DOI: 10.22059/ijswr.2019.288757.668313 تحقیقات آب و خاک ایران، دوره ۵۱، شماره ۴، تیرماه ۱۳۹۹ (ص ۸۱۲-۸۰۱)

Spatio-temporal Analysis of Groundwater Level Using Clustering Method Combined with Artificial Neural Network

EHSAN RAZAGHDOUST[1], BAYRAMALI MOHAMMADNEZHAD[2*], HAMID KARDAN MOGHADDAM[3]

1. Department of Civil Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.
2. Department of Civil Engineering, Faculty of Technical Engineering, Qom University of Technology (QUT), Qom, Iran.
3. Department of Water resources research, Water research institute, Ministry of Energy, Tehran, Iran.
(Received: Sep. 29, 2019- Revised: Dec. 29, 2019- Accepted: Dec. 31, 2019)

ABSTRACT

Long-term planning and proper management of groundwater resources utilization are essential to ensure a reliable supply of water to countries, especially in arid and semi-arid regions. Therefore, it is necessary to employ appropriate models to predict the spatial and temporal fluctuations of aquifers and their future behavior. This study aimed to apply zoning strategies to Miandoab aquifer and predict its spatial and temporal groundwater level using an artificial neural network. First, the six parameters of transmissivity coefficient, groundwater level, ground elevation, withdrawal, rainfall, and discharge were spatially clustered to identify their effect on the simulation model. Three clustering approaches of single-parameter, three-parameter and integrated-parameter were evaluated using some statistical indices. The number of suitable clusters was determined using silhouette width. Groundwater level data (2002-2012) from 77 observational wells were used for model training and validation. Results showed that the correlation clustering approach performs better than the other methods. Precipitation, aquifer recharge, aquifer discharge, and groundwater level of the previous month were inputs to the back-propagation artificial neural network (ANN) for predicting a two-year period of groundwater level. The results showed that the correlation coefficients of variation in 6 clusters were 0.71-0.97, and the RMSE variations were 0.19 - 0.58, indicating appropriate accuracy of this approach for predicting groundwater level.

Keywords: Groundwater; Clustering; Silhouette width; Artificial Neural Network; Miandoab Aquifer

*Corresponding Author's Email: mohammadnezhad@qut.ac.ir

تحلیل مکانی و زمانی تراز آب زیرزمینی با استفاده از رویکرد همگنی ناحیه‌ای با تلفیق شبکه عصبی مصنوعی (منطقه مورد مطالعه: آبخوان میاندوآب)

احسان رزاقدوست[۱]، بایرامعلی محمدنژاد[۲*]، حمید کاردان مقدم[۳]

۱.گروه تخصصی مدیریت ساخت و آب، واحد علوم و تحقیقات تهران، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

۲. گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه صنعتی قم، قم، ایران.

۳. پژوهشکده مطالعات و تحقیقات منابع آب، موسسه تحقیقات آب، تهران، ایران.

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۷/۴- تاریخ بازنگری: ۱۳۹۸/۱۰/۸- تاریخ تصویب: ۱۳۹۸/۱۰/۱۰)

چکیده

با توجه به اهمیت منابع آب زیرزمینی در تامین مطمئن نیاز آبی کشورها، به‌ویژه در مناطق خشک و نیمه خشک، برنامه ریزی بلندمدت و مدیریت صحیح بهره‌برداری از این منابع ارزشمند امری ضروری می‌باشد. بدین منظور استفاده از ابزارهای مناسب شبیه‌سازی برای پیش‌بینی تغییرات مکانی و زمانی سفره‌های آب زیرزمینی و رفتار آتی آن‌ها بسیار مفید می‌باشد. این مطالعه با هدف منطقه‌بندی آبخوان میاندوآب و پیش‌بینی مکانی و زمانی سطح آب زیرزمینی با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی انجام شده است. ابتدا برای شناسایی اهمیت پارامترهای موثر در شبیه‌سازی، شش پارامتر ضریب قابلیت انتقال، سطح آب زیرزمینی، تراز زمین، افت آب زیرزمینی، بارندگی و تخلیه در سطح منطقه، خوشه‌بندی مکانی شد. پس از تحلیل آماری از سه رویکرد خوشه‌بندی منفرد، سه پارامتره و تلفیقی استفاده شد. تعداد خوشه‌های مناسب با استفاده از عرض سیلهوت تعیین شد. در فرایند آموزش و صحت‌سنجی مدل از داده‌های ۷۷ چاه مشاهده‌ای آبخوان میاندوآب، که دارای سری زمانی اندازه‌گیری شده ۱۰ ساله (۱۳۹۱-۱۳۸۲) برای سطح آب زیرزمینی بودند، استفاده شد. نتایج تحلیل خوشه‌بندی مکانی نشان داد که رویکرد خوشه‌بندی با در نظر داشتن همبستگی دارای دقت بهتری است. پس از انتخاب رویکرد مکانی مناسب، چهار پارامتر بارندگی، تغذیه آبخوان، تخلیه آبخوان و سطح آب زیرزمینی در ماه قبل به عنوان متغیرهای ورودی به شبکه عصبی مصنوعی انتخاب شد. پس از شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی با استفاده از روش شبکه عصبی پس‌انتشار برگشتی، پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی برای دو سال انجام گرفت. نتایج نشان داد که تغییرات ضریب همبستگی در ش خوشه بین ۰/۷۱ تا ۰/۹۷ بوده و میزان تغییرات میانگین مجذور خطا بین ۰/۱۹ تا ۰/۵۸ بوده که حاکی از دقت مناسب این رویکرد برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی است.

واژه‌های کلیدی: آب زیرزمینی، خوشه‌بندی، عرض سیلهوت، شبکه عصبی مصنوعی، آبخوان میاندوآب.

مقدمه

استفاده از منابع آب زیرزمینی با توجه به پتانسیل بالای بهره‌برداری و قابلیت مطمئن برای بهره‌برداری یکی از مهمترین منابع تامین آب است. بر این اساس، مدیریت آبخوان طبق حجم منابع آبی موجود و قابل برنامه‌ریزی تدوین گشته و بر اساس آن استراتژی‌های مختلف ارائه می‌شود. یکی از ابزارهای مهم در برآورد حجم آب برای برنامه‌ریزی، استفاده از ابزارهای مختلف برای پیش‌بینی است. پیش‌بینی با استفاده از ابزارهای مناسب می‌تواند متولیان آب را در تصمیم‌گیری بهتر و کاهش عدم قطعیت کمک نماید. مطالعات مختلفی در زمینه پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی و برآورد حجم آبخوان انجام گرفته است که اکثر این مطالعات به استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی متکی بوده و با رویکردهای مختلف نتایج مناسبی را به‌دست آورده‌اند.

