



مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی فارس

پژوهش‌های آب‌نخرداری

شاپا: ۲۰۳۸-۲۹۸۱



مادان تحقیقات، آموزش و پژوهش کشاورزی

شبکه بهینه پایش آب زیرزمینی با استفاده از رویکرد ترکیبی داده‌کاوی و الگوریتم ژنتیک NSGA-II در آبخوان شمیل - آشکارا، استان هرمزگان

حمید غلامی^{۱*}، مجتبی محمدی^۲، مریم زارع^۳، حوریه زحمتکش کارمی^۴، آرش جمشیدی^۵

- ۱- استاد گروه منابع طبیعی دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه هرمزگان، بندرعباس، ایران
- ۲- استادیار گروه مدیریت و کنترل بیابان، دانشکده علوم محیطی، برنامه‌ریزی و توسعه پایدار، دانشگاه سراوان، سراوان، ایران
- ۳- کارشناس ارشد گروه تحقیقات کاربردی شرکت سهامی آب منطقه‌ای استان هرمزگان، بندرعباس، ایران
- ۴- کارشناس ارشد گروه پژوهش منابع آب زیری شرکت سهامی آب منطقه‌ای استان هرمزگان، بندرعباس، ایران
- ۵- کارشناس ارشد گروه حفاظت و بهره‌برداری از منابع آب میناب، میناب، ایران

چکیده مبسوط

مقدمه و هدف

منابع آب زیرزمینی به‌عنوان بخش بزرگی از منابع آب شیرین جهان، نقش حیاتی در تأمین نیازهای بشر و حفظ بوم‌نظام‌ها دارند. از سوی دیگر، بهره‌برداری بی‌رویه، تغییرات اقلیمی و آلودگی، این منابع ارزشمند را با چالش‌های جدی مواجه ساخته است. کاهش سطح آب، کاهش کیفیت و فرونشست زمین از جمله پیامدهای منفی برداشت بیش از حد آب زیرزمینی است. مدیریت مؤثر و پایدار این منابع، مستلزم پایش دقیق و ارزیابی مستمر وضعیت کمی و کیفی آنهاست. شبکه‌های پایش آب‌های زیرزمینی، با جمع‌آوری داده‌های مربوط به سطح و کیفیت آب، امکان ارزیابی وضعیت منابع و شناسایی مشکلات را فراهم می‌کند. از سوی دیگر، طراحی بهینه این شبکه‌ها، با توجه به محدودیت‌های هزینه‌ای و عملیاتی، چالش‌برانگیز است. هدف این پژوهش، بررسی و بهینه‌سازی شبکه چاه‌های مشاهده‌ای موجود در دشت شمیل-آشکارا در شمال شرقی استان هرمزگان با استفاده از روش‌های داده‌کاوی و هوش مصنوعی، شامل تحلیل سلسله‌مراتبی (AHP)، تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) و الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب نوع دوم (NSGA-II) بود. در این پژوهش، افزون بر بررسی بهبود کارایی شبکه پایش و کاهش هزینه‌های مرتبط، مکان‌های بهینه برای ساخت چاه‌های مشاهده‌ای جدید نیز تعیین شد.

نوع مقاله: پژوهشی

*مسئول مکاتبات: hadesert64@gmail.com

استناد: غلامی، ح.، محمدی، م.، زارع، م.، زحمتکش کارمی، ح.، جمشیدی، ا. ۱۴۰۴. شبکه بهینه پایش آب زیرزمینی با استفاده از رویکرد ترکیبی داده‌کاوی و الگوریتم ژنتیک NSGA-II در آبخوان شمیل-آشکارا، استان هرمزگان. پژوهش‌های آبخیزداری. ۳۸(۴): ۵۲-۲۳.

شناسه دیجیتال: 10.22092/wmrj.2025.368522.1614

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۱/۲۰، تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۱۲/۱۷، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۲/۲۸، تاریخ انتشار: ۱۴۰۴/۱۰/۱۱
پژوهش‌های آبخیزداری، سال ۱۴۰۴، دوره ۳۸، شماره ۴، شماره پیاپی ۱۴۹، زمستان ۱۴۰۴، صفحه‌های ۲۳ تا ۵۲.

© نویسندگان

ناشر: مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان فارس



مواد و روش ها

منطقه مطالعه شده، دشت شمیل-آشکارا در شمال شرقی استان هرمزگان، با مساحت $321/93$ کیلومترمربع، همراه با سازندهای زمین شناسی متنوعی (شامل بنگستان، آغا جاری، گچساران، آسماری، رازک، هرمز، گورپی، میشان و آبرفت های کواترن) بود. آبخوان مطالعه شده در سازندهای کواترن بود و کاربری زمین آن شامل مراتع فقیر، کشاورزی و مسکونی بود. در این پژوهش، ابتدا با استفاده از روش AHP، مکان های مناسب برای ساخت چاه های مشاهده ای تعیین شد. هشت معیار شامل میانگین سطح آب زیرزمینی بلندمدت، نرخ کاهش سالانه، شیب تغییرات کاهش، تراکم چاه های بهره برداری، فاصله از رود، سازند زمین شناسی، کاربری زمین و فاصله از گسل در نظر گرفته شد. وزن هر معیار با استفاده از مقایسه های زوجی و نرم افزار Expert Choice محاسبه شد. سپس، با استفاده از نرم افزار ArcGIS، نقشه پایانی اولویت بندی مکان های مناسب تهیه شد. در گام بعد، شبکه پایش کنونی با نتایج مکان یابی مقایسه شد. با استفاده از شبکه های تیسن و محاسبه میانگین امتیازات مکان یابی در هر چندضلعی، چاه های کم اهمیت شناسایی شدند. برای اطمینان از صحت انتخاب، آزمون های همگنی داده ها روی چاه های کم اهمیت انجام شد. سپس، با استفاده از روش PCA، اهمیت نسبی چاه های پایش، تعیین شد. با حذف متوالی هر چاه و محاسبه ضریب همبستگی میان داده های چاه های باقی مانده و اولین مؤلفه اصلی ($PC1$)، اهمیت نسبی هر چاه محاسبه شد. همچنین، نبودن قطعیت ناشی از حذف چاه های کم اهمیت با استفاده از میانگین ضریب تغییرات سطح آب زیرزمینی ارزیابی شد. برای بررسی اثر حذف چاه های کم اهمیت بر خطای درون یابی، از روش کریجینگ استفاده شد. دو سناریو شامل استفاده از تمام چاه ها و حذف چاه های کم اهمیت بررسی شد و خطای استاندارد و RMSE محاسبه شد. در پایان، با استفاده از الگوریتم NSGA-II، شبکه بهینه چاه های مشاهده ای تعیین شد. دو تابع هدف شامل تعداد چاه های مشاهده ای و RMSE سطح آب زیرزمینی کمینه شدند. روش IDW برای برآورد سطح آب زیرزمینی در چاه های حذف شده استفاده شد.

نتایج و بحث

نتایج AHP نشان داد که بیشترین اولویت ساخت چاه مشاهده ای به دلیل تمرکز فعالیت های کشاورزی، تراکم زیاد چاه ها و کاهش شدید سطح آب مربوط به مناطق جنوبی و جنوب شرقی بود. در این تحلیل، بیشترین اهمیت مربوط به معیار تراکم چاه های بهره برداری با وزن $0/327$ بود و پس از آن معیار کاهش سطح آب زیرزمینی ($0/245$) و کاربری زمین ($0/15$) بودند. نرخ ناسازگاری $0/04$ محاسبه شد که نشان دهنده سازگاری مناسب قضاوت های خبرگان بود. مقایسه شبکه پایش کنونی با نتایج AHP نشان داد که پنج چاه ($W16$ و $W14$ ، $W12$ ، $W9$ ، $W7$) با میانگین امتیاز مکان یابی کمتر از $0/113$ از دیدگاه موقعیت مکانی نامناسب بودند. آزمون های همگنی داده ها با استفاده از روش Pettitt و p -value کمتر از $0/05$ نیز بیانگر نبودن همگنی داده های این چاه ها بود. نتایج PCA نشان داد که چاه های کم اهمیت شناسایی شده با این روش ($W21$ ، $W18$ ، $W10$ ، $W8$) با ضریب های همبستگی کمتر از $0/20$ ، با چاه های شناسایی شده با روش AHP متفاوت بودند که این تفاوت به دلیل تفاوت ساختار و داده های ورودی دو روش بود. زیرا، در روش PCA صرفاً از داده های سطح آب استفاده می شود، اما در روش AHP معیارهای بیشتری در نظر گرفته می شود. بررسی نتایج کریجینگ نشان داد که حذف چاه های کم اهمیت بر اساس AHP منجر به کاهش خطای استاندارد درون یابی از میانگین $4/8$ به $4/2$ متر شد. همچنین، حذف چاه ها بر اساس PCA باعث افزایش این خطا از $4/8$ به $3/5$ متر شد. از سوی دیگر، در هر دو روش، حذف چاه های کم اهمیت باعث افزایش RMSE شد. در روش AHP ریشه میانگین مربعات خطا، از $14/22$ به $17/08$ متر ($20/1$ ٪ افزایش) و در روش PCA از $14/22$ به $14/41$ متر ($1/3$ ٪ افزایش) یافت. الگوریتم NSGA-II برای شبکه پایش، پیکربندی بهینه ای ۱۶ چاهی را پیشنهاد داد که در مقایسه با شبکه اولیه ۲۸ چاهی، 43 ٪ در تعداد چاه ها کاهش مشاهده شد. افزون بر این، RMSE فقط $3/7$ ٪ (از $14/22$ به $15/26$ متر) افزایش یافت. ضریب تغییرات سطح آب زیرزمینی در شبکه بهینه $0/89$ محاسبه شد که نزدیک

به اندازه آن در شبکه اصلی (۰/۹۲) بود. این یافته نشان دهنده حفظ اطلاعات مهم آب زمین شناختی در شبکه کاهش یافته بود.

