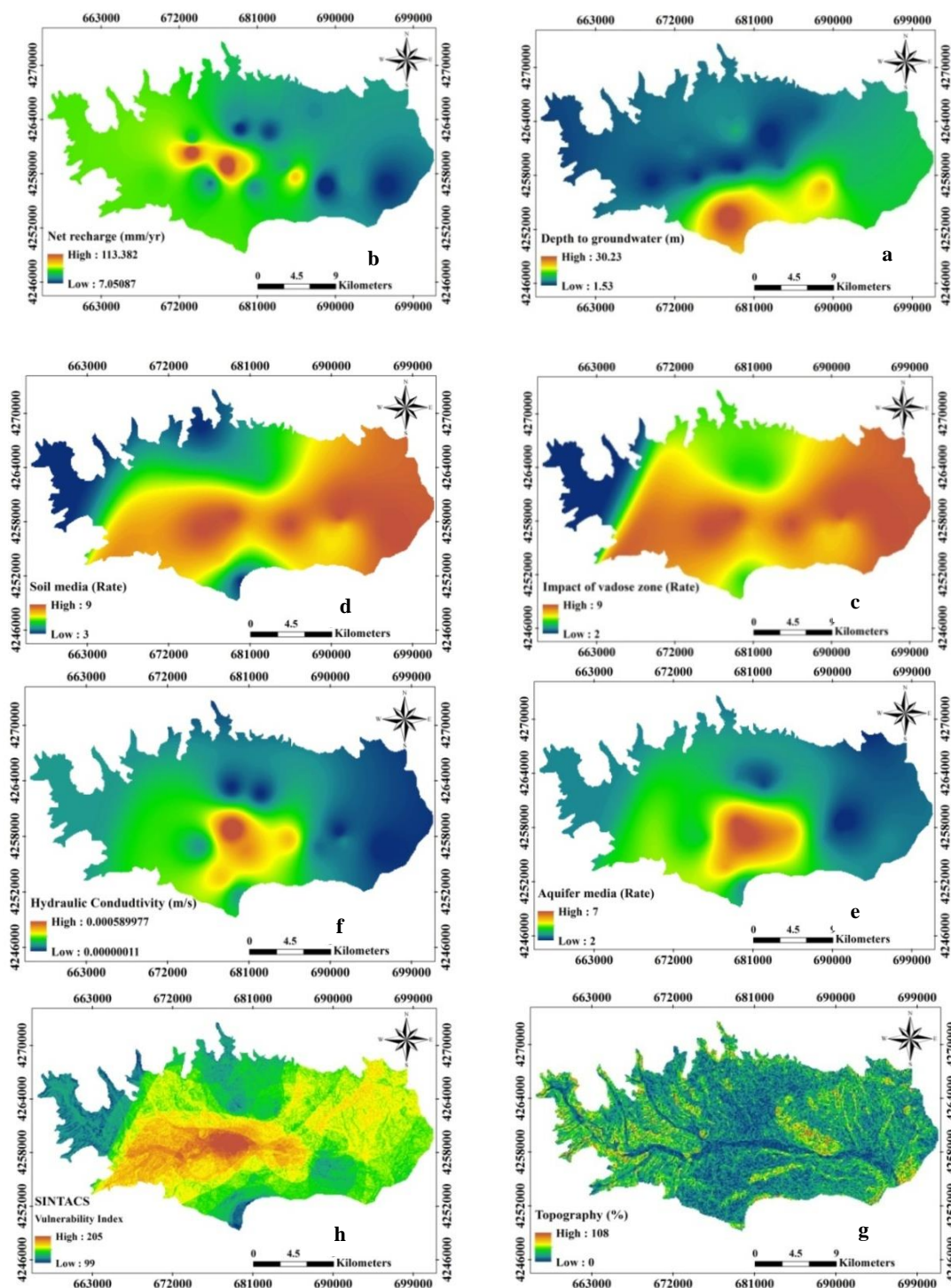
شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