یکی از رویکردهای پیش‌بینی، استفاده از شبکه بیزین است که با دو ساختار خوشه‌بندی و صریح، پیش‌بینی ماهانه سطح آب زیرزمینی در آبخوان را مورد ارزیابی قرار می‌دهد. در آبخوان بیرجند نتایج شبیه‌سازی با استفاده از شبکه بیزین نشان داد که شبکه‌ی بیزین در شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی تحت عدم قطعیت ابزاری قوی بوده و برای ۱۳ چاه مشاهده‌ای آبخوان، متوسط ضریب تبیین در حالت صریح برابر ۰/۸۳ و در حالت خوشه‌بندی برابر ۰/۵۶ به دست آمد (Kardan and Roozbahani, 2015). استفاده از ترکیب روش‌های فراابتکاری برای پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی نیز یکی از روش‌های پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی است. استفاده از روش هیبرید موجک گروهی داده‌ها

* نویسنده مسئول: mohammadnezhad@qut.ac.ir

(WA-GMDH) و روش موجک ماشین بردار (WA-ELM) برای پیش‌بینی یک ماهه، دو ماهه و سه ماهه تراز آب در آبخوان بناب استفاده شد. در مطالعه آن‌ها، ۸۵ درصد داده‌ها برای آموزش مدل و ۱۵درصد داده‌ها برای ارزیابی مدل استفاده شد. نتایج نشان داد که پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با استفاده از روش ELM دقت بالاتری نسبت به روش GMDH دارد (Barzegar *et al*., 2017).

در منطقه کالیفرنیا با استفاده از روش مدل موجک عصبی با رویکرد الگوریتم فراابتکاری مورچگان، پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی انجام شد. برای تحلیل توابع آموزش، از دو شبکه RBF[1] و MLP[2] در شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند و برای تحلیل آماری از چهار شاخص آماری همبستگی پیرسون، NSE[3]، nRMSE و nMAE استفاده کردند. نتایج نشان داد که میزان دقت پیش‌بینی در تراز آب چاه‌های عمیق، افزایش قابل توجهی با این روش دارد (Rakhshandehroo *et al*., 2017). پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در یک مجتمع گلخانه‌ای تحت تاثیر عوامل داخلی و انفعالی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار گرفت. نتایج بررسی حاکی از دقت مناسب ضرایب آماری در پیش‌بینی است. این سیستم مشابه سیستم تغذیه آب از رودخانه به سفره‌های آب زیرزمینی بود که در اندرکنش دمایی است. بر این اساس سطح آب زیرزمینی از تراز آب رودخانه تبعیت کرده و در تغذیه و تخلیه آن نقش دارد (Lee et al., 2019). از سوی دیگر تحلیل مکانی و اثر مکان بر تغییرات منابع آب زیرزمینی با توجه به جهت حرکت آب زیرزمینی و حجم آبخوان، تحت تاثیر پارامترهای مختلف قرار دارد. تحلیل وضعیت مکانی در پیش‌بینی وضعیت آبخوان موثر بوده و بر این اساس استفاده از مدل‌های عددی نظیر MODFLOW بیشتر به‌کار برده شده است. شبیه‌سازی کمی آبخوان بیرجند برای دستیابی به شاخص‌های توسعه پایدار با استفاده از مدل MODFLOW مورد بررسی قرار گرفت (Moghaddam *et al*., 2018). در این مطالعه یک دوره ۱۰ ساله برای شبیه‌سازی استفاده شد و برای ادامه شرایط، وضعیت موجود پیش‌بینی برای مدت ۱۰ سال آتی انجام شد. نتایج شبیه‌سازی با استفاده از مدل کمی حاکی از افت وضعیت آتی آبخوان بود.

در مطالعات مختلفی استفاده از رویکرد خوشه‌بندی برای تحلیل کیفی آبخوان با توجه به پارامترهای کیفی مورد ارزیابی قرار گرفته است (Ebrahimi Varzane *et al*., 2019). همچنین استفاده از پارامترهای کیفی با توجه به همبستگی بالای بین این پارامترها با روش‌های مختلف آماری از جمله خوشه‌بندی، طبقه‌بندی می‌شود (Soroush and Seifi, 2019) اما استفاده از رویکرد خوشه‌بندی در ارزیابی کمی آبخوان و پیش‌بینی وضعیت آتی آبخوان کمتر مورد توجه قرار گرفته است. بر این اساس با توجه به اهمیت منابع آب زیرزمینی و پیش‌بینی وضعیت آتی آبخوان و همچنین نقش تغییرات مکانی در کمیت آب زیرزمینی، استفاده از یک رویکرد که بتواند همزمان این دو موضوع را تحت پوشش قرار دهد، بسیار مهم و حائز اهمیت است. این موضوع، به‌خصوص در آبخوان‌هایی که تعداد زیادی از چاه‌های مشاهده‌ای وجود دارد، باعث افزایش عدم قطعیت نتایج می‌شود. لذا در این مطالعه به منظور بررسی و پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در دشت میاندوآب، که دارای تعداد زیادی چاه مشاهده‌ای است، از رویکرد خوشه‌بندی مکانی با در نظر گرفتن همگنی ناحیه‌ای استفاده شده است. به‌طورکلی هدف این مطالعه تلفیق تغییرات مکانی و زمانی چاه‌های مشاهده‌ای در سطح آبخوان است که بر اساس تحلیل خوشه‌ای، آبخوان به نواحی همگن تبدیل و پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در هر ناحیه همگن انجام می‌شود.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

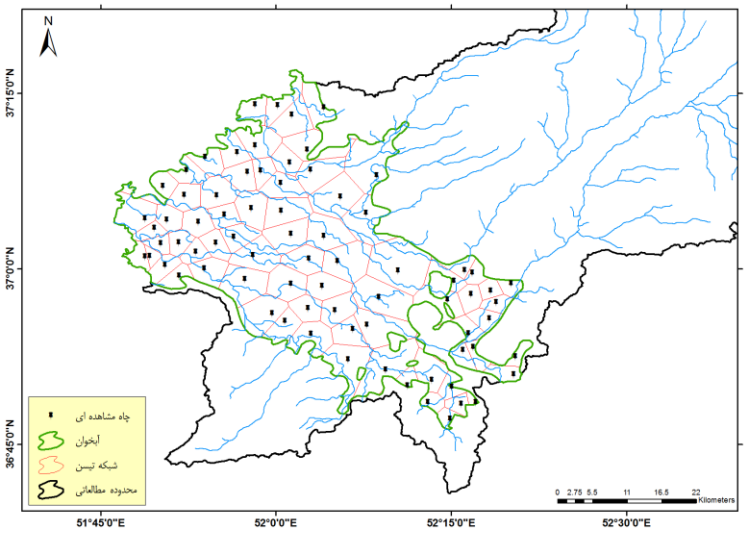
منطقه مورد مطالعه، محدوده مطالعاتی میاندوآب با مساحت ۴۳۰۸/۹ کیلومترمربع، حداکثر ارتفاع حدود ۳۵۰۰ متر مربوط به ارتفاعات سرشاخه های مردوق چای و حداقل ارتفاع حدود ۱۲۷۰ متر در جنوب شرق دریاچه ارومیه قرار دارد. آبخوان این محدوده از نوع آبرفتی و آزاد با وسعت ۱۲۵۶ کیلومترمربع است. این محدوده بالغ بر ۲۲۰۰۰ چاه بهره‌برداری با تخلیه سالانه ۳۵۰/۱۴ میلیون متر مکعب، ۸۸ رشته قنات با تخلیه سالانه ۱/۶۵میلیون متر مکعب و ۱۳۱ دهنه چشمه با تخلیه سالانه ۸/۴۷ میلیون مترمکعب دارد. شبکه چاه‌های مشاهده‌ای، به‌منظور اندازه‌گیری تغییرات سطح آب زیرزمینی آبخوان آبرفتی، از سال ۱۳۶۳ در این محدوده مطالعاتی ایجاد شده است. بر اساس آب‌نمود تهیه شده در طول دوره آماری ۱۰ساله (۱۳۹۱-۱۳۸۲) سطح آب زیرزمینی ۰/۳۳ متر افت داشته است که متوسط سالیانه آن برابر با ۳ سانتی متر می باشد. شکل (۱) موقعیت منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