نتیجه گیری و پیشنهادها

روش AHP برای تعیین مکان های بهینه چاه های مشاهده ای کارآمد بود و استفاده از آن در سایر دشت ها نیز توصیه می شود. همچنین، پیشنهاد می شود برای بهبود کارایی این روش، از متغیرهای دیگر و خروجی مدل های آب زیرزمینی استفاده شود. افزون بر این، استفاده از روش های PCA و NSGA-II سبب بهینه سازی شبکه های پایش خواهد شد.

واژگان کلیدی

آب زیرزمینی، شبکه پایش، AHP، دشت شمیل-آشکارا، هرمزگان

مقدمه

ماشین بردار پشتیبان (SVM^2) (مک کالوچ و پیت ۱۹۴۳)، شبکه های عصبی مصنوعی (ANN^3) (روزنبلات ۱۹۵۸)، ساختار استنتاج عصبی-فازی تطبیقی ($ANFIS^4$) (جانگ ۱۹۹۳)، واپازی بردار پشتیبان (SVR^5) (دراکر و همکاران ۱۹۹۷) و شبکه های بیزی^۶ (پیپر ۱۹۸۸)، امکان پیش بینی GWL را با تکیه بر داده های محدودتر فراهم ساخته اند. پایش کمی و کیفی منابع آب زیرزمینی اهمیت زیادی دارد. زیرا، آب زیرزمینی به عنوان واسطه انتقال آلاینده ها عمل می کند (ال هاشمی و همکاران ۲۰۲۱؛ سینگا و ناوار-سیچلر ۲۰۲۲).

شبکه های پایش سطح آب زیرزمینی (GLMNs) برای مدل سازی و مدیریت آب های زیرزمینی ضروری می باشند. در بسیاری از مناطق، پایش نشدن، به دلیل محدودیت های مالی یا نبودن روش های کمی برای مکان یابی چاه های پایش است. در زمینه بهینه سازی شبکه های پایش آب اقلیمی، رویکردهای متنوعی توسعه یافته اند. روش های آماری سنتی شامل روش های تحلیل همبستگی (میشرا و کولیبالی ۲۰۰۹)، تحلیل خوشه ای (گونگ و همکاران ۲۰۱۶)،

منابع آب زیرزمینی به عنوان بخش بزرگی از منابع آب شیرین قابل دسترس جهان (۹۶/۳٪)، نقش حیاتی در تأمین نیازهای جامعه های بشری و حفظ و پایداری بوم نظام ها دارند (فائو ۲۰۲۱). از سوی دیگر، بهره برداری بی رویه و رو به افزایش از این منابع، همراه با چالش های ناشی از تغییرات اقلیمی و آلودگی منابع آب سطحی (لیو و همکاران ۲۰۲۲)، منجر به بروز مشکلات جدی در سطح جهانی شده است. برداشت بیش از حد آب زیرزمینی، فشار چند برابری بر این منابع وارد کرده است. پیامدهای این پدیده شامل کاهش سطح آب، کاهش کیفیت، خشک شدن چاه ها و فرونشست زمین است (کومار و همکاران ۲۰۲۲). در مواجهه با چالش های رو به افزایش مربوط به منابع آب زیرزمینی، ارزیابی دقیق و مدیریت پایدار این منابع، ضرورت اجتناب ناپذیری است. پیش بینی دقیق سطح آب زیرزمینی (GWL)، به عنوان یک شاخص مهم، مستلزم درک و کمی سازی روابط پیچیده و غیرخطی میان متغیرهای زمین محیطی است (چن و همکاران ۲۰۲۲). مدل های سنتی مبتنی بر فیزیک، مانند MODFLOW (هانگ و همکاران ۲۰۲۱)، اگرچه در شبیه سازی فرایندهای جریان آب زیرزمینی کارآمد بودند، اما اغلب نیازمند داده های ورودی گسترده و سنجه های آب زمین شناختی دقیق بودند. در مقابل، روش های یادگیری ماشین (ML^1) (بند کوکی و همکاران ۲۰۲۰)، با بهره گیری از الگوریتم هایی مانند

2- Support Vector Machine

3- Artificial Neural Networks

4- Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

5- Support Vector Regression

6- Bayesian Networks

1- Machine Learning

تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) (نوهار و همکاران ۲۰۱۴) و آنتروپی اطلاعات (آلفونسو و همکاران ۲۰۱۰) برای کاهش افزونگی در شبکه‌های پایش بارش و رواناب استفاده شده‌اند. روش‌های زمین‌آماري مانند کریجینگ (یه و همکاران ۲۰۰۸) و کریجینگ با پراکنش برآورد کمینه (MEK) (چن و همکاران ۲۰۱۷) به‌طور گسترده برای بهینه‌سازی شبکه‌های هواشناسی و آب‌سنجی به‌کارگرفته شده‌اند. در سال‌های گذشته، الگوریتم‌های فراابتکاری مانند الگوریتم ژنتیک، بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) (فارزین و همکاران ۲۰۱۸) و الگوریتم‌های چندهدفه مانند NSGA-II (وانگ و همکاران ۲۰۱۵) برای طراحی شبکه‌های پایش آب‌اقلیمی با درنظرگرفتن معیارهای پرشمار، استفاده شده‌اند. همچنین، رویکردهای ترکیبی که روش‌های آماری را با الگوریتم‌های بهینه‌سازی ادغام می‌کنند، مانند ترکیب PCA و الگوریتم ژنتیک (کاسترو و همکاران ۲۰۱۹) یا آنتروپی اطلاعات و PSO (حسین و همکاران ۲۰۲۱)، نتایج مطلوبی در بهینه‌سازی شبکه‌های پایش بارش، دما و رطوبت ارائه داده‌اند.

در آبخیز پایش کیفیت آب، رویکردهای متنوعی برای تعیین تعداد بهینه ایستگاه‌ها توسعه‌یافته است. روش‌های مبتنی بر تصمیم‌گیری چندمعیاره مانند فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی (AHP) (کارماکار و همکاران ۲۰۱۸) و روش ترجیح بر اساس مشابهت به راه حل ایده‌آل (TOPSIS) (ژانگ و همکاران ۲۰۱۶) برای انتخاب مکان‌های بهینه نمونه‌برداری با درنظرگرفتن معیارهای پرشمار زیست‌محیطی، اقتصادی و اجتماعی استفاده شده‌اند. روش‌های آماری چندمتغیره مانند تحلیل تشخیصی (DA) (اوتیرو و همکاران ۲۰۱۰) و تحلیل عاملی (FA) (سینگ و همکاران ۲۰۱۳) برای شناسایی متغیرهای کیفی آب با اهمیت بیشتر و کاهش تعداد سنج‌های پایش شده به‌کار رفته‌اند. روش‌های بهینه‌سازی شبکه‌ای مانند نظریه نمودار (پارک و همکاران ۲۰۱۴) و الگوریتم‌های مسیریابی (لی و همکاران ۲۰۱۲) برای طراحی شبکه‌های پایش با پوشش مکانی مناسب استفاده