روش ترکیب نظارت شده در پژوهش حاضر، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) است. شبکه عصبی مصنوعی الگویی برای پردازش اطلاعات است که با تقلید از شبکه‌های عصبی بیولوژیکی (مغز انسان) ساخته شده‌است. عنصرکلیدی این الگو، ساختار جدید سیستم پردازش اطلاعات آن بوده و از تعداد زیادی عناصر (نورون) با ارتباطات قوی داخلی که هماهنگ باهم برای حل مسائل خصوصی کار می‌کنند تشکیل شده است. شبکه عصبی مصنوعی مدل ریاضی است که توانایی مدل‌سازی و ایجاد روابط ریاضی غیرخطی برای درون‌یابی را دارد. مهم‌ترین کاربردهای شبکه عصبی مصنوعی در علوم مهندسی را می‌توان به صورت زیر بیان کرد: (۱) تقسیم الگوها (داده‌ها، اشکال و غیره) (۲) دسته‌بندی الگوها، (۳) پیش‌بینی در زمینه‌های مختلف، (۴) بهینه‌سازی، (۵) حافظه در دسترس برای ذخیره‌سازی، (۶) کنترل سیستم‌های مختلف (Anil et al., 1996). ساختار عمومی شبکه عصبی مصنوعی را لایه ورودی، لایه‌های میانی (مخفی) و لایه خروجی تشکیل داده است. لایه ورودی یک لایه انتقال‌دهنده و محلی برای آماده‌کردن داده‌هاست. آخرین لایه یا لایه خروجی شامل مقادیر پیش‌بینی شده بوسیله شبکه است و خروجی مدل را معرفی می‌کند. لایه‌های میانی یا مخفی که از گره‌های پردازشگر تشکیل شده‌اند، محل پردازش داده‌هاست. هر گره یک تابع تبدیلگر دارد که این تابع تبدیلگر، تولید کننده خروجی‌های آن گره به شمار می‌رود. تعداد لایه‌های مخفی و تعداد گره‌ها در هر



شکل ۵- نقشه پهنه‌بندی پارامترهای DRASTIC، (a) عمق آب زیرزمینی، (b) تغذیه خالص، (c) محیط آبخوان، (d) محیط خاک، (e) توپوگرافی، (f) محیط غیراشباع، (g) هدایت هیدرولیکی و (h) نقشه آسیب‌پذیری DRASTIC.

Fig. 5. DRASTIC data layers, (a) Depth of Groundwater, (b) Recharge, (c) Aquifer media, (d) Soil media, (e) Topography, (f) Impact of vadose zone, (g) Conductivity, and (h) Vulnerability mapping DRASTIC.



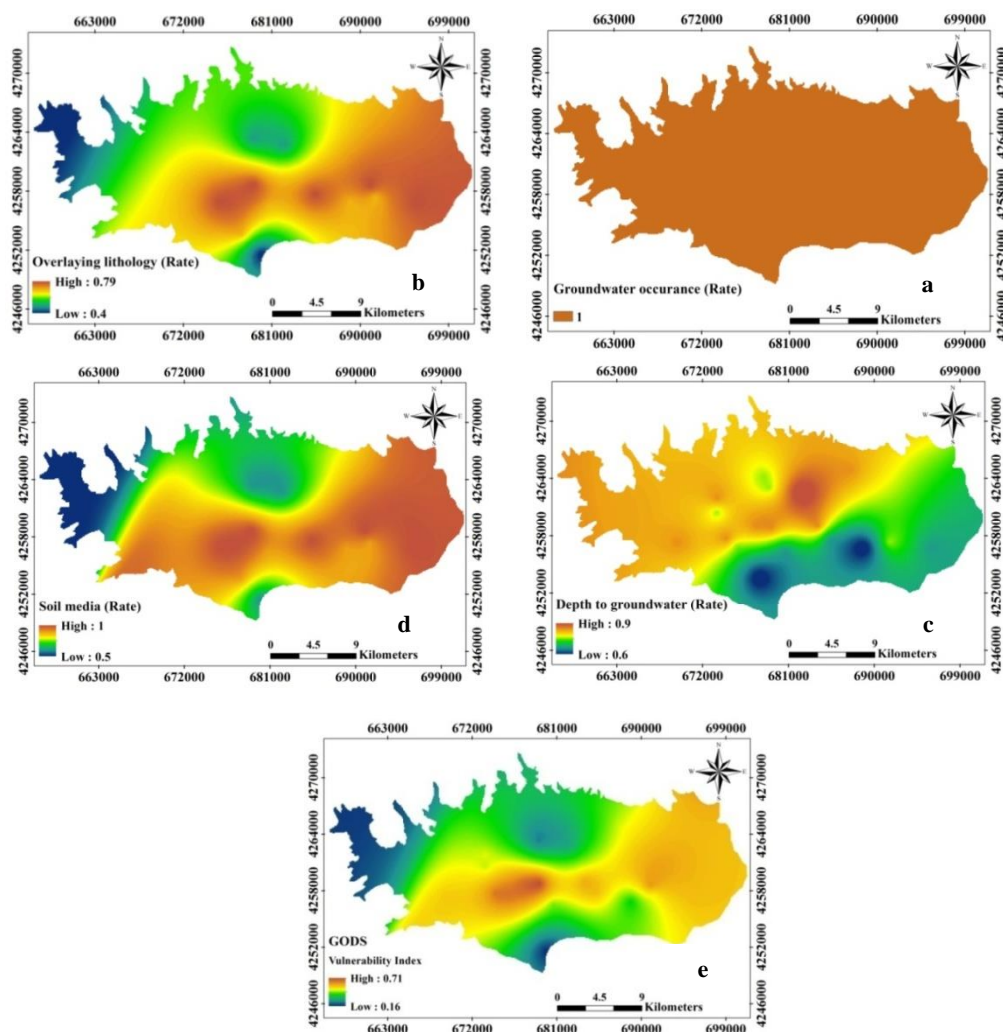
شکل ۶- نقشه پارامترهای SINTACS، (a) عمق آب زیرزمینی، (b) تغذیه خالص، (c) محیط غیراشباع، (d) محیط خاک، (e) محیط آبخوان، (f) هدایت هیدرولیکی، (g) توپوگرافی، (h) نقشه آسیب پذیری SINTACS