روش انجام کار

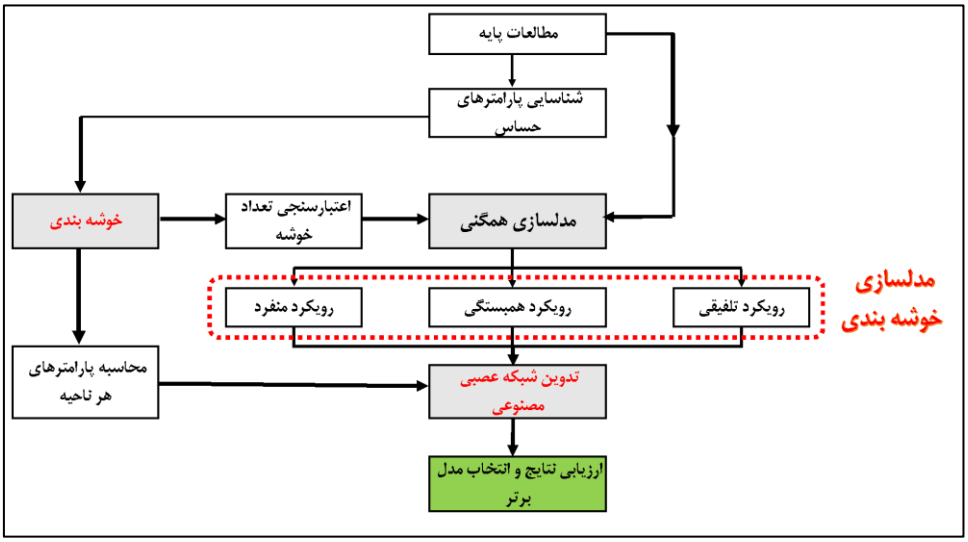
به منظور بررسی و پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در دشت

1. Radial Basis Function
2. Multi-Layer Perceptron
3. Nash–Sutcliffe Model Efficiency Coefficient

میاندوآب، که علاوه بر داشتن تعداد زیاد چاه مشاهده‌ای دارای وسعت زیادی است، از رویکرد خوشه‌بندی مکانی با در نظر گرفتن همگنی ناحیه‌ای استفاده شد. همگنی ناحیه‌ای برای تحلیل مکانی داده‌ها در مناطقی که دارای تعداد زیاد چاه مشاهده‌ای است، برای کاهش حجم محاسبات به کار برده می‌شود. شش فاکتور قابلیت انتقال، میزان برداشت از سفره، بارندگی، تراز چاه مشاهده‌ای، سطح آب زیرزمینی و افت درازمدت برای تحلیل منطقه‌ای شناسایی شد. خوشه‌بندی مکانی در سطح آبخوان بر اساس سه رویکرد در نظر گرفتن پارامترهای منفرد، همبستگی و رویکرد تلفیقی با در نظر گرفتن کلیه عوامل موثر در تراز آب زیرزمینی انجام شد. سپس بر اساس تقسیم‌بندی مکانی آبخوان، پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی انجام شد. در نهایت، نقش پارامترهای موثر بر پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی و خوشه‌بندی بر افزایش دقت نتایج مدل مورد بررسی قرار گرفت. در شکل (۲) فلوچارت روش انجام کار نشان داده شده است.



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه



شکل ۲- فلوچارت روش انجام کار

خوشه‌بندی

خوشه‌بندی یکی از شاخه‌های یادگیری بدون نظارت و فرآیند خودکاری است که طی آن، نمونه‌ها به دسته‌هایی که اعضای آن مشابه یکدیگر می‌باشند، تقسیم می‌شوند که به این دسته‌ها خوشه گفته می‌شود. بنابراین خوشه، مجموعه اشیایی است که فاصله آن‌ها نسبت به یکدیگر کم و نسبت به اعضای دیگر زیاد است. روش خوشه‌بندی یکی از زیرمجموعه‌های علم داده کاوی است که هدف آن اکتشاف و پردازش پایگاه داده‌ای به منظور استخراج دانش از آن‌ها است. یکی از روش‌های معمول خوشه-بندی، روش K-means است. این روش اولین بار در سال ۱۹۶۷

توسط Macqueen ارائه شد (MacQueen, 1967). تعداد خوشه‌ها در این روش ثابت و از پیش تعیین شده است. این روش، برای خوشه‌بندی داده‌هایی طراحی شد که به صورت عددی بوده و خوشه دارای مرکزی به نام «میانگین» باشد. در این روش، ابتدا اشیا به صورت تصادفی به K خوشه تقسیم می‌شوند. در گام بعد، فاصله هر یک از اشیا از مرکز خوشه خود محاسبه می‌شود. در صورتی که فاصله شی مورد نظر از میانگین خوشه خود زیاد و به خوشه دیگری نزدیک‌تر باشد، این شی به خوشه‌ای که نزدیک‌تر است اختصاص می‌یابد. این کار آن قدر تکرار می‌شود تا تابع خطا حداقل شود، یا اعضای خوشه‌ها تغییر نیابد. اگر D مجموعه داده‌ها با K شی باشد، و C_1، C_2،... و C_K بیانگر K خوشه مجزای D باشند، در این صورت تابع خطا (EF) مجموع فواصل هر شی از مرکز خوشه خودش، به‌صورت رابطه (۱) تعریف می‌شود:

$$EF = \sum_{i=1}^{K} \sum d(X.\mu(C_i)) \quad \text{(رابطه ۱)}$$

که در آن μ نشان دهنده مرکز (میانگین) خوشه و $d(X.\mu(C_i))$ فاصله هر شی از مرکز خود است. فاصله هر شی از خوشه خود می‌تواند بر پایه فاصله اقلیدسی یا روش‌های دیگر محاسبه شود.

اعتبارسنجی خوشه‌ها

نتایج حاصل از اعمال الگوریتم‌های خوشه‌بندی روی یک مجموعه داده با توجه به انتخاب پارامترهای الگوریتم‌ها می‌تواند بسیار متفاوت از یکدیگر باشد. هدف از اعتبارسنجی خوشه‌ها یافتن خوشه‌هایی است که بهترین تناسب را با داده‌های مورد نظر داشته باشند. دو معیار تراکم (Compactness) و جدایی (Separation) برای ارزیابی و انتخاب خوشه‌های بهینه به‌کار برده می‌شود. معیار تراکم به مفهوم این است که داده های متعلق به یک خوشه بایستی تا حد ممکن به یکدیگر نزدیک باشند. معیار رایج برای تعیین میزان تراکم داده ها، واریانس آن‌ها می‌باشد. جدایی به مفهوم این است که خوشه‌ها به اندازه کافی از یکدیگر جدا باشند. به منظور ارزیابی خوشه‌ها، شاخص‌های مختلفی مانند شاخص دیویس-بولدین (DB)، عرض سیلهوت، دان و غیره ارائه شده است. یکی از شاخص‌های مناسب برای ارزیابی خوشه‌بندی و تعداد خوشه، شاخص عرض سیلهوت می‌باشد که طبق رابطه (۲) محاسبه می‌شود:

$$(i) = \frac{b(i)-a(i)}{max(a(i),b(i))} \quad \text{(رابطه ۲)}$$

که در آن، $S(i)$ شاخص عرض سیلهوت، $a(i)$ فاصله متوسط درون خوشه‌ای تمام نقاط و$b(i)$ متوسط حداقل فاصله نقطه‌ی i ام از سایر نقاط می‌باشد. فاصله‌ی یک نقطه تا خوشه‌ای که به آن تعلق ندارد، برابر متوسط فاصله آن نقطه تا تمامی نقاط آن خوشه می‌باشد (Rousseeuw, 1987). مقدار این شاخص بین 1+ تا 1- خواهد بود. هرچه نزدیکتر به 1+ باشد، نشان دهنده درستی تعلق ایستگاه i ام به خوشه‌ای است که در آن قرار دارد.