شده‌اند. همچنین، رویکردهای مبتنی بر مدل‌سازی عددی مانند شبیه‌سازی مونت کارلو (استروبل و همکاران ۲۰۱۶) و مدل‌های انتقال-انتشار آلاینده (مالیک و همکاران ۲۰۱۹) برای تعیین مکان‌های بهینه پایش کیفیت آب‌های سطحی و زیرزمینی باهدف تشخیص به‌موقع آلودگی‌ها استفاده شده‌اند. در سال‌های گذشته، رویکردهای یادگیری ماشین مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی (بلال و همکاران ۲۰۱۸) و جنگل‌های تصادفی (کاراکایا و همکاران ۲۰۲۰) نیز برای پیش‌بینی سنج‌های کیفی آب و بهینه‌سازی شبکه‌های پایش به‌کارگرفته شده‌اند. همچنین، رویکرد یادگیری ماشین (ML) به‌طور گسترده در مدل‌سازی آب‌های زیرزمینی استفاده شده است (ال بلالی و همکاران ۲۰۲۱)؛ پودگورسکی و برگ (۲۰۲۰). استفاده از روش‌های ML در طراحی شبکه پایش آب زیرزمینی، یک آبخیز پژوهشی نسبتاً جدید در دهه‌های گذشته است (کونتوس و همکاران ۲۰۲۲؛ لی و همکاران ۲۰۲۵). در راستای بهینه‌سازی شبکه‌های پایش سطح آب زیرزمینی (GLMN)، پژوهشگران پرشماری رویکردهای مبتنی بر یادگیری ماشین را بررسی کرده‌اند. با توجه به اهمیت شبکه‌های پایش سطح آب زیرزمینی، پژوهش‌های زیادی برای تعیین بهینه تراکم و توزیع مکانی چاه‌های مشاهده‌ای انجام شده است. روش‌های گوناگونی مانند روش‌های آب‌زمین‌شناختی، زمین‌آماري، مدل‌سازی و تصمیم‌گیری چندمعیاره برای این منظور پیشنهاد شده است. تعیین بهینه شبکه چاه مشاهده‌ای برای پایش سطح آب زیرزمینی، یکی از چالش‌های مهم در مدیریت منابع آب است. با استفاده از روش‌های آب‌زمین‌شناختی و با استفاده از مفاهیم پایه آب‌زمین‌شناسی، معیارهایی برای تعیین تراکم و توزیع مکانی چاه‌های مشاهده‌ای ارائه شده است. در این راستا، پیتر (۱۹۷۲) و هیث (۱۹۷۶) طبقه‌بندی‌هایی برای شبکه‌های پایش سطح آب زیرزمینی پیشنهاد داده‌اند. با بهره‌گیری از روش‌های زمین‌آماري، به‌ویژه کریجینگ، و با استفاده از داده‌های موجود، مدل‌هایی از تغییرات مکانی سطح آب زیرزمینی ایجاد شده و

نقاط مناسب برای حفر چاه های مشاهده ای جدید، شناسایی می شود. از سوی دیگر، این روش ها به حجم زیادی از داده نیاز دارند. مدل های عددی نیز برای شبیه سازی جریان آب زیرزمینی و تعیین حساسیت مدل به تغییرات سنج های ورودی، استفاده شده اند (یانگ شیائو و همکاران ۱۹۹۱).

تراکم مناسب شبکه های چاه مشاهده ای، تابعی از عامل های پرشماری از جمله سنج های آب زمین شناختی منطقه، اهداف پایش و محدودیت های منابع است. پژوهش های پیشین، تراکم های متفاوتی را پیشنهاد کرده اند. در این راستا، حسینی عرب (۲۰۰۲) تراکم ۴ حلقه چاه مشاهده ای در هر ۱۰۰ کیلومترمربع را برای ایران مناسب دانسته است. ایجاد و نگهداری شبکه های پایش سطح آب زیرزمینی، ابزاری ضروری برای مدیریت پایدار منابع آب به شمار می آید و انتخاب نوع شبکه و تراکم چاه های مشاهده ای باید بر اساس اهداف پژوهش، شرایط آب زمین شناختی و منابع موجود، انجام شود. طراحی بهینه شبکه های پایش آب زیرزمینی، به ویژه شبکه های چاه مشاهده ای، برای مدیریت پایدار منابع آب و ارزیابی دقیق مدل های آب زمین شناختی اهمیت زیادی دارد. در این راستا، پژوهشگران روش های متنوعی را پیشنهاد کرده اند. مک کینی و لوکس (۱۹۹۲) با توسعه یک الگوریتم طراحی شبکه، قابلیت پیش بینی مدل های آب زیرزمینی را بهبود دادند. یانگ و همکاران (۲۰۰۸) با استفاده از انحراف معیار کریجینگ، تراکم بهینه چاه های مشاهده ای برای تعیین سطح آب زیرزمینی را ارزیابی کردند. دوکو و پیندر (۲۰۰۹) با رویکردی متفاوت، الگوریتمی برای شناسایی منابع آلودگی با حداقل تعداد نمونه ارائه دادند. هودک (۲۰۰۶) با بهره گیری از شبیه سازی مونت کارلو، محل بهینه چاه ها در مناطق دفن زباله را تعیین کردند. نتایج این پژوهش نشان داد که تعیین محل و تراکم بهینه چاه های مشاهده ای، موضوعی پیچیده و چندوجهی است که نیازمند در نظر گرفتن عامل های مختلفی از جمله آب زمین شناسی منطقه، اهداف پایش و محدودیت های بودجه ای است.

همچنین، میرزایی ندوشن و همکاران (۲۰۱۷) با ترکیب روش های کریجینگ و بهینه سازی چندهدفه NSGA-II^۷، شبکه بهینه چاه های مشاهده ای در دشت اشتهارد را طراحی کردند. ران و همکاران (۲۰۱۵) با بهره گیری از الگوریتمی ترکیبی، شبکه بهینه پایش آب زیرزمینی کشاورزی را در منطقه ژانگی چین تعیین کردند. در پژوهشی آلبرت و همکاران (۲۰۰۴) بر اهمیت پایش آب های زیرزمینی و انواع داده های لازم برای مدیریت این منابع تأکید کردند. سما و همکاران (۲۰۲۰) با استفاده از آزمون گاما، شبکه بهینه چاه های مشاهده ای پایش کیفیت آب زیرزمینی را در جزیره کیش تعیین کردند. اسکویول و همکاران (۲۰۱۵) نیز با بهره گیری از روش تصمیم گیری چندهدفه، شبکه بهینه پایش سطح آب زیرزمینی در مکزیک را طراحی کردند. در این پژوهش، معیارهایی همچون حداقل سازی خطای برآورد، حداقل کردن تعداد چاه ها، تغییرات زمانی سطح آب، شیب آبی و تراکم چاه ها به عنوان عامل های مؤثر در طراحی شبکه چاه مشاهده ای، معرفی شد. از سوی دیگر، آبخوان های ساحلی، به عنوان منابع حیاتی آب شیرین، به طور فزاینده ای در معرض آلودگی و کاهش ذخایر به دلیل عامل هایی مانند نفوذ آب شور، برداشت بی رویه و تغییرات آب و هوایی، هستند. مدیریت مؤثر این منابع حیاتی مستلزم شبکه های پایش قوی است که داده های کمی و کیفی قابل اعتمادی را فراهم کنند. در این راستا، رویکردهای سنتی پایش، اغلب دچار محدودیت های مکانی و زمانی هستند. این موضوع منجر به جمع آوری داده های اضافی یا ناکافی می شود. برای رفع این چالش ها، نیاز مبرمی به بهینه سازی شبکه های پایش موجود با به کارگیری روش های پیشرفته داده کاوی است. با تجزیه و تحلیل داده های پایش تاریخی، این روش ها می توانند سنج های مهم را شناسایی، مکان های نمونه برداری را بهینه و کارایی و اثربخشی کلی پایش آبخوان را بهبود بخشند که در پایان منجر به شیوه های مدیریت آگاهانه تر و پایدارتر می شود.

دقت پایش و کاهش هزینه‌ها، ۵) ارائه یک شبکه مؤثر پایش بهینه‌شده کمی و کیفی آب زیرزمینی برای آبخوان شمیل-آشکارا، ۶) ارزیابی اندازه کاهش هزینه‌های پایش و بهبود دقت داده‌های جمع‌آوری شده در شبکه بهینه‌شده در مقایسه با شبکه موجود، انجام شد. در این پژوهش با بهره‌گیری از رویکرد نوآورانه ترکیب روش‌های داده‌کاوی و الگوریتم ژنتیک چندهدفه NSGA-II، شبکه پایش کارآمدتری برای آبخوان شمیل-آشکارا در شمال شرقی استان هرمزگان، طراحی شد.

مواد و روش‌ها

معرفی منطقه مطالعه شده

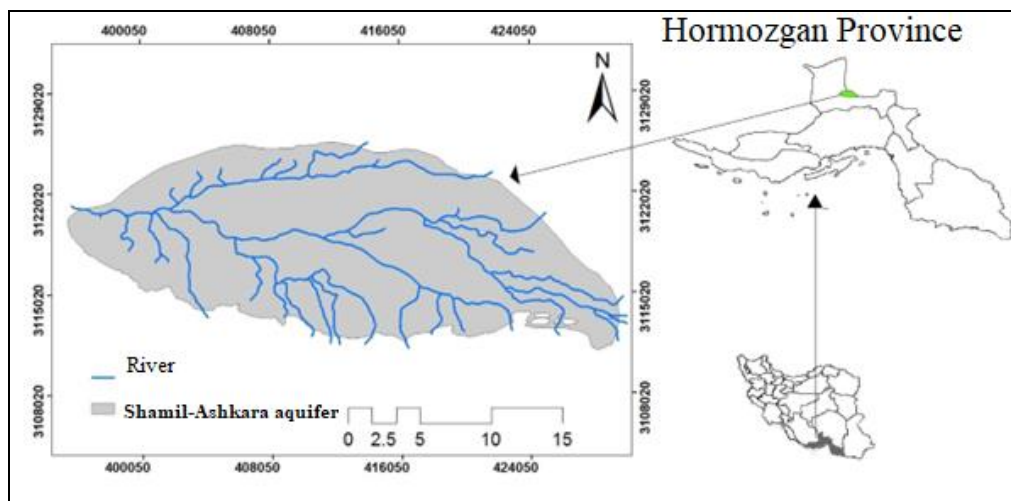
دشت شمیل-آشکارا، از دیدگاه تقسیمات کشوری در شمال شرقی استان هرمزگان، شمال شهرستان حاجی‌آباد است. مساحت منطقه مطالعه شده ۳۲۱/۹۳ کیلومتر مربع است. سازندهای زمین‌شناسی در آبخیزهای بالادست این منطقه شامل بنگستان، آغاچاری، گچساران، آسماری، رازک، هرمز، گورپی، میشان و در دشت، آبرفت‌های دوران کواترنر است. این آبخوان در سازندهای کواترنر بوده و سازندهای کنگلومرای بختیاری و آغاچاری آن را احاطه کرده‌اند. بخش بزرگی از منطقه مطالعه شده در سازندهای دوره کواترنر است. میانگین بارندگی این دشت کمتر از ۲۰۰ میلی‌متر در سال است. همچنین، اندازه تبخیر سالانه ۲۶۴۰ میلی‌متر است (تارا و بذرافشان ۲۰۲۳) (شکل ۱).