Fig. 6. SINTACS data layers, (a) Groundwater depth; (b) Recharge; (c) Vadose Zone; (d) Soil; (e) Aquifer media; (f) Conductivity; (g) Topography; (h) Vulnerability mapping SINTACS.

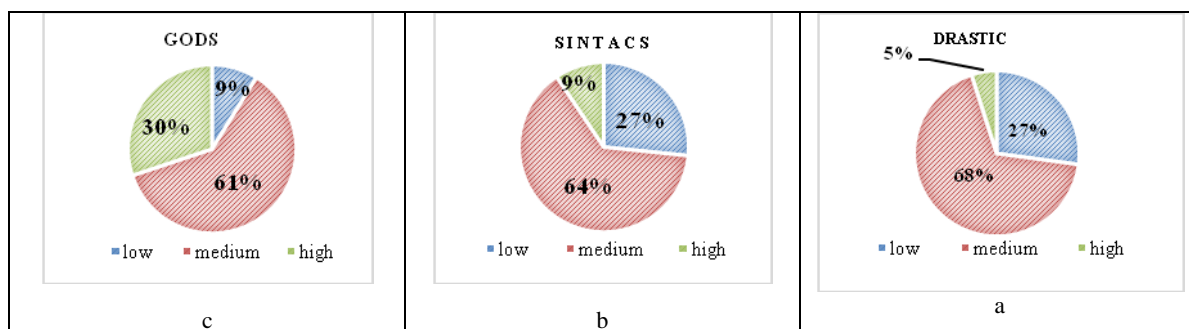
GODS بین ۰/۱ تا ۰/۷۳ به دست آمد که به سه دسته آسیب پذیری کم (۰/۳-۰/۱)، متوسط (۰/۳-۰/۵) و زیاد (۰/۷۳-۰/۵) تقسیم بندی شد. شکل ۸c درصد محدوده های آسیب پذیری دشت اهر را براساس خروجی GODS نشان می دهد.

نتایج بدست آمده از GODS

برای استفاده از چهارچوب GODS نقشه پارامترهای آن تهیه (شکل ۱-۱) و سپس این چهار پارامتر مطابق با رابطه (۳) در هم ضرب شد و نقشه آسیب پذیری دشت به دست آمد (شکل ۷e). شاخص آسیب پذیری محاسبه شده دارای ارزش عددی بین صفر تا یک است. برای دشت اهر شاخص



شکل ۷- نقشه پهنه‌بندی پارامترهای GODS، (a) نوع آبخوان، (b) لایه لیتولوژیکی بالای منطقه غیراشباع، (c) عمق آب زیرزمینی، (d) محیط خاک و (e) نقشه آسیب‌پذیری GODS. Fig.7. GODS data layers, (a) Groundwater occurrence, (b) Overlaying lithology, (c) Depth to groundwater, (d) Soil media, and (e) Vulnerability mapping GODS.



شکل ۸- درصد محدوده آسیب‌پذیری منابع آب زیرزمینی دشت اهر (a) DRASTIC، (b) SINTACS و (c) GODS. Fig. 8. Percentage of groundwater vulnerability scope of the Ahar Plain, (a) DRASTIC, (b) SINTACS, and (c) GODS.

اختلاف دارند به ترتیب در ۲ و ۱ ضرب می‌شوند، سپس مقادیر حاصل باهم جمع بسته می‌شود و شاخص همبستگی (CI) قابل محاسبه است که همبستگی بین نقشه‌های آسیب‌پذیری چهارچوب‌ها و مقادیر نیترات را نشان می‌دهد. (CI) بالاتر به معنای همبستگی بیشتر است (Fijani et al., 2013). در پژوهش حاضر نتایج نشان داد که DRASTIC و SINTACS ضریب همبستگی بالاتری با مقادیر نیترات اندازه‌گیری شده نسبت به GODS دارند. بر اساس شکل ۱۰ که نشان دهنده انطباق یون نیترات با نقشه‌های آسیب‌پذیری است، GODS با وجود ارائه CI پایین‌تر نسبت به دو چهارچوب