شبکه عصبی مصنوعی

یکی از روش‌های هوش مصنوعی، به‌صورت جعبه سیاه است که کاربرد زیادی داشته و مطالعات زیادی در به‌کارگیری این روش انجام شده است. مدلهای شبکه عصبی از یک ساختار ریاضی، که توانایی رخ دادن فرآیندها و ترکیبات دلخواه غیر خطی برای ارتباط بین ورودی‌ها و خروجی‌های هر سیستمی را دارا هستند، تشکیل شده است (Nayak *et al.*, 2006).

آماده‌سازی داده‌های ورودی به مدل

به منظور آماده‌سازی سری زمانی داده‌های موثر بر پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی، کلیه پارامترهای هواشناسی (بارندگی، دما، برف و غیره)، آب زیرزمینی (منابع و مصارف آب) و دیگر پارامترهای موثر برا ساس مطالعات انجام‌شده، شناسایی و جمع‌آوری شد. داده‌های موجود برای شبیه‌سازی در شبکه عصبی مصنوعی به دو دسته داده‌های واسنجی (داده‌های مورد استفاده برای آموزش شبکه‌ی عصبی مصنوعی) و صحت‌سنجی (برای بررسی دقت نتایج مدل آموزش‌دیده) تقسیم می‌شود. می‌توان با توجه به تعداد داده‌های موجود، ۲۰ تا ۳۰ درصد آن‌ها را به صحت‌سنجی اختصاص داد. در انتخاب این داده‌ها می‌توان از روش‌های تصادفی استفاده کرد تا طیف داده‌های انتخابی، نماینده‌ی مناسبی از کل سری داده‌های موجود باشد. در واقع این روش بر اساس آزمون و خطا با مقایسه نتایج سری زمانی شبیه-سازی‌شده و مشاهداتی انجام می‌شود و واسنجی زمانی پایان می‌یابد که این دو بر یکدیگر بیشترین انطباق را داشته باشند. پس از انجام مراحل آموزش شبکه عصبی مصنوعی، به منظور ارزیابی دقت پیش‌بینی مدل، نتایج حاصل از مدل آموزش‌دیده با داده‌های مشاهداتی مقایسه شده و صحت‌سنجی مدل با استفاده از شاخص‌های آماری مورد سنجش قرار می‌گیرد.

مدل‌سازی

برای خوشه‌بندی از سه رویکرد منفرد، همبستگی و تلفیقی استفاده شد. در رویکرد منفرد پارامترهایی که بیشترین همبستگی را با سطح آب زیرزمینی در منطقه دارند، برای خوشه-بندی به‌صورت منفرد انتخاب شد. در رویکرد همبستگی، تلفیق سه پارامتر که بیشترین همبستگی را با سطح آب زیرزمینی داشتند، انتخاب شد. در رویکرد تلفیقی نیز هر شش پارامتر شناسایی‌شده برای خوشه‌بندی استفاده شده است. پس از خوشه-بندی، شبیه‌سازی و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با استفاده از

شبکه عصبی مصنوعی انجام شد. برای این منظور از نرم افزار MATLAB و منوی Neural Network استفاده شده است. در شبیه‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی دو مدل شبکه پس انتشار و برگشتی متقابل مورد ارزیابی قرار گرفت. تعداد پارامترهای ورودی نیز در هر مرحله به‌صورت سناریوهای زیر وارد دو مدل شد.

سناریو ۱: بارندگی، تغذیه آبخوان، تخلیه آبخوان و سطح ایستابی دوره فعلی.

سناریو ۲: تغذیه آبخوان، تخلیه آبخوان و سطح ایستابی دوره فعلی.

سناریو ۳: بارندگی و سطح ایستابی دوره فعلی.

در این مطالعه، ۷۰ درصد داده‌های مشاهداتی موجود برای آموزش شبکه و ۳۰ درصد آن‌ها برای صحت‌سنجی و دقت نتایج مدل‌سازی اختصاص داده شد.

نتایج و بحث

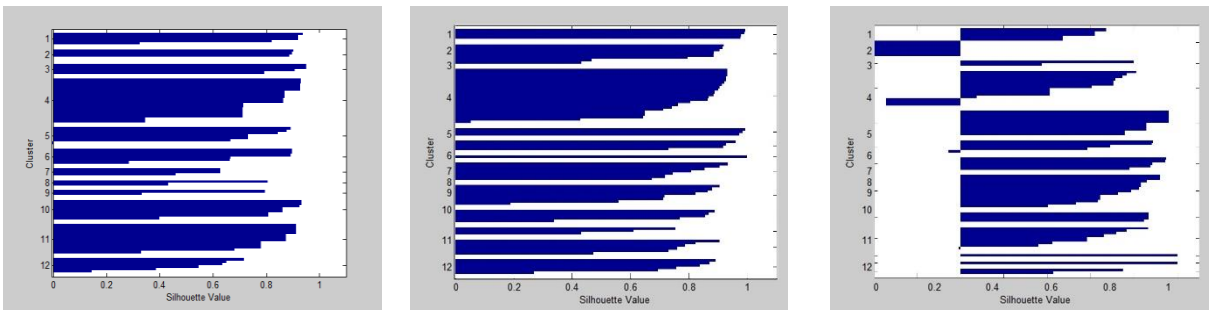
تحلیل خوشه‌بندی

با توجه به مطالعات انجام‌شده و بررسی‌های میدانی، شش پارامتر تراز زمین، افت آب زیرزمینی، سطح آب زیرزمینی، قابلیت انتقال، میزان برداشت از آب زیرزمینی و بارندگی به عنوان پارامترهای موثر در تغییرات سطح آب زیرزمینی و خوشه‌بندی مکانی مشخص شد. اگرچه پارامترهای زمین‌شناسی و بخش اشباع و غیراشباع آبخوان نیز حائز اهمیت است اما به‌دلیل عدم وجود داده در این بخش از آن صرف‌نظر شده است. با توجه به سری‌های زمانی درازمدت موجود سطح آب زیرزمینی در محدوده مطالعاتی میاندوآب، تعداد ۷۷ چاه مشاهده‌ای، که دارای یک دوره‌ی آماری ۱۰ ساله (۱۳۹۱-۱۳۸۲) اندازه‌گیری‌شده برای سطح آب زیرزمینی می‌باشند، در شبیه‌سازی‌ها و تحلیل نتایج مورد استفاده قرار گرفت. شش پارامتر اشاره شده در فوق برای استفاده در سه رویکرد منفرد، همبستگی و تلفیقی برای خوشه‌بندی ناحیه‌ای به‌کار گرفته شد. برای خوشه‌بندی ناحیه‌ای به‌صورت منفرد، همبستگی بین سطح آب زیرزمینی و پنج پارامتر دیگر برای شناسایی دو پارامتر مهم انجام شد. در جدول (۱) همبستگی بین پارامترهای پنج‌گانه و سطح آب زیرزمینی در ۷۷ چاه مشاهده‌ای ارائه شده است.