روش پژوهش

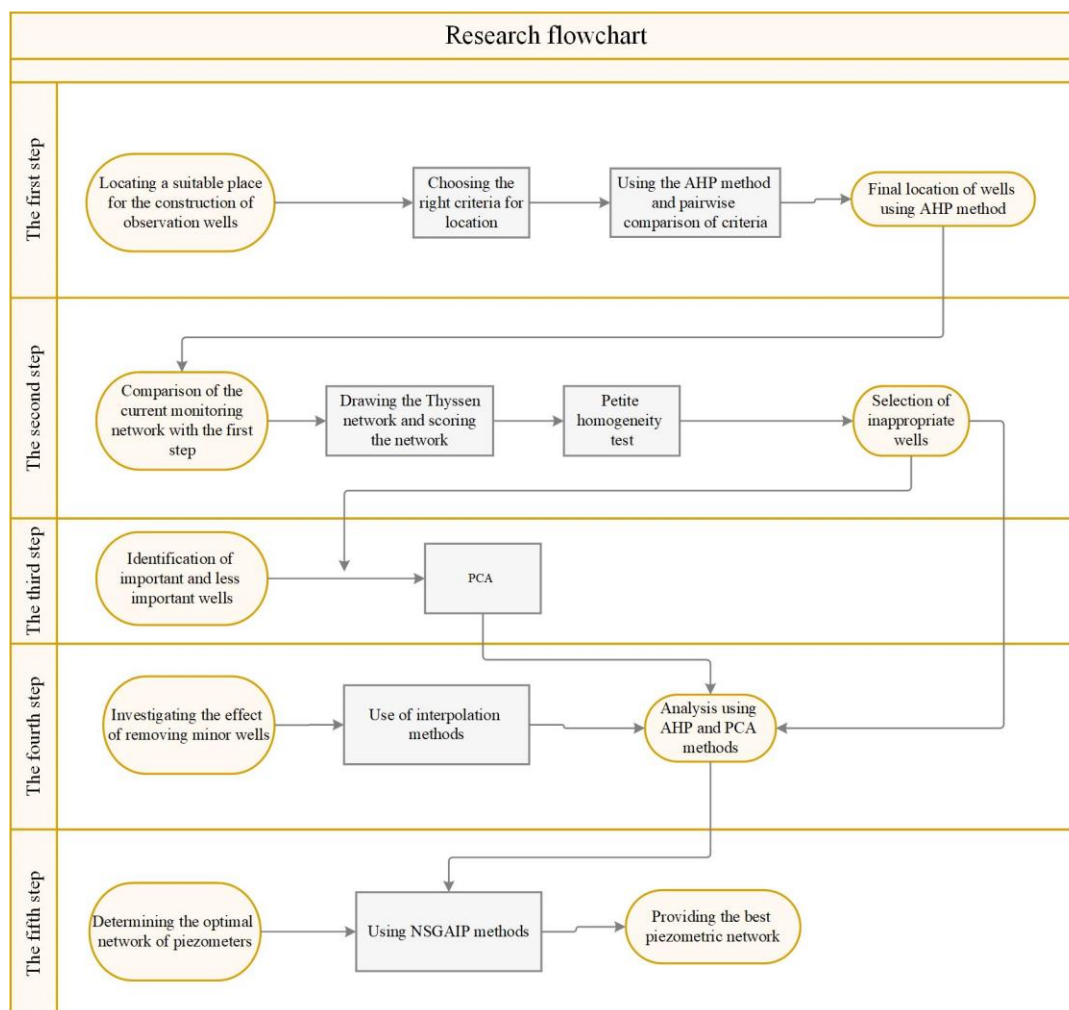
نمودار کارنمای پژوهش در شکل ۲ نشان داده شده است.

نتایج پژوهش‌های پیشین بیانگر آن است که روش‌های متنوعی برای بهینه‌سازی شبکه‌های پایش آب زیرزمینی توسعه یافته‌اند. روش‌های آب‌زمین‌شناختی (پیتز ۱۹۷۲؛ هیت ۱۹۷۶) بر مبنای اصول پایه آب‌زمین‌شناسی استوار بوده، اما بدون رویکرد کمی برای تعیین دقیق موقعیت چاه‌های مشاهده‌ای هستند. روش‌های زمین‌آماري مانند کریجینگ (یانگ و همکاران ۲۰۰۸) امکان کمی‌سازی خطای برآورد را فراهم می‌کنند، اما نیازمند حجم زیادی از داده‌های اولیه هستند. رویکردهای مبتنی بر مدل‌های عددی (یانگ شیائو و همکاران ۱۹۹۱) قابلیت شبیه‌سازی جریان آب زیرزمینی را دارند، اما محاسبات پیچیده‌ای زیادی دارند. در سال‌های گذشته، روش‌های بهینه‌سازی چندهدفه (میرزایی‌ندوشن و همکاران ۲۰۱۷؛ اسکویول و همکاران ۲۰۱۵) و روش‌های داده‌کاوی (سما و همکاران ۲۰۲۰) استفاده شده‌اند، اما کمتر به ترکیب این روش‌ها با الگوریتم‌های فراابتکاری مانند NSGA-II توجه شده است. همچنین، در بیشتر پژوهش‌های پیشین یا به جنبه کمی (سطح آب) یا به جنبه کیفی آب‌های زیرزمینی توجه شده و کمتر بهینه‌سازی هم‌زمان شبکه پایش از هر دو دیدگاه بررسی شده است.

از این‌رو، با توجه به شکاف‌های پژوهشی موجود، این پژوهش با اهداف: ۱) ارزیابی کارایی شبکه چاه مشاهده‌ای موجود در آبخوان ساحلی شمیل-آشکارا با استفاده از شاخص‌های آماری و زمین‌آماري، ۲) شناسایی و اولویت‌بندی عامل‌های مؤثر بر تغییرات کمی و کیفی آب زیرزمینی در منطقه با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)، ۳) تعیین وزن معیارهای مؤثر در مکان‌یابی چاه‌های مشاهده‌ای با استفاده از فرآیند تحلیل سلسله‌مراتبی (AHP)، ۴) توسعه یک مدل بهینه‌سازی چندهدفه مبتنی بر الگوریتم NSGA-II برای تعیین تعداد و موقعیت بهینه چاه‌های مشاهده‌ای با هدف هم‌زمان افزایش



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مطالعه‌شده.
Figure 1- Geographical location of the study area.



شکل ۲- نمودار کارنمای مراحل بهینه‌سازی شبکه پایش آب‌های زیرزمینی در دشت شمیل-آشکارا.
Figure 2- Flowchart of steps for optimizing groundwater monitoring network in Shamil-Ashkara plain.

گام های انجام پژوهش

گام اول: مکان یابی محل مناسب برای ساخت چاه های مشاهده ای با استفاده از روش تحلیل سلسله مراتبی در این پژوهش، از روش تحلیل سلسله مراتبی (AHP) برای تعیین مکان های مناسب برای ساخت چاه های مشاهده ای استفاده شد. روش AHP که در سال ۱۹۸۰ به وسیله آل ساعتی ارائه شد. استفاده از این روش در تعیین وزن انواع نقشه های موضوعی، بسیار اهمیت دارد (گوتام و همکاران ۲۰۲۳). افزون بر این، از این روش برای تصمیم گیری چندمعیاره در موضوع های گوناگون زیست محیطی و پژوهش های مربوط به آب های زیرزمینی استفاده فراوانی شده است (شلار و همکاران ۲۰۲۲). روش AHP، یک روش تصمیم گیری چندمعیاره است که امکان اولویت بندی

معیارها و گزینه ها را بر اساس قضاوت های کارشناسی فراهم می کند. در این روش، ساختار سلسله مراتبی مسئله شامل هدف، معیارها و گزینه ها، به شکل گرافیکی نمایش داده می شود. سپس، با استفاده از مقایسه های زوجی و محاسبه بردار ویژه، وزن نسبی هر معیار و گزینه تعیین می شود. در این پژوهش، برای انجام مقایسه های زوجی، از مقیاس عددی ۱ تا ۹ (جدول ۱) استفاده شد (جی و همکاران ۲۰۰۰). در پایان، از مقایسه انجام شده، ماتریس باینری به دست آمد. سپس، وزن معیارها که اعدادی نسبی بودند، با قضاوت هایی به شکل شفاهی، عددی یا گرافیکی انجام شده، به دست آمد (زرکش و همکاران ۲۰۰۵).