صحت‌سنجی چهارچوب‌های به‌کار رفته در پژوهش حاضر

برای صحت‌سنجی نتایج حاصل از چهارچوب‌های به‌کار رفته در محدوده مورد مطالعه، از داده‌های غلظت نیترات استفاده شد. به این منظور مقادیر نیترات به سه دسته کم (۳-۱۲)، متوسط (۱۲-۶۰) و زیاد (۶۰-۱۷۷) تقسیم‌بندی و سپس تعداد چاه‌هایی که مقادیر نیترات آن با نقشه‌های آسیب‌پذیری دارای ارزش یکسانی است و در یک گروه قرار می‌گیرد به ۳ ضرب شد، آن تعداد از چاه‌هایی که مقادیر نیترات و گروه آسیب‌پذیری آن به مقدار ۱ و ۲

کم، متوسط و زیاد قرار گرفته است و خروجی روش ترکیبی شاخص همبستگی بالاتری نسبت به DRASTIC، SINTACS و GODS دارد.

(رابطه ۹)

$$VI_{Total} = \frac{50 \times (VI_{DRASTIC})_i + 50 \times (VI_{SINTACS})_i + 48 \times (VI_{GODS})_i}{\Sigma 50 + 50 + 48}$$

نتایج مدل سازی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

در این پژوهش برای رفع محدودیت چهارچوبها و روش مورد استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. در مدل شبکه عصبی مصنوعی نقشه آسیب پذیری DRASTIC، SINTACS و GODS به عنوان ورودی های مدل (شکل ۱- ستون ۱۱) و شاخص آسیب پذیری روش ترکیب غیرنظارت شده تصحیح شده با نیترا، به عنوان خروجی مدل در نظر گرفته شد (شکل ۱- ستون ۱۲).

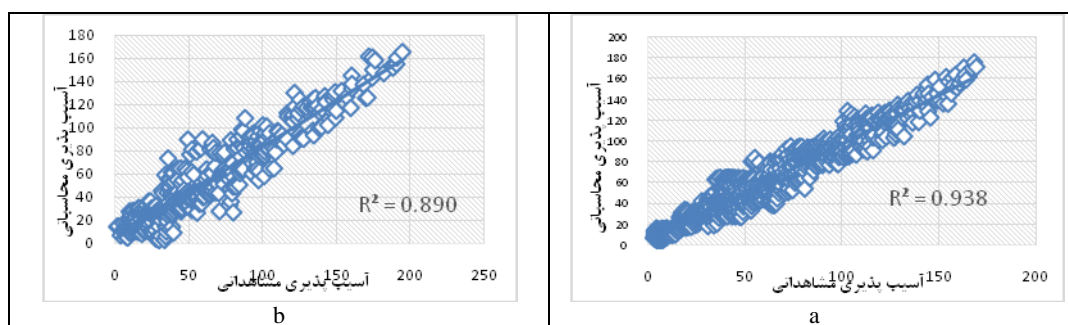
$$CVI = \frac{Vul_{max}}{(NO_3)_{max}} \times (NO_3)_i \quad (10)$$

در رابطه یاد شده، Vul_{max} حداکثر شاخص آسیب پذیری ترکیب غیرنظارت شده، $(NO_3)_{max}$ حداکثر غلظت نیترا و $(NO_3)_i$ غلظت نیترا را نشان می دهد. مقادیر شاخص آسیب پذیری به دست آمده از روش ترکیب غیرنظارت شده، با مقادیر نیترا مربوط به آن تصحیح و برای آموزش مدل از این مقادیر تصحیح شده استفاده شد، که ورودی مدل در مرحله آموزش، نقشه های آسیب پذیری DRASTIC، SINTACS، GODS و خروجی آن مقادیر تصحیح شده شاخص آسیب پذیری ترکیب غیرنظارت شده با نیترا است. برای آموزش مدل ANN، از شبکه سه لایه پرسپترون با الگوریتم (MLP-LM) استفاده شد که جزئیات آموزش و فرآیند محاسبه آن توسط انجمن مهندسی عمران آمریکا ارائه شده است (ASCE, 2000). تعداد نرون ها در لایه میانی و خروجی به ترتیب برابر پنج و یک است. تابع تبدیل گر در لایه دوم از نوع سیگموئید تانژانتی (Tansig) و در لایه سوم خطی (Purlin) است. تعداد دوره های آموزش ۱۰۰ و مقادیر ضریب تبیین (R^2) و RMSE برای مرحله آموزش به ترتیب ۰/۹۳ و ۶/۳۸ است. پس از آموزش، مدل برای مرحله آزمایش اجرا شد که ضریب تبیین آسیب پذیری پیش بینی شده با مقادیر نیترا برابر ۰/۸۹ به دست آمد. شکل ۹ نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی را نشان می دهد.