جدول ۱- همبستگی بین پارامترهای پنج‌گانه و سطح آب زیرزمینی

متغیر / شاخص آماری	تراز زمین	افت آب زیرزمینی	بارندگی	قابلیت انتقال	تخلیه آبخوان
ضریب همبستگی (R)	۰/۵۸	۰/۷۲	۰/۳۸	۰/۰۵	۰/۲۴
P-Value	۰/۰۰۰۱<	۰/۰۰۰۱<	۰/۰۰۱	۰/۶۴۷	۰/۰۳۵

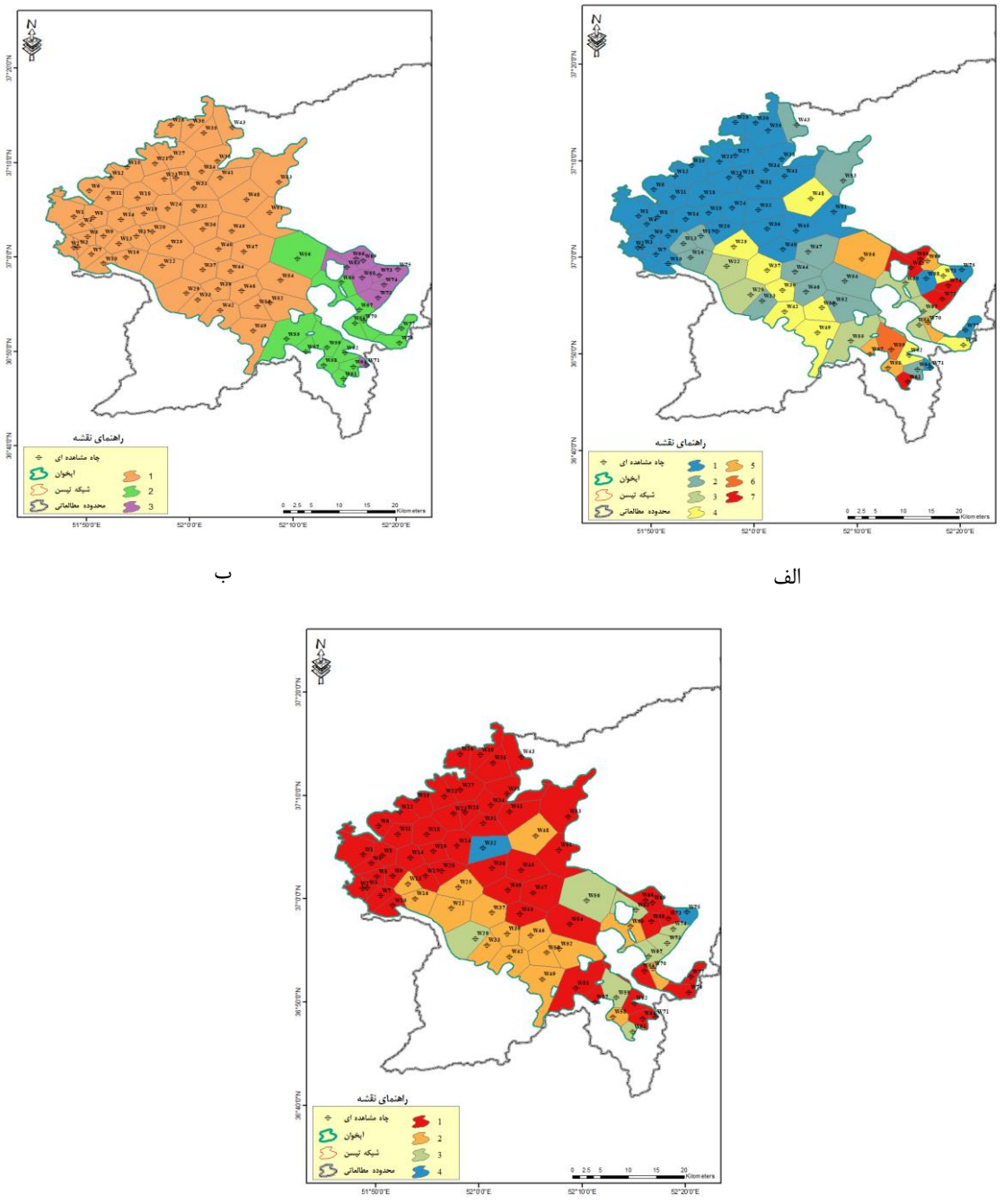
تحلیل نتایج همبستگی نشان داد که بیشترین میزان همبستگی سطح آب زیرزمینی با دو پارامتر افت آب زیرزمینی و تراز زمین می‌باشد که با توجه به مقدار P-Value قابل قبول می‌باشد. این دو پارامتر به همراه سطح آب زیرزمینی برای تحلیل خوشه‌بندی ناحیه‌ای به‌صورت منفرد و ترکیبی مورد استفاده قرار گرفت. با توجه به انتخاب سه پارامتر سطح آب زیرزمینی، تراز زمین و افت آب زیرزمینی برای خوشه‌بندی ناحیه‌ای، با استفاده از نرم‌افزار MATLAB، اعتبارسنجی تعداد خوشه با استفاده از شاخص عرض سیلهوت انجام گرفت. تعداد خوشه‌بندی حداکثر ۲۰ درصد تعداد مشاهدات انتخاب می‌شود. بر این اساس و با توجه به تعداد ۷۷ چاه مشاهده‌ای، حداکثر تعداد ۱۲ خوشه انتخاب شد. شایان ذکر است تعداد خوشه بیشتر از عدد ۱۲ تا ۲۰ خوشه نیز برای اطمینان از صحت خوشه‌بندی سنجش شد که شاخص عرض سیلهوت حاکی از دقت پائین این تعداد خوشه را نشان داد. در شکل (۳) تعداد خوشه و مقدار شاخص عرض سیلهوت برای پارامتر سطح آب زیرزمینی، تراز زمین و افت آب زیرزمینی ارائه شده است.



الف ب ج

شکل ۳- تعداد خوشه و مقدار شاخص عرض سیلهوت برای الف-سطح آب زیرزمینی، ب-تراز زمین و ج-افت آب زیرزمینی

تحلیل نتایج اعتبارسنجی خوشه‌بندی با استفاده از شاخص عرض سیلهوت نشان داد که تعداد چهار خوشه برای پارامتر افت آب زیرزمینی، تعداد سه خوشه برای تراز زمین و هفت خوشه برای پارامتر سطح آب زیرزمینی مناسب می‌باشد. تعیین تعداد خوشه بهینه بر اساس حداکثر مقدار شاخص در محور X و حداکثر میزان عرض شاخص در محور Y بدست می‌آید. با توجه به نتایج به‌دست آمده از مدل خوشه‌بندی در حالت منفرد، پهنه‌بندی مکانی آبخوان میاندوآب با استفاده از نرم‌افزار GIS برای سه پارامتر مذکور انجام شد که در شکل (۴) ارائه شده است.