جدول ۱- اندازه های عددی قضاوت های شفاهی برای انجام مقایسه های زوجی.

Table 1- Numerical Values for Verbal Judgments in Pairwise Comparisons

Verbal Judgment	Numerical Value
Absolutely preferred/Absolutely more important/Absolutely more desirable	9
Very strongly preferred/Very strongly more important/Very strongly more desirable	7
Strongly preferred/Strongly more important/Strongly more desirable	5
Moderately preferred/Moderately more important/Moderately more desirable	3
Equally preferred/Equally important/Equally desirable	1
Intermediate values between adjacent judgments	2, 4, 6, 8

انتخاب معیارهای مناسب برای مکان یابی

انتخاب معیارهای مرتبط و تأثیرگذار، گام اساسی در فرایند مکان یابی است (کومار و همکاران ۲۰۲۰). در این پژوهش، معیارهای اولیه با بررسی منابع علمی (سینگ و همکاران ۲۰۱۹؛ زو و همکاران ۲۰۱۶)، دستورالعمل های وزارت نیرو (وزارت نیرو ۲۰۱۷) و دیدگاه های متخصصان آب زیرزمینی جمع آوری شد. سپس، با استفاده از روش تحلیل مؤلفه های اصلی که به وسیله جولیف (۲۰۰۲) معرفی شده است، معیارهای پایانی انتخاب شدند.

در پایان، ۸ معیار: میانگین سطح آب زیرزمینی در بلندمدت، میانگین سالانه کاهش آب زیرزمینی در بلندمدت، شیب تغییرات اندازه کاهش، تراکم چاه های

بهره برداری، فاصله از رود، سازند زمین شناسی، کاربری زمین و فاصله از گسل (یانگ و همکاران ۲۰۱۸؛ ماچیوال و همکاران ۲۰۱۵) بر اساس نبودن قنات و چشمه در منطقه مطالعه شده برای مکان یابی چاه های مشاهده ای انتخاب شدند.

محاسبه نرخ ناسازگاری

پس از تشکیل ماتریس های مقایسه های زوجی، نرخ ناسازگاری (CR^8) با استفاده از نرم افزار Expert Choice محاسبه شد. اندازه قابل قبول ناسازگاری (CR) معمولاً کمتر از ۰/۱ در نظر گرفته می شود. اگر

8- Consistency Ratio

9- <https://www.expertchoice.com/>

شاخص محاسبه شده کمتر از ۰/۱ باشد، نتایج قابل قبول و در غیر این صورت دوباره در وزن دهی تجدید نظر می شود (ساعتی ۱۹۸۰؛ ساعتی و وارگاس ۲۰۱۲).

مکان یابی پایانی به وسیله مدل AHP

مدل سلسله مراتبی مد نظر در نرم افزار Expert Choice⁹ ساخته شد. مقایسه های زوجی معیارها بر اساس پژوهش های پیشین، دستورالعمل های وزارت نیرو و دیدگاه های کارشناسان انجام شد. وزن هر معیار به وسیله نرم افزار محاسبه شد. در ادامه برای وزن دهی و ترکیب پایانی لایه های مختلف از نرم افزار ArcGIS استفاده شد. با انجام مراحل نامبرده، مکان های بهینه برای ساخت چاه های مشاهده ای شناسایی شدند (ماچیوال و همکاران ۲۰۱۱؛ جها و همکاران ۲۰۱۶).

گام دوم: مقایسه شبکه پایش کنونی با نتایج گام اول

پس از انجام مکان یابی، عملکرد شبکه پایش موجود با نتایج مکان یابی مقایسه شد. برای این ارزیابی، ابتدا منطقه مطالعه شده بر اساس موقعیت چاه های موجود به چند ضلعی های تیسن تقسیم بندی شد. سپس، میانگین امتیازات مکان یابی (که از مدل AHP به دست آمده بودند) در هر چند ضلعی تیسن محاسبه شد. برای هر چاه و هر چند ضلعی، چاه هایی که میانگین امتیاز کمتر از ۰/۳ داشتند به عنوان چاه های نامناسب در نظر گرفته شدند. سپس، برای اطمینان از انتخاب درست چاه های نامناسب از آزمون های همگنی داده ها استفاده شد. برای این کار ابتدا داده های ماهانه چاه های نامناسب تهیه و سپس نواقص آماری آن ها با همبستگی و وایزی برطرف شد و در پایان از دو روش آزمون همگنی شامل روش پتییت و روش بهنجار استاندارد یا SNHT¹⁰ برای انجام آزمون همگنی بهره برده شد. در این آزمون ها در شرایطی که p-value مشاهده شده کمتر از سطح معنی داری ۰/۰۵ باشد، داده ها غیر همگن می باشند.

گام سوم: تعیین اهمیت چاه ها با تجزیه و تحلیل مؤلفه های اصلی

برای تعیین اهمیت نسبی چاه های پایش و کاهش ابعاد داده ها، از تحلیل مؤلفه های اصلی (PCA) استفاده شد. این روش، پراکنش داده های سطح آب را به مؤلفه های اصلی (PCs) تجزیه می کند، به طوری که اولین مؤلفه (PC1) بیشترین پراکنش را توجیه می کند. اهمیت نسبی هر چاه با استفاده از ضریب همبستگی میان داده های مشاهده شده آن چاه و مؤلفه های اصلی، به ویژه PC1، محاسبه شد (سانچز - مارتوس و همکاران ۲۰۰۱).

مراحل تعیین اهمیت نسبی چاه ها

a- تشکیل ماتریس داده ها: برای هر دشت، از داده های ۳۱ مشاهده آخر سطح آب ماتریس تشکیل شد. ابعاد ماتریس ها به ترتیب برای دشت های فتوئیه-تدروئیه، جغین-توکهور و گهکم-سعادت آباد، ۳۱×۳۱، ۳۰×۳۰ و ۴۰×۴۰ بود.

b- انجام PCA: برای هر چاه، با حذف داده های خود چاه و انجام PCA بر روی داده های چاه مجاور، ضریب همبستگی آن چاه با PC1 محاسبه شد.

c- محاسبه اهمیت نسبی: میانگین ضریب های همبستگی هر چاه، اهمیت نسبی آن را نشان می دهد. برای تعیین اهمیت نسبی هر چاه از رابطه (۱) استفاده شد.

$$\text{Relative important} = N/n \quad (1)$$

N: تعداد دفعاتی است که هر چاه به عنوان چاه مؤثر در نظر گرفته می شود و n تعداد دفعاتی است که هر چاه در تجزیه شرکت کرده است. هر چه اهمیت نسبی یک چاه بیشتر باشد، تأثیر آن بر پایش بیشتر است.

d- ارزیابی نبودن قطعیت: برای ارزیابی تأثیر حذف چاه های کم اهمیت بر دقت پایش، میانگین سالانه ضریب تغییرات (CV) سطح آب زیرزمینی محاسبه شد. CV برای هر سال با استفاده از نسبت انحراف معیار به میانگین سطح آب در چاه های انتخاب شده محاسبه و سپس میانگین سالانه CV به دست آمد. تغییر CV پس از حذف چاه ها با استفاده از رابطه (۲) محاسبه شد (رهنما و همکاران ۲۰۲۱).

پژوهش‌های مختلف برای بهینه‌سازی شبکه‌های پایش آب زیرزمینی استفاده شده است (میرزایی‌ندوشن و همکاران ۲۰۱۹؛ کماسی و گودرزی ۲۰۲۱).

در این پژوهش، الگوریتم NSGA-II برای یافتن جبهه پارتو (Pareto front) به کار گرفته شد. جمعیت اولیه شامل ۴۰ کروموزوم بود. هر کروموزوم، شامل ۲۸ ژن با کد باینری (۰ و ۱) بود که حضور (۱) یا حضور نداشتن (۰) هر چاه در شبکه بهینه را نشان می‌داد. دو تابع هدف برای ارزیابی کروموزوم‌ها استفاده شدند:

A- تعداد چاه‌های بهینه: هدف، کاهش تعداد چاه‌ها برای کاهش هزینه‌های ساخت، نگهداری و بازدید بود.
B- RMSE سطح ایستایی: برای ارزیابی دقت شبکه، RMSE میان اندازه‌های مشاهده‌ای و برآوردی سطح ایستایی محاسبه شد. برای برآورد سطح ایستایی در چاه‌های حذف‌شده، از روش عکس فاصله (رابطه ۴) با توان ۲ استفاده شد.

$$Z_0 = \frac{\sum_{i=1}^s z_i \frac{1}{d_i^k}}{\sum_{i=1}^s \frac{1}{d_i^k}} \quad (4)$$

Z_0 : اندازه‌های برآوردی در نقطه مد نظر، z_i : اندازه‌های مشاهده‌ای در نقطه i ، d_i : فاصله میان نقطه مد نظر و چاه مشاهده‌ای i ، s : تعداد نقاط مشاهده‌ای و k : اندازه توان رابطه است که معمولاً برابر ۲ در نظر گرفته می‌شود.