ذکر شده، که می تواند ناشی از کم بودن تعداد پارامترهای آن در تعیین پتانسیل آلودگی منطقه باشد ولی در قسمت شمال شرقی منطقه مطالعاتی نتایج بهتری نسبت به DRASTIC و SINTACS ارائه داده است (شکل ۱۰). در واقع نتایج بدست آمده از سه چهارچوب عملی استفاده شده در تعیین درصد محدوده های آسیب پذیری، متفاوت از هم بوده و خروجی چهارچوبها در محدوده مطالعاتی نشان دهنده این است که این سه چهارچوب عملی با وجود تفاوت های ذاتی در رتبه دهی، وزن دهی و داشتن پارامترهای مشابه، نتایج متفاوتی را برای تعیین محدوده سه کلاس آسیب پذیری و به ویژه مناطق آسیب پذیرتر که از نظر آلودگی حساس ترین بخش هر محدوده مورد مطالعه است، ارائه می دهند (شکل ۸). با توجه به خروجی متفاوت نقشه های نهایی و نتایج به دست آمده، انتخاب یکی از آن ها به عنوان بهترین و کاراترین چهارچوب عملی، برای محدوده مورد مطالعه منطقی به نظر نمی رسد. لذا در ادامه پژوهش جهت بهبود نتایج، دو روش ترکیبی میانگین گیری وزنی و مدل شبکه عصبی مصنوعی که به ترتیب ترکیب غیرنظارت شده و نظارت شده است به کار گرفته شد تا از مزایای هر سه چهارچوب عملی برای تعیین دقیق تر کلاس های آسیب پذیری استفاده شود.

روش ترکیبی DSGM

در روش ترکیب غیرنظارت شده (DSGM) پس از اینکه لایه های مختص به توزیع مکانی شاخص آسیب پذیری هر سه چهارچوب عملی تهیه و نرمال سازی شد شاخص همبستگی بین نتایج آسیب پذیری و داده های نیترا به دست آمد. در روش ترکیب غیرنظارت شده وزن هریک از چهارچوبها، با شاخص همبستگی (CI) بین نتایج نیترا و آسیب پذیری (VI) تعیین می شود. به عبارت دیگر چهارچوب عملی که شاخص همبستگی بیشتری دارد بیشترین وزن به آن اختصاص یافته که در پژوهش حاضر به DRASTIC و SINTACS با داشتن بالاترین CI بیشترین وزن اختصاص یافت که از مجموع ضرب وزن ها در VI مختص هر چهارچوب، تقسیم بر مجموع وزن ها، شاخص آسیب پذیری روش ترکیب غیرنظارت شده تعیین می شود. i بیانگر موقعیت تعداد سل ها است. نقشه ترکیبی شاخص آسیب پذیری آب های زیرزمینی توسط رابطه (۹) به دست آمد (شکل ۱۰). شاخص آسیب پذیری براساس روش DSGM عددی بین ۰ تا ۱ است که در سه گروه آسیب پذیری



شکل ۹- نتایج ANN در مقایسه آسیب پذیری مشاهداتی و محاسباتی، (a) مرحله آموزش و (b) مرحله آزمایش.

Fig. 9. Scatter diagram of ANN using modelled values and observed, (a) training phase, and (b) testing phase.

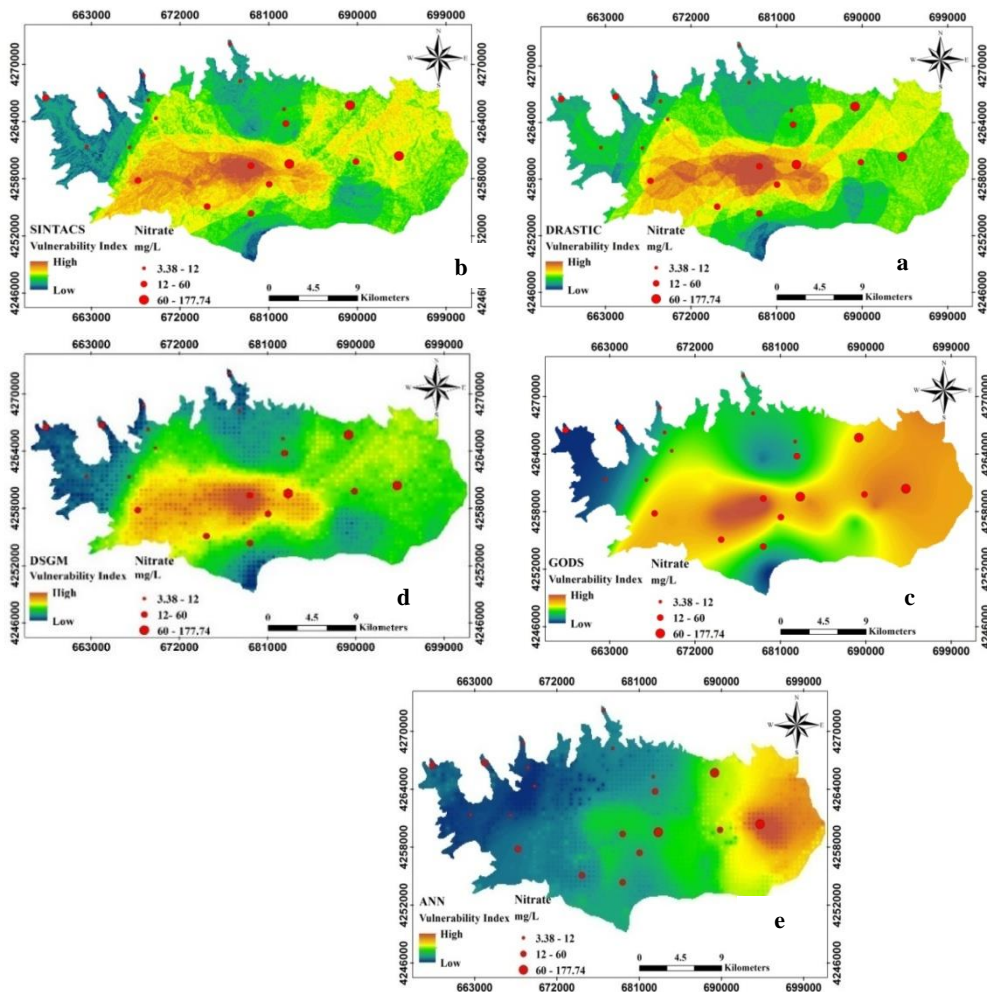
و روش ترکیب غیرنظارت شده و نظارت شده محاسبه گردید. نتایج بیانگر این مطلب است که روش ترکیب نظارت شده بالاترین شاخص همبستگی را داشته و در واقع نسبت به سه چهارچوب استفاده شده و همچنین روش ترکیب غیرنظارت شده از اولویت بالاتری برای تعیین مناطق آسیب پذیر دشت اهر