الف

ب

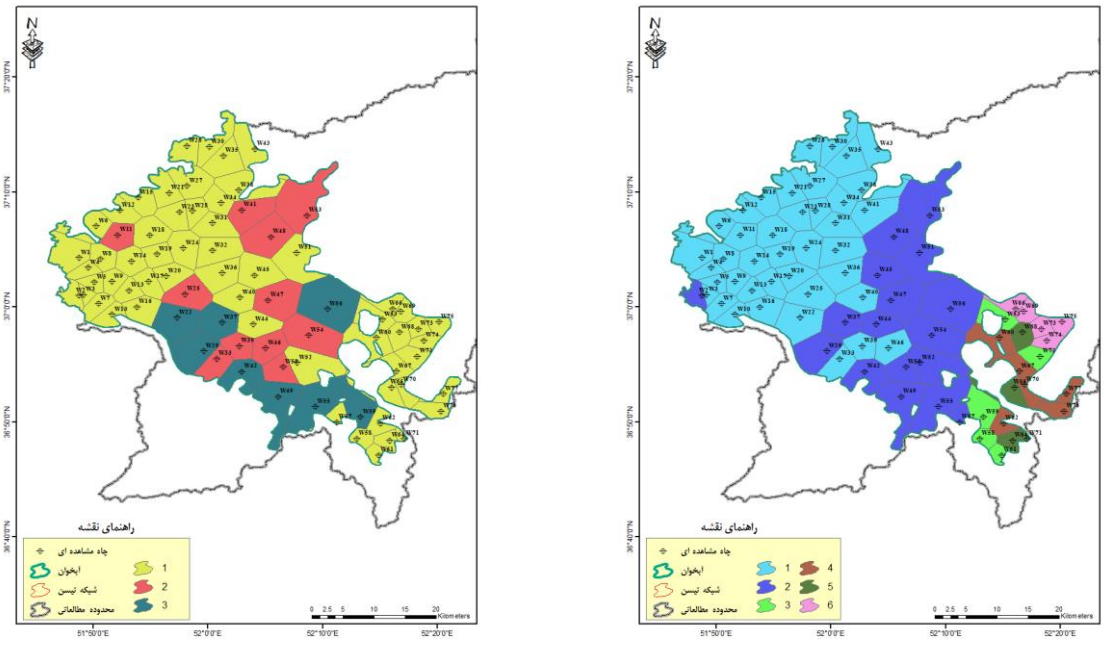
ج

شکل ۴- پهنه‌بندی منطقه‌ای آبخوان میاندوآب بر اساس: الف-سطح آب زیرزمینی، ب-تراز زمین و ج- افت آب زیرزمینی

در رویکرد دوم، از روش ترکیبی شامل ترکیب سه پارامتر تراز زمین، سطح آب زیرزمینی و افت آب زیرزمینی با توجه به بالاترین میزان همبستگی، برای خوشه‌بندی استفاده شد. مطابق روش منفرد، خوشه‌بندی و اعتبارسنجی انجام شد و با توجه به

نتایج خوشه‌بندی و اعتبارسنجی آن، تعداد خوشه مناسب انتخاب شد. در رویکرد سوم، خوشه‌بندی هر شش پارامتر قابلیت انتقال، بارندگی، میزان تخلیه آب زیرزمینی، تراز زمین، سطح آب زیرزمینی و افت آب زیرزمینی برای مدل‌سازی مورد استفاده قرار گرفت. مشابه خوشه‌بندی در حالت منفرد و همبستگی، تعداد خوشه بهینه با استفاده از شاخص اعتبارسنجی عرض سیلهوت برآورد شد.

با توجه به تعداد خوشه‌های بهینه، پهنه‌بندی منطقه‌ای آبخوان با رویکرد دوم و سوم انجام شد که نتایج حاصل در شکل (۵) ارائه شده است. بر اساس شبکه تیسن هر چاه مشاهده‌ای، پهنه‌بندی ناحیه‌ای انجام و بر اساس خوشه مشخص شده، کلاس‌بندی انجام شد.



الف ب

شکل ۵- پهنه‌بندی منطقه‌ای آبخوان میاندوآب بر اساس: الف-رویکرد ترکیبی سه پارامتر و ب-رویکرد استفاده از شش پارامتر

ارزیابی نتایج خوشه‌بندی

نتایج به‌دست آمده از سه روش خوشه‌بندی در آبخوان میاندوآب نشان داد که نتایج دارای تفاوت بین تعداد خوشه‌های انتخابی است. برای شناسایی روش منتخب برای خوشه‌بندی مکانی آبخوان، از مقایسه هیدروگراف مشاهداتی آبخوان و محاسبه‌شده با روش‌های خوشه‌بندی استفاده شد. هیدروگراف مشاهداتی آبخوان برای مدت ۱۰ سال و هیدروگراف‌های پیش‌بینی‌شده آبخوان در پنج حالت (سه حالت منفرد، یک حالت همبستگی و یک حالت تلفیقی) با هم مقایسه و در شکل (۶) ارائه شده است.

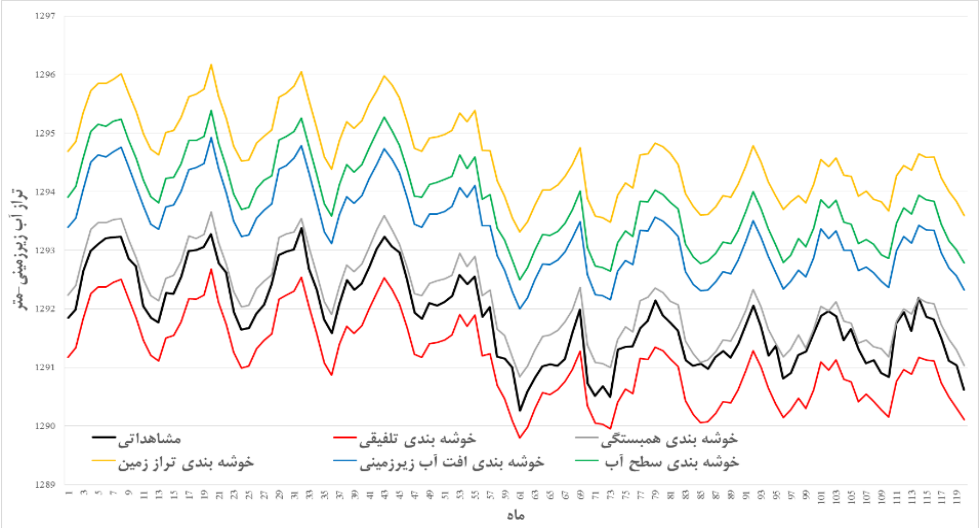
تحلیل نتایج حاصل از شبیه‌سازی هیدروگراف آبخوان نشان داد که روش خوشه‌بندی همبستگی (رنگ خاکستری) یعنی در نظر گرفتن سه پارامتر سطح آب زیرزمینی، افت آب زیرزمینی و تراز زمین دارای حداقل میزان خطا است. تحلیل میزان خطا در این شکل نشان می‌دهد که این هیدروگراف حداقل فاصله را با هیدروگراف مشاهداتی آبخوان دارد. بر این اساس به منظور تحلیل کمی و ارزیابی دقیق نتایج، از شاخص‌های آماری استفاده شد. در جدول (۲) تحلیل آماری نتایج خوشه‌بندی ارائه شده است.