پس از محاسبه توابع هدف، کروموزوم‌ها بر اساس غلبه نداشتن و فاصله ازدحام رتبه‌بندی شدند. سپس، عملگرهای ترکیب (با نرخ ۰.۸۰) و جهش (با نرخ ۰.۳۰) روی کروموزوم‌های والد اعمال شدند. جمعیت جدید شامل والدین و فرزندان مجدداً رتبه‌بندی شدند و این فرآیند تا ۲۰۰۰ تکرار ادامه یافت. جمعیت پایانی شامل کروموزوم‌های غیرغالب (جبهه پارتو) بود که شبکه‌های بهینه با توازن مناسب میان تعداد چاه‌ها و دقت را نشان می‌دادند.

$$Error = \frac{cv_m - cv_{m0}}{cv_{m0}} \times 100 \quad (2)$$

CV_m : میانگین ضریب تغییرات پس از حذف چاه‌ها و CV_{m0} : میانگین ضریب تغییرات اولیه است.

گام چهارم: بررسی اثر حذف چاه‌های کم‌اهمیت بر خطای درون‌یابی

در این مرحله از پژوهش برای مشخص کردن اندازه خطای درون‌یابی پس از حذف چاه‌های کم‌اهمیت از روش کریجینگ استفاده شد. کریجینگ، روش درون‌یابی پیشرفته‌ای است که برای داده‌هایی با روندهای موضعی تعریف شده، مناسب است. این روش با کمترین پراکنش برآورد، درون‌یابی می‌کند و اندازه خطای آن تابع مشخصات واریوگرام (ساختار فضایی) است (ایزاکس و سریواستاوا ۱۹۸۹) مدل کریجینگ مبتنی بر میانگین متحرک وزن‌دار استوار است و رابطه کلی آن به شکل رابطه ۳ است.

$$Z^*(x_i) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad (3)$$

$Z^*(X_i)$: عیار برآوردی، λ_i : وزن ایستگاه i ام و $Z(X_i)$: اندازه متغیر اندازه‌گیری شده است (کرسی ۱۹۹۳).

بعد از انتخاب بهترین واریوگرام، چاه‌ها درون‌یابی شدند که این کار در دو مرحله انجام شد. در مرحله اول، با استفاده از تمام چاه‌ها درون‌یابی انجام شد و در مرحله دوم چاه‌های با اهمیت نسبی پایین (کمتر از حد آستانه تعیین شده) حذف شدند و دوباره درون‌یابی انجام شد. سپس، آماره خطای RMSE برای درون‌یابی متفاوت محاسبه و درصد کاهش یا افزایش خطا با حذف چاه‌های کم‌اهمیت مشخص شد.

گام پنجم: تعیین چاه‌های مهم و انتخاب آنها با استفاده از روش فراکاوشی NSGAII

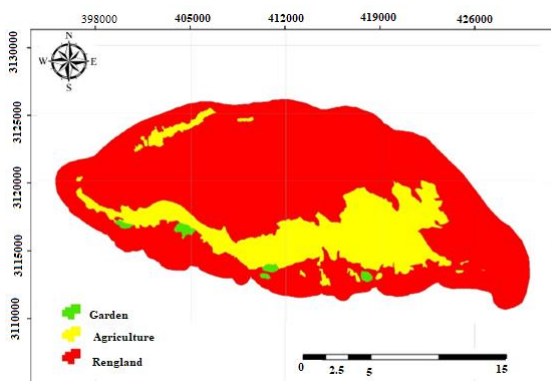
برای تعیین شبکه بهینه چاه‌های مشاهده‌ای، از الگوریتم فراابتکاری (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II) استفاده شد. این الگوریتم، یک روش بهینه‌سازی چندهدفه است که در

نتایج و بحث

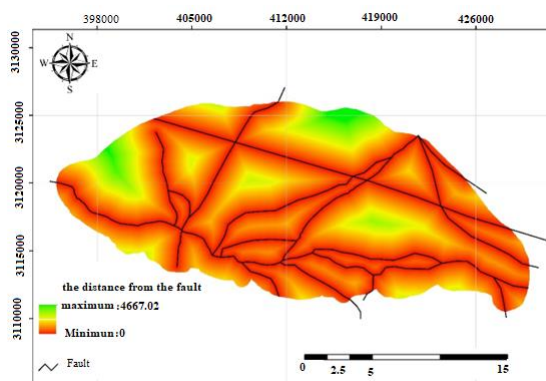
نتایج گام اول

مکان‌یابی محل مناسب برای ساخت چاه‌های مشاهده‌ای با استفاده از روش تحلیل سلسله‌مراتبی و نتایج شناسایی معیارهای مؤثر در مکان‌یابی بهینه چاه‌های مشاهده‌ای در محدوده آبخوان شمیل-آشکارا و نقشه‌های مربوط به هر معیار در شکل ۴ ارائه شده است. تحلیل این نقشه‌ها نشان داد که تمرکز گسل‌ها عمدتاً در جنوب منطقه مطالعه شده و منطبق با مناطق کشاورزی و روستایی بود (شکل ۴الف). نقشه کاربری زمین نشانگر غالب بودن مراتع فقیر در منطقه بود (شکل ۴ب). همچنین، کاربری کشاورزی بیشتر در قسمت جنوبی متمرکز بود. از دیدگاه زمین‌شناسی بیشترین مساحت مربوط به سازندهای Qal و Qt بود و اکثر آبخوان‌ها در این سازندها تشکیل شده‌اند (شکل ۴پ). بررسی نقشه کاهش سطح آب زیرزمینی بیانگر بیشترین کاهش در مناطق جنوب‌شرقی و شرق آبخیز بود (شکل ۴ت).

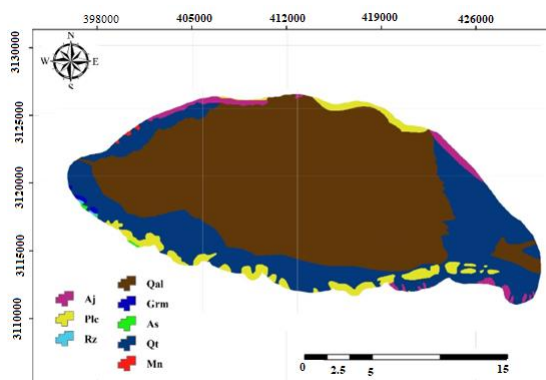
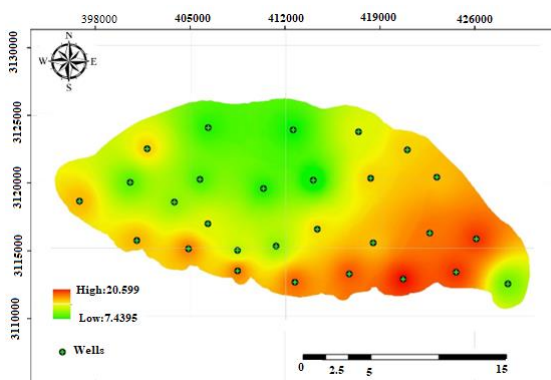
همچنین، بیشترین اندازه شیب تغییرات کاهش در مناطق جنوبی و بخش‌هایی از شرق، مرکز و شمال غرب آبخیز بود. بیشترین تراکم چاه‌های بهره‌برداری در مناطق جنوبی و جنوب‌غربی، منطبق بر مساحت مناطق کشاورزی و روستایی، مشاهده شد (شکل ۴ث). توزیع رودها و شاخه‌های آنها در سرتاسر آبخوان مطالعه شده تقریباً یکنواخت بود (شکل ۴ج). نقشه سطح آب زیرزمینی بیانگر کاهش تدریجی سطح آب زیرزمینی به سمت شمال‌غرب بود (شکل ۴چ). در پایان، نتایج به دست آمده مؤید این نکته بودند که مناطق جنوبی منطقه مطالعه شده به دلیل عامل‌هایی چون تراکم زیاد چاه‌ها (شکل ۴ح)، گسترش کاربری‌های کشاورزی و وجود گسل‌ها، با بیشترین کاهش سطح آب زیرزمینی مواجه هستند.