صحت سنجی نتایج ترکیب نظارت شده در محدوده مطالعاتی

به منظور بررسی دقیق تر و مقایسه نتایج بدست آمده در این پژوهش، شاخص همبستگی بین نقشه های آسیب پذیری و داده های نیترا برای چهار چوبها

۲ نتایج ضریب همبستگی را در محدوده مطالعاتی نشان می‌دهد.

برخوردار است. شکل ۱۰ انطباق یون نیترات با نقشه‌های آسیب‌پذیری و جدول



شکل ۱۰- انطباق یون نیترات با نقشه‌های آسیب‌پذیری نهایی آب زیرزمینی، (a) DRASTIC، (b) SINTACS، (c) GODS، (d) روش DSGM و (e) مدل ANN.

Fig.10. Nitrate-N adaptation to vulnerability mappings, (a) DRASTIC, (b) SINTACS, (c) GODS, (d) DSGM Method, and (e) ANN Model.

جدول ۲- انطباق چاه‌های اندازه‌گیری نیترات در سه سطح آلودگی با مقادیر شاخص آسیب‌پذیری.

Table 2. Performance measures and DRASTIC, SINTACS, GODS, DSGM, and ANN fitting parameters.

Frameworks, supervised and unsupervised methods	Vulnerability classes	Nitrate			CI	r
		Low	Medium	High		
DRASTIC	Low	4	3	0	50	0.38
	Medium	4	6	3		
	High	0	0	0		
SINTACS	Low	6	4	0	50	0.36
	Medium	2	4	3		
	High	0	1	0		
GODS	Low	2	2	0	48	0.43
	Medium	6	3	1		
	High	0	3	3		
DSGM	Low	5	2	0	51	0.46
	Medium	3	6	3		
	High	0	1	0		
ANN	Low	8	4	0	54	0.96
	Medium	0	5	2		
	High	0	0	1		

نتیجه گیری

لازم برای حذف خطای نظر کارشناسی در اختصاص رتبه و وزن به هر کدام از پارامترهای موثر تعیین شاخص آسیب پذیری، جهت دستیابی به نتایج دقیق تر را دارد. مقایسه نتایج ترکیب غیرنظارت شده با نظارت شده بیانگر این است که روش ترکیب نظارت شده، با داشتن CI بیشتر نسبت به چهارچوبها و ترکیب غیرنظارت شده، برآورد نسبتاً دقیق تری از مناطق آسیب پذیرتر ارائه داده است. بر اساس ارزیابی مدل شبکه عصبی مصنوعی قسمت های شرقی دشت آسیب پذیرتر معرفی شده که همخوانی بیشتری با نقشه توزیع مکانی نیترات دارد. با توجه به آلوده بودن دشت اهر به مقادیر بالای نیترات، پیشنهاد می شود تا حد امکان از گسترش فعالیت های کشاورزی جلوگیری و مصرف کودهای شیمیایی و حیوانی محدود شود همچنین عملیات پایش دقیق و مداوم آب زیرزمینی نسبت به انواع آلاینده ها به ویژه نیترات در مناطقی که سطح آب زیرزمینی نزدیک سطح زمین است انجام گیرد. با در نظر گرفتن این مسئله که پژوهش حاضر در ارتباط با آلودگی های موجود در منطقه مورد مطالعه است و با توجه به نتایج آنالیزها، منابع آلودگی غیرنیترات هم در محدوده مورد مطالعه وجود دارد لذا در این پژوهش به وجود معدن مس مزرعه و سد باطله آن هم اشاره شده است تا به عنوان موضوع پیشنهادی برای مطالعات آینده در زمینه آلودگی های موجود در منابع آبی منطقه مورد توجه قرار گیرد.