همان‌طور که مشاهده می‌شود، روش خوشه‌بندی همبستگی نسبت به سایر روش‌ها داری دارای بیشترین دقت است. مقدار شاخص RMSE هرچه به صفر نزدیک‌تر باشد دقت بهتر مدل را از نظر آماری نشان می‌دهد. شاخص MAPE در هر پنج روش خوشه‌بندی دارای مقادیر نزدیک می‌باشد که برای تصمیم‌گیری انتخاب روش خوشه‌بندی بهتر، مناسب نمی‌باشد. شاخص ضریب تبیین نیز به دلیل تبعیت رفتار سطح آب در کلیه حالت‌ها، مقدار یک را نشان می‌دهد.

مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی

یکی از مهمترین مراحل فرآیند توسعه مدل‌های عصبی، تعیین اهمیت متغیرهای ورودی و تعیین گام‌های زمانی پیشین موثر بر متغیر وابسته می‌باشد. معمولاً همه متغیرهای ورودی دارای اهمیت یکسان نبوده و مقادیر برخی از آن‌ها ممکن است توام با نااطمینانی بوده و یا اینکه هیچ رابطه معنی‌داری با متغیر خروجی مدل نداشته باشند (Maier and Dandy, 2000). با توجه به موثر

بودن پارامترهای متعدد در میزان سطح آب زیرزمینی یک منطقه، شناسایی و ورود این پارامترها به شبکه عصبی مصنوعی بسیار مهم است. بررسی اجمالی مطالعات انجام‌شده در خصوص پیش-بینی سطح آب زیرزمینی نشان داد که پارامترهای سطح آب زیرزمینی در گام قبل، تغذیه آبخوان، تخلیه آبخوان و مقدار بارش از جمله مهمترین پارامترها می‌باشند. با توجه به کمی نمودن داده‌های مختلف، سناریوهای مختلف ورود متغیرهای ورودی به شبکه عصبی مصنوعی مورد تحلیل قرار گرفت. پنج سناریو برای ورود پارامترهای مدل‌سازی در هر خوشه انتخاب شد که بر اساس روش سعی و خطا، شبیه‌سازی انجام و با استفاده از شاخص‌های آماری به‌صورت جدول (۳) تحلیل شدند. همان‌طور که در جدول (۳) مشاهده می‌شود، سناریوی A که از چهار پارامتر ورودی باران، تغذیه آبخوان، تخلیه آبخوان و سطح آب زیرزمینی در ماه قبل تشکیل شده است، بهترین سناریوی منتخب برای مدلسازی می‌باشد.



شکل ۶- هیدروگراف آبخوان در حالت مشاهداتی و خوشه‌بندی‌شده

جدول ۲- تحلیل آماری نتایج خوشه‌بندی منطقه‌ای بر اساس هیدروگراف آبخوان

ردیف	روش خوشه‌بندی	RMSE	MAPE	NSE	R^2
۱	خوشه‌بندی سطح آب	۱/۷۹	۰/۰۰۱	-۴/۹۵	۱
۲	خوشه‌بندی افت آب زیرزمینی	۱/۳	۰/۰۰۱	-۲/۱۶	۱
۳	خوشه‌بندی تراز زمین	۲/۵۷	۰/۰۰۲	-۱۲/۰۳	۱
۴	خوشه‌بندی همبستگی	۰/۱	۰/۰۰۱	۰/۹۸	۱
۵	خوشه‌بندی تلفیقی	۰/۹۳	۰/۰۰۱	-۰/۶۶	۱

جدول ۳- سناریوهای متغیرهای ورودی به شبکه عصبی مصنوعی انتشار برگشتی و متقابل

ردیف	شماره سناریو	متغیرهای ورودی	مقدار ضریب همبستگی
۱	A	باران، تغذیه آبخوان، تخلیه آبخوان و سطح آب زیرزمینی در ماه قبل	۰/۹۶
۲	B	تغذیه آبخوان، تخلیه آبخوان و سطح آب زیرزمینی در ماه قبل	۰/۹
۳	C	باران، تخلیه آبخوان و سطح آب زیرزمینی در ماه قبل	۰/۸۸
۴	D	باران، تغذیه آبخوان و سطح آب زیرزمینی در ماه قبل	۰/۹۱
۵	E	باران، تغذیه و تخلیه آبخوان	۰/۸۵

به منظور شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی از شبکه عصبی انتشار برگشتی متقابل استفاده شد. با استفاده از نرم افزار MATLAB، شبیه‌سازی تراز سطح آب زیرزمینی پس از آموزش شبکه انجام شد که نتایج حاصل در شکل (۷) برای شش خوشه ارائه شده است. این شکل نشان می‌دهد که نتایج شبیه‌سازی در همه خوشه‌ها (هر شش خوشه) تطابق خوبی با نتایج مشاهداتی

داشته و خوشه‌های سه و چهار بیشترین تطابق را دارا هستند.

شکل ۷- مقایسه سطح آب زیرزمینی شبیه‌سازی و مشاهداتی در خوشه های مختلف با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

به عنوان یک نکته باید گفت که نتایج حاصل از پیش‌بینی در سطح اطمینان ۹۵ درصد قابل قبول می‌باشد. بر اساس همین نکته، نتایج کلی در آبخوان حاکی از دقت مناسب استفاده از روش خوشه‌بندی برای تحلیل وضعیت آبخوان می‌باشد. برای کمی-کردن نتایج و ارزیابی آن، مبنای مقایسه در این مرحله شاخص‌های آماری ارائه شده هستند که بین سطح آب زیرزمینی پیش‌بینی‌شده و مشاهداتی محاسبه شده‌اند. بدین منظور، شاخص‌های آماری مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب همبستگی (R) بر اساس سطح آب زیرزمینی شبیه‌سازی‌شده و مشاهداتی در چاه‌های مشاهده‌ای منطقه مورد مطالعه، محاسبه و در جدول (۴) ارائه شده است.

تحلیل نتایج با توجه به جدول (۴) نشان می‌دهد که مقدار ضریب همبستگی بین تراز آب زیرزمینی مشاهداتی و شبیه‌سازی‌شده بین مقدار ۰/۷۱ تا ۰/۹۷ متغیر بوده و بیشترین همبستگی در خوشه شماره سه بوده که در این حالت مقدار ضریب نش-ساتکلیف در حداکثر مقدار خود قرار دارد. با توجه به پراکنش مکانی خوشه‌بندی انجام‌شده، در این حالت میزان ضریب همبستگی سه خوشه اول با توجه به سطح بالای تاثیرگذاری در آبخوان مهم است. همانطور که در شکل (۵ الف) مشخص است، بخش اعظم آبخوان میاندوآب در دو خوشه قرار داشته و این دو خوشه در شبیه‌سازی و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی تاثیر بیشتری را خواهند داشت. اگرچه مقدار ضریب همبستگی خوشه شماره یک نسبت به خوشه دوم کمتر است اما با توجه به پائین‌بودن مقدار میانگین مجذور خطا (RMSE)، نتایج مناسبی به‌دست آمده است. نتایج به‌دست آمده از این مطالعه و نقش خوشه‌بندی در ارزیابی منابع آب زیرزمینی نشان داد که استفاده

از این رویکرد می‌تواند باعث دقت نتایج و کاهش هزینه‌ها شود. مطالعات انجام‌شده در خوشه‌بندی چاه دشت مشهد بر مبنای تغییرپذیری شاخص آلودگی (Akbarzadeh *et al*., 2016)، آبخوان قزوین بر اساس خوشه‌بندی چندپارامتره آلودگی بر مبنای نقشهٔ کاربری اراضی (Javadi *et al*., 2017) و خوشه‌بندی چاه‌های مشاهده‌ای با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی (Nikbakht and Nouri, 2017) دقت این روش را تأیید کرده‌اند. استفاده از رویکرد خوشه‌بندی می‌تواند ضمن افزایش دقت نتایج، سبب کارایی بالا از نظر سرعت پردازش برای تصمیم‌گیری و مدیریت منابع آب شود.