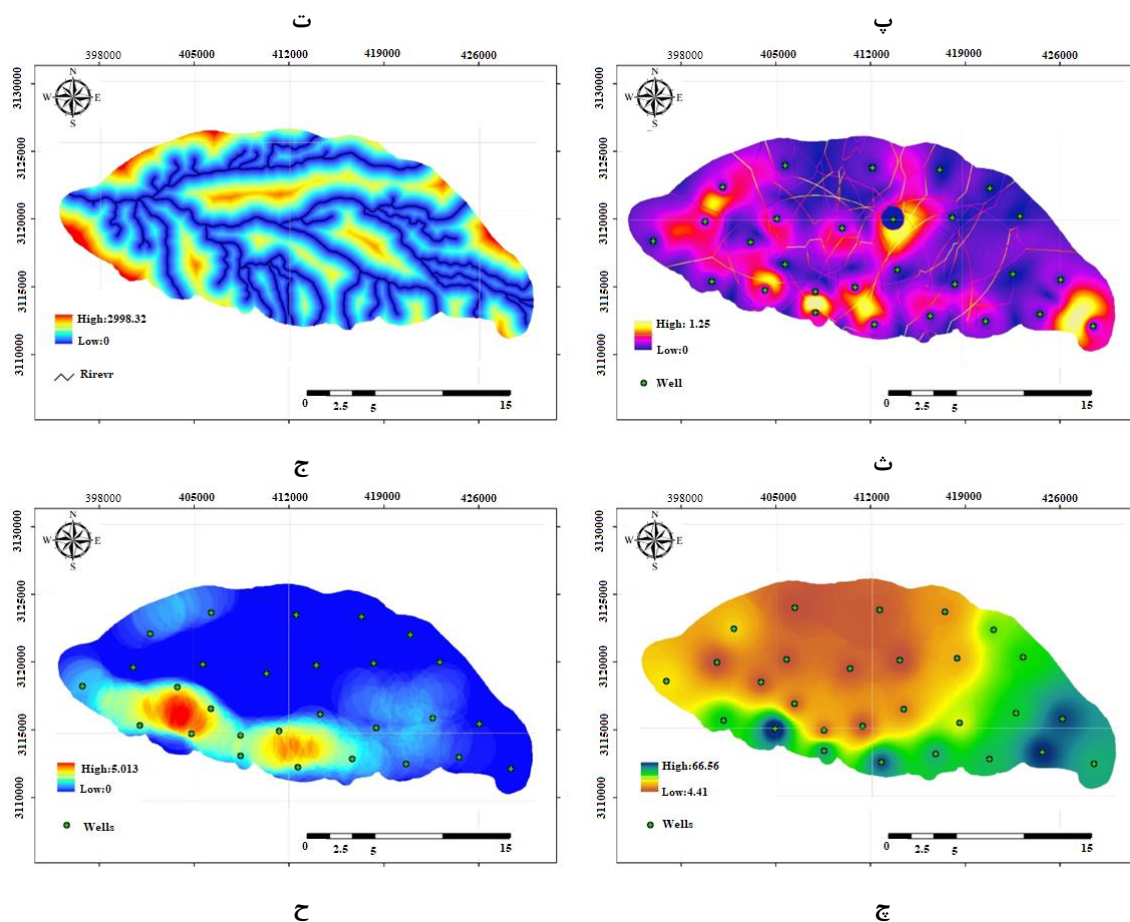


ب



الف





شکل ۴- نقشه‌های سنجه‌های مؤثر در ارزیابی آسیب‌پذیری آبخوان: الف) فاصله از گسل، ب) کاربری زمین، پ) زمین‌شناسی، ت) میانگین کاهش، ث) شیب تغییرات کاهش سفره، ج) فاصله از رود، چ) میانگین سطح آب زیرزمینی، ح) تراکم چاه‌های بهره‌برداری در آبخوان.

Figure 4- Maps of effective parameters in aquifer vulnerability assessment: a) Distance from fault, b) Land use, c) Lithology, d) Average drop, e) Slope of table drop changes, f) Distance from river g) Average groundwater level, h) Density of production wells in the aquifer.

اصلاح‌شده در دو مرحله و پرسش‌نامه‌های مقایسه‌های زوجی استفاده شد. سپس، روایی پرسش‌نامه‌ها با استفاده از روایی محتوایی ($0/78 < CVR$) و پایایی قضاوت‌ها با استفاده از نرخ ناسازگاری ($0/1 > CR$) و ضریب کندال ($W = 0/82$) تأیید شد که نشان‌دهنده سازگاری درونی قضاوت‌ها و توافق زیاد خبرگان بود. نتایج نشان داد که با اهمیت‌ترین معیار در انتخاب مکان بهینه چاه‌های جدید، معیار تراکم چاه‌های بهره‌برداری با وزن $0/327$ ، بود. دیگر معیارها به ترتیب اهمیت عبارت بودند از: معیار کاهش سطح آب زیرزمینی ($0/245$)، کاربری زمین ($0/15$)، شیب کاهش سطح آب زیرزمینی ($0/104$)، سطح آب

نتایج ارزیابی اهمیت نسبی معیارها و نرخ ناسازگاری نتایج ارزیابی اهمیت نسبی معیارهای مکان‌یابی چاه‌های مشاهده‌ای با استفاده از روش تحلیل سلسله‌مراتبی (AHP) در شکل ۵ نشان‌داده شده است. بر پایه شکل ۵، معیارهای مکان‌یابی چاه‌های جدید با استفاده از نرم‌افزار Expert Choice و بر اساس مقایسه‌های زوجی ارزیابی شدند.

به‌منظور تعیین اهمیت نسبی معیارهای مکان‌یابی چاه‌های جدید، از دیدگاه‌های ۱۵ نفر از خبرگان آب‌زمین‌شناسی، منابع آب و مدیریت آب زیرزمینی (شامل اساتید دانشگاه، کارشناسان آب منطقه‌ای و متخصصان وزارت نیرو) با استفاده از روش دلفی

ترکیب شد و نقشه پایانی اولویت‌بندی مکان‌های مناسب برای حفر چاه مشاهده‌ای تهیه شد. در این نقشه مناطق از دیدگاه مناسب بودن برای حفر چاه‌های مشاهده‌ای در پنج طبقه از بسیار مناسب تا نامناسب طبقه‌بندی شدند.

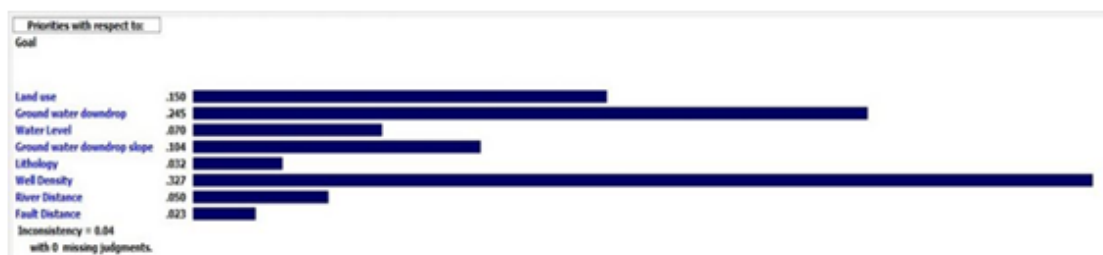
نتایج نشان داد بیشترین اولویت برای استقرار چاه مشاهده‌ای مربوط به مناطق جنوبی و جنوب‌شرقی و کمترین اولویت مربوط به مناطق شمالی منطقه مطالعه‌شده، بود. این الگوی مکانی عمدتاً به دلیل تمرکز فعالیت‌های کشاورزی، تراکم زیاد چاه‌های بهره‌برداری، کاهش شدید سطح آب زیرزمینی و نرخ زیاد کاهش آب در مناطق جنوبی بود.

زیرزمینی (۰/۰۷)، فاصله از رود (۰/۰۵)، سنگ‌شناسی (۰/۰۳۲) و فاصله از گسل (۰/۰۲۳).

نرخ ناسازگاری ۰/۰۴ به‌دست آمد که نشان‌دهنده سازگاری مطلوب قضاوت‌های خبرگان و دقت مناسب در مقایسه‌های زوجی بود.

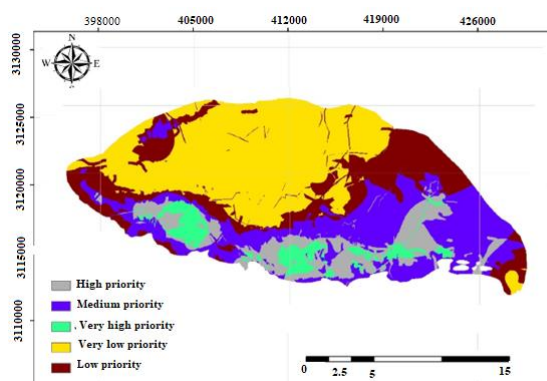
نتایج اولویت‌بندی مکان‌یابی چاه‌های مشاهده‌ای با روش AHP

نقشه پایانی اولویت‌بندی مکان‌های مناسب برای حفر چاه مشاهده‌ای که با استفاده از مدل AHP تهیه شد، در شکل ۶ نشان داده شده است. بر پایه شکل ۶، پس از محاسبه وزن معیارها و تهیه نقشه‌های رستری، ماتریس تصمیم‌گیری برای اجرای مدل AHP تشکیل شد. با استفاده از نرم‌افزار ArcGIS، وزن‌های معیارها



شکل ۵- وزن معیارهای انتخاب‌شده برای مکان‌یابی با استفاده از روش تحلیل سلسله‌مراتبی.