هدف از انجام این پژوهش، تعیین آسیب پذیری ذاتی منابع آب زیرزمینی زیرحوضه اهر با استفاده از GODS, SINTACS, DRASTIC، روش ترکیب غیرنظارت شده و نظارت شده و همچنین مقایسه کارایی و برتری آن ها نسبت به هم است. برای ارزیابی آسیب پذیری ابتدا DRASTIC، SINTACS و GODS به کار برده شد. براساس نتایج بدست آمده از هر سه چهارچوب عملی، آسیب پذیری دشت در سه گروه کم، متوسط و زیاد قرار می گیرد. اما این سه چهارچوب عملی با وجود داشتن شباهت ساختاری و پارامترهای مشترک، درصدهای متفاوتی در تعیین منطقه با آسیب پذیری بالاتر ارائه دادند که امکان انتخاب هر یک از آن ها به عنوان چهارچوب برتر برای ارزیابی دشت اهر منطقی به نظر نمی رسد بنابراین در ادامه پژوهش، در جهت بهره مندی از مزایای هر سه چهارچوب عملی، روش ترکیب غیرنظارت شده (روش میانگین گیری وزنی ساده) استفاده شد، نتایج نشان داد که این روش ضریب همبستگی بالاتری با داده های نیترات نسبت به هر یک از چهارچوبها دارد ولی نقشه نهایی ترکیب غیرنظارت شده هم با وجود بهبود ضریب همبستگی، انطباق درستی با موقعیت های آلوده شده به نیترات در دشت اهر نداشته که نشان از کارایی کمتر ترکیب غیرنظارت شده برای ارزیابی منطقه مورد مطالعه است به این منظور از یک ترکیب نظارت شده یعنی مدل ANN استفاده شد که کارایی

منابع

- Aller, L., Bennet, T., Leher, J., Petty, R., Hackett, G., 1987. DRASTIC: A Standardized system for evaluating groundwater pollution potential using hydro-geological settings, Kerr Environmental Research Laboratory. U.S Environmental Protection Agency Report, (EPA/600/2-87/035).
- Anil, K.J., Mao, J., Mohiuddin, K.M., 1996. Artificial neural network: A tutorial, IEEE.
- Antonakos, A.K., Lambrakis, N. J., 2007. Development and testing of three hybrid methods for the assessment of aquifer vulnerability to nitrates, based on the drastic model, an example from NE Korinthia, Greece. Journal of Hydrology 333(2-4), 288-304.
- ASCE, Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology, 2000 Artificial Neural Network in hydrology, part I and II. Journal of Hydrologic Engineering 5(2), 115-137.
- Asghari Moghaddam, A., Gharekhani, M., Nadiri, A.A., Kord, M., Fijani, A., 2017. Evaluation of intrinsic vulnerability of Ardabil plain using DRASTIC, SINTACS and SI methods. Journal of Geography and Planning 57-74 (In Persian).
- Babiker, I. S., Mohamed, M. A., Hiyama, T., Kato, K., 2005. A GIS-based DRASTIC model for assessing aquifer vulnerability in Kakamigahara Heights, Gifu Prefecture, central Japan. Science of the Total Environment 345(1-3), 127-140.
- Boughriba. M., Barkaoui. A., Zarhloule. Y., Lahmer. Z., El-Houadi. B., Verdoya. M., 2009. Groundwater vulnerability and risk mapping of the Angad transboundary aquifer using DRASTIC index method in GIS environment. Arabian Journal of Geoscience 3, 207-220.
- Chilton, P., Vlugman, A., Foster, S., 1990. A groundwater pollution risk assessment for public water supply sources in Barbados. American Water Resources Association International Conference on Tropical Hydrology and Caribbean Water resources, San Juan de Puerto Rico, p. 279-289.
- Chitsazan, N., Nadiri, A.A., Tsai, F.T.C., 2015. Prediction and structural uncertainty analyses of artificial neural networks using hierarchical Bayesian model averaging. Journal of Hydrology 528, 52-62.
- Civita, M., 1990. Legenda unificata per le Carte della vulnerabilita dei corpi idrici sotterranei/ Unified legend for the aquifer pollution vulnerability Maps, Studi sulla Vulnerabilita degli Acquiferi. Pitagora Edit, Bologna.
- Corniello, A., Ducci, D., Napolitano, P., 1997. Comparison between parametric methods to evaluate aquifer pollution vulnerability using GIS: an example in the "Piana Campana", southern Italy. Engineering Geology and the Environment, Balkema, Rotterdam, p. 1721-1726.
- De Ridder, N.A., 1968. Hydrogeologic Study of Varamin-Garmsar Area.
- Fijani, E., Nadiri, A. A., Moghaddam, A. A., Tsai, F.T.C., Dixon, B., 2013. Optimization of DRASTIC method by supervised committee machine artificial intelligence to assess groundwater vulnerability for Maragheh-Bonab plain aquifer, Iran. Journal of Hydrology 503, 89-100.
- Javanshir, G., Nadiri, A.A., Sadeghfam, S., Abbas Novinpour, E., 2016. Introducing a new method to aquifer vulnerability assessment of Moghan plain based on combination of DRASTIC, SINTACS and SI methods. Journal of Ecohydrology 4, 491-503 (In Persian).