جدول ۴- تحلیل آماری نتایج پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در خوشه‌های منتخب

شماره خوشه	ضریب همبستگی	RMSE	NSE
۱	۰/۷۲	۰/۱۹	-۱/۲۱
۲	۰/۸۶	۰/۲۸	-۰/۸۸
۳	۰/۹۷	۰/۴۳	۰/۲۷
۴	۰/۹۵	۰/۴۴	۰/۲۱
۵	۰/۷۱	۰/۴۶	-۱/۸
۶	۰/۸۴	۰/۵۸	-۰/۷۷

نتیجه‌گیری

استفاده بی‌رویه و بدون رویکرد مدیریتی در سیستم منابع آب سبب شده تا منابع آب زیرزمینی با مشکل برداشت مازاد و در نتیجه افت شدید سطح آب آبخوان‌ها و کاهش کیفیت آن مواجه شود. استفاده از ابزارهایی نظیر شبکه عصبی مصنوعی برای پیش-بینی فرآیندهای منابع آب به‌خصوص سطح آب زیرزمینی این امکان را به مدیران می‌دهد تا با تعریف سناریوهای مختلف بهره-برداری، دقت مناسبی برای تصمیم‌گیری داشته باشند. در این پژوهش از رویکرد خوشه‌بندی مکانی برای تقسیم‌بندی ناحیه‌ای آبخوان میاندوآب و در نهایت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. یکی از مهمترین مشکلات در آبخوان‌های مختلف کشور عدم داشتن یک سری زمانی مناسب در کلیه چاه‌های مشاهده‌ای و وجود سری زمانی ناقص آماری در برخی از ماه‌ها و چاه‌ها است. بدین منظور در این مطالعه چاه‌های مشاهداتی که دارای آمار اندازه‌گیری‌شده مناسبی بودند (بازه ده ساله از ۱۳۸۲ تا ۱۳۹۱)، برای مدل‌سازی انتخاب شد. نتایج نشان داد که رویکرد خوشه‌بندی همبستگی با دارا بودن سه پارامتر تراز زمین، سطح آب زیرزمینی و افت آب زیرزمینی رویکرد مناسبی برای شبیه‌سازی می‌باشند. پس از انتخاب این رویکرد برای خوشه‌بندی، آبخوان به شش خوشه تقسیم شد. به منظور شبیه‌سازی و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی، در این حالت چهار پارامتر بارندگی، تغذیه آبخوان، تخلیه آبخوان و سطح آب زیرزمینی در ماه قبل به عنوان متغیرهای ورودی به شبکه عصبی مصنوعی انتخاب شد. به منظور شبیه‌سازی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی از شبکه عصبی پس‌انتشار برگشتی استفاده شد و برای شش خوشه شبیه‌سازی انجام گرفت. پس از آموزش شبکه عصبی با دقت مناسب شبیه‌سازی و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی برای دو سال انجام گرفت که نتایج در هر شش خوشه حاکی از ضریب همبستگی مناسب و دقت بالا بودند. به طور کلی، تحلیل نتایج به‌دست آمده از این پژوهش نشان داد که استفاده از رویکرد خوشه‌بندی همبستگی با در نظر گرفتن پارامترهای تراز زمین، سطح آب زیرزمینی و افت آب زیرزمینی می‌تواند باعث کاهش محاسبات برای برآورد سطح آب زیرزمینی شود. استفاده از رویکرد خوشه‌بندی در پارامترهای آبخوان باعث تقسیم‌بندی آبخوان به‌صورت همگن شده و این حالت، قابلیت مدیریت آبخوان برای اعمال سناریوهای مختلف مدیریتی را برای متولیان و تصمیم‌گیران فراهم می‌سازد.

REFERENCES

Akbarzadeh, M., Ghahraman, B., & Davary, K. (2016). Identification of homogeneous stations for quality monitoring network of Mashhad aquifer based on nitrate pollution. *Journal of Water and Soil, 30*(5), 1382-1393. (In Farsi).

Barzegar, R., Fijani, E., Moghaddam, A. A., & Tziritis, E. (2017). Forecasting of groundwater level fluctuations using ensemble hybrid multi-wavelet neural network-based models. *Science of the Total Environment, 599*, 20-31.

Ebrahimi Varzane, S., TishehZan, P., & Akhondali, A. m. (2019). Evaluation of Groundwater-Surface Water Interaction by Using Cluster Analysis (Case Study: Western Part of Dezful-Andimeshk Plain). *Iran Water Resources Research, 15*(3), 246-257. (In Farsi).

Javadi, S., Hashemy, S., Mohammadi, K., Howard, K., & Neshat, A. (2017). Classification of aquifer vulnerability using K-means cluster analysis. *Journal of hydrology, 549*, 27-37.

Kardan, M. H., & Roozbahani, A. (2015). Evaluation of Bayesian networks model in monthly groundwater level prediction (Case study: Birjand aquifer). *Journal of Water and Irrigation Management, 5*(2), 139-151. (In Farsi).

Lee, S., Lee, K.-K., & Yoon, H. (2019). Using artificial neural network models for groundwater level forecasting and assessment of the relative impacts of influencing factors. *Hydrogeology Journal, 27*(2), 567-579.

MacQueen, J. (1967). *Some methods for classification and analysis of multivariate observations.* Paper presented at the Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability.

Maier, H. R., & Dandy, G. C. (2000). Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modelling issues and applications. *Environmental modelling & software, 15*(1), 101-124.

Moghaddam, H., Banihabib, M., & Javadi, S. (2018). Quantitative sustainability analysis of aquifer system (case study: South Khorasan-Birjand aquifer). *Journal of Water and Soil, 31*(6). (In Farsi).

Nayak, P. C., Rao, Y. S., & Sudheer, K. (2006). Groundwater level forecasting in a shallow aquifer using artificial neural network approach. *Water resources management, 20*(1), 77-90.

Nikbakht, J., & Nouri, S. (2017). Clustering Observation Wells Network and Forecasting Groundwater Level by Artificial Neural Networks (Case Study: Marageh Plain). *water and Soil Science*, *27*(1), 281-294. (In Farsi).

Rakhshandehroo, G., Akbari, H., Afshari Igder, M., & Ostadzadeh, E. (2017). Long-term groundwater-level forecasting in shallow and deep wells using wavelet neural networks trained by an improved harmony search algorithm. *Journal of Hydrologic Engineering, 23*(2), 04017058.

Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of computational and applied mathematics, 20*, 53-65.

Soroush, F., & Seifi, A. (2019). Application of a Self-Organizing Map for Clustering the Groundwater Quality in Kerman Province and Assessment its Suitability for Drinking and Irrigation Purposes. *JWSS-Isfahan University of Technology, 23*(2), 281-302. (In Farsi).