Figure 5- The weight of the selected criteria for locating using the hierarchical analysis method.



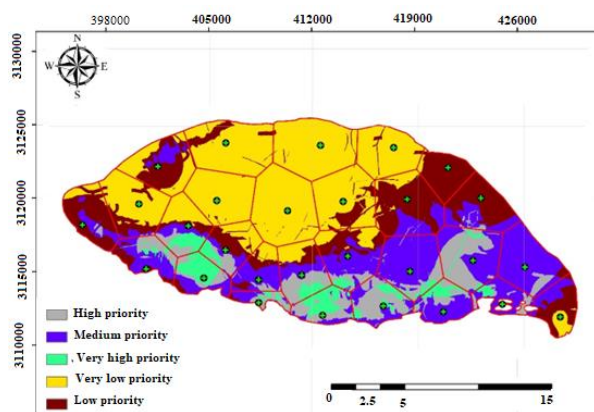
شکل ۶- اولویت‌بندی مکان‌یابی چاه‌های مشاهده‌ای با روش AHP در آبخوان شمیل-آشکارا.

Figure 6- Prioritizing the location of observation wells by AHP method in the Shamil-Ashkara Aquifer.

نتایج گام دوم: مقایسه شبکه پایش کنونی با نتایج مکان‌یابی (شبکه بهینه)

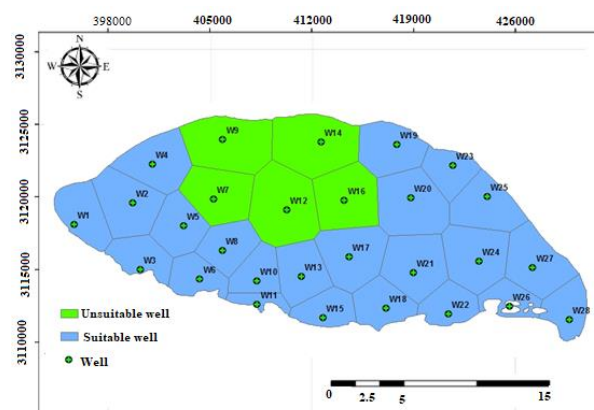
شبکه‌های تیسن برای ارزیابی شبکه پایش کنونی آبخوان شمیل-آشکارا در شکل ۷ نشان داده شده است. سپس، میانگین امتیاز مکان‌یابی برای هر چندضلعی تیسن محاسبه شد (جدول ۲). بر اساس نتایج جدول ۲ کمترین امتیاز مربوط به چاه‌های W12، W9، W7، W16 و W14 بود و از دیدگاه موقعیت مکانی مناسب ارزیابی نشدند. این چاه‌ها به دلیل فاصله زیاد از مناطق با تغییرات شدید سطح آب، پوشش ناکافی منطقه، یا دسترسی محدود به اطلاعات، نمایانگر مناسبی از

وضعیت آبخوان نیستند. نقشه شبکه‌های تیسن و چاه‌های نامناسب از دیدگاه مکان‌یابی در شکل ۸ نشان داده شده است. بر اساس این نتایج، چاه‌های نامناسب باید حذف شوند و در مکان‌های با امتیاز بیشتر، چاه‌های جدید حفر شود. این کار سبب بهبود پوشش شبکه پایش و افزایش دقت اطلاعات جمع‌آوری شده خواهد شد. همچنین، با توجه به اهمیت اقتصادی و عملیاتی، هزینه‌های حفر و نگهداری چاه‌ها نیز باید در تصمیم‌گیری پایانی در نظر گرفته شوند.



شکل ۷- شبکه‌بندی تیسن در آبخوان شمیل-آشکارا.

Figure 7- Thiessen network in Shamil-Ashkara Aquifer.



شکل ۸- چاه‌های مناسب و نامناسب از دیدگاه مکان‌یابی در آبخوان شمیل-آشکارا.

Figure 8-Suitable and unsuitable wells in terms of location in the Shamil-Ashkara Aquifer.

جدول ۲- میانگین امتیازات مکان‌یابی در شبکه‌های تیسن در آبخوان شمیل-آشکارا.

Table 2- Average location scores in Thyssen networks in Shamil-Ashkara Aquifer.

Observation well number	Average location score
W14	0.0972
W12	0.0996
W7	0.1001
W9	0.1075
W16	0.1126
W19	0.1159
W2	0.1240
W4	0.1425
W23	0.1478
W1	0.1591
W20	0.1600
W28	0.1600
W8	0.1744
W25	0.1754
W10	0.1806
W5	0.1814
W17	0.1817
W13	0.2037
W27	0.2100
W3	0.2161
W21	0.2178
W26	0.2244
W11	0.2309
W22	0.2316
W24	0.2359
W18	0.2397
W6	0.2501
W15	0.2593

نتایج آزمون‌های همگنی روی چاه‌های نامناسب

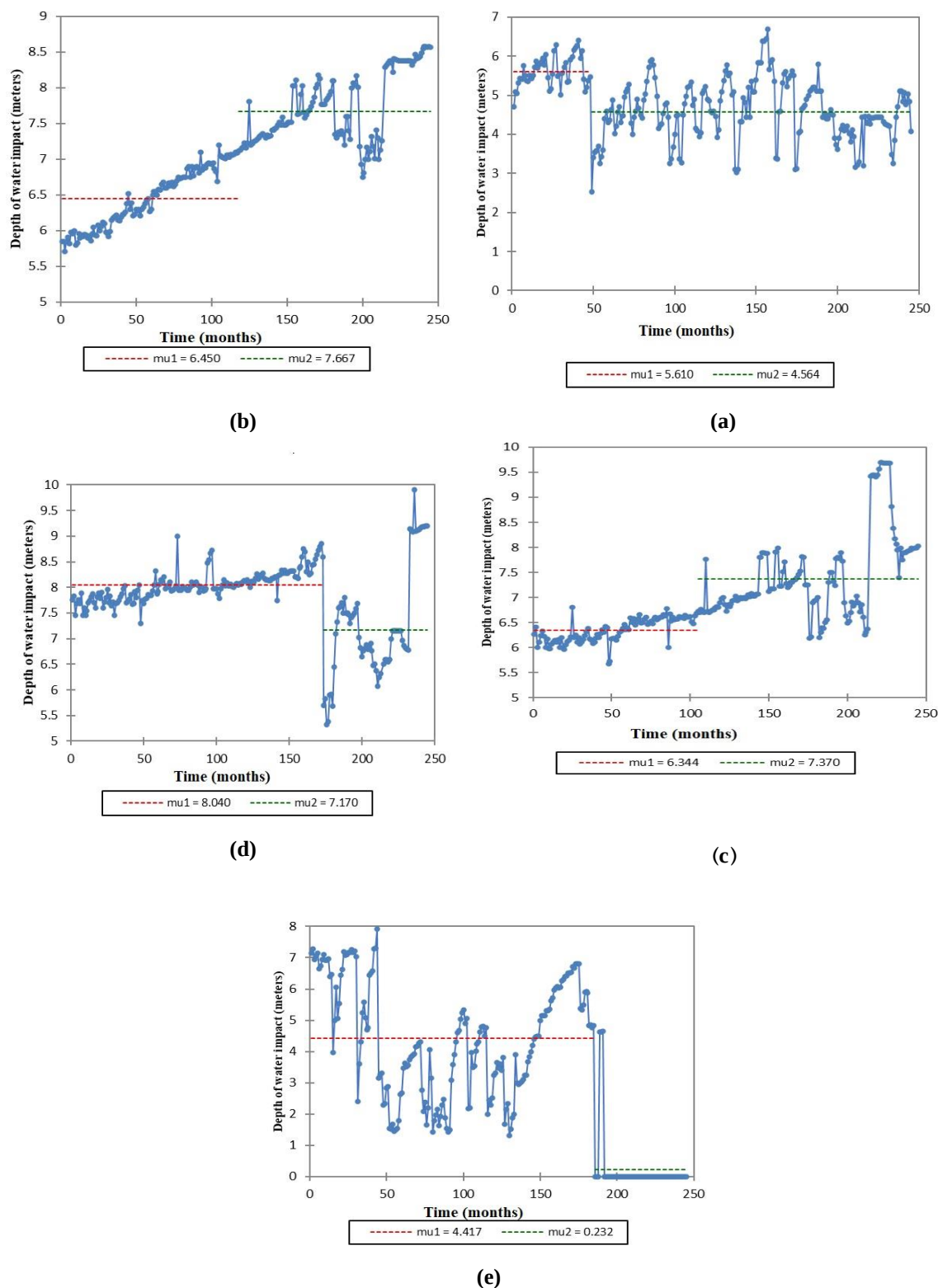
عامل‌های مختلفی از جمله برداشت بی‌رویه از منابع آب زیرزمینی، ناهمگنی سازندهای آبخوان و تغییرات اقلیمی بود. با توجه به شرایط آب‌زمین‌شناختی منطقه مطالعه‌شده، به نظر