- Lesquyer, J.L., Riou, R., Babakhani, A., 1978. Ahar Geological Map 1: 250000. Geological and Mineral Survey of Iran (In Persian).
- Mohammadi, K., Niknam, R., Majd, V. J., 2009. Aquifer vulnerability assessment using GIS and fuzzy system: A case study in Tehran–Karaj aquifer, Iran. *Environmental Geology* 58 (2), 437-446.
- Nadiri, A., Fijani, E., Tsai, F., Asghari Moghaddam, A., 2013b. Supervised Committee Machine with Artificial Intelligence for Prediction of Fluoride Concentration. *Hydroinformatics Journal* 15(4), 1474-1490.
- Nadiri, A.A., 2013a. Comparison of efficiency of numerical and artificial intelligence models in aquifer management (Case Study: Tasuj Plain). PhD Thesis, University of Tabriz, (In Persian).
- Nadiri, A.A., Gharekhani, M., Khatibi, R., 2018b. Mapping aquifer vulnerability indices using artificial intelligence-running multiple frameworks (AIMF) with supervised and unsupervised learning. *Water Resources Management* 32(9), 3023-3040.
- Nadiri, A.A., Gharekhani, M., Khatibi, R., Sadeghfam, S., Moghaddam, A.A., 2017a. Groundwater vulnerability indices conditioned by supervised intelligence committee machine (SICM). *Science of the Total Environment* 574, 691-706.
- Nadiri, A.A., Sedghi, Z., Kazemian, N., 2018a. Optimization of DRASTIC method using ANN to evaluating of vulnerability of multiple Varzqan. *Iranian Journal of Ecohydrology* 4(4), 1089-1103 (In Persian).
- Nadiri, A.A., Sedghi, Z., Khatibi, R., Gharekhani, M., 2017b. Mapping vulnerability of multiple aquifers using multiple models and fuzzy logic to objectively derive model structures. *Science of the Total Environment* 593, 75-90.
- Nadiri, A.A., Sedghi, Z., Khatibi, R., Sadeghfam, S., 2018c. Mapping specific vulnerability of multiple confined and unconfined aquifers by using artificial intelligence to learn from multiple DRASTIC frameworks. *Journal of Environmental Management* 227, 415-428.
- Nakhostin Rouhi, M., Rezaei Moghaddam, M.H., Rahimpour, T., 2017. Groundwater vulnerability zonation using DRASTIC and SI models in GIS (Case Study: Ajabshir Plain). *Iranian Journal of Ecohydrology* 4, 578-599 (In Persian).
- Niknam, R., Mohammadi, K., Majd, V.J., 2007. Groundwater Vulnerability Evaluation of Tehran-Karaj Aquifer Using DRASTIC Method and Fuzzy Logic. *Iran- Water Resources Research* 3, 39-47 (In Persian).
- Paez, G., 1990. Evaluacion de la vulnerabilidad a la contaminacion de las aguas subterranas en el Valle del Cauca. Informe Ejecutivo, Corporeginal del Valle del Cauca, Cauca, Colombia.
- Panagopoulos, G., Antonakos, A., Lambrakis, N., 2006. Optimization of the DRASTIC method for groundwater vulnerability assessment via the use of simple statistical methods and GIS. *Hydrogeology Journal* 14, 894-911.
- Secunda, S., Collin, M.L., Melloul, A.J., 1998. Groundwater vulnerability assessment using a composite model combining DRASTIC with extensive agricultural land use in Israel's Sharon region. *Journal of Environmental Management* 54, 39-57.
- Tayfur, G., Nadiri, A.A., Asghari Moghaddam, A., 2014. Supervised intelligent committee machine method for hydraulic conductivity estimation. *Water Resources Management* 28, 1173-1184.
- Vrba, J., Zoporozec, A., 1994. Guidebook on mapping groundwater vulnerability. *International Contributions to Hydrogeology*, Verlag Heinz Heise GmbH and Co, KG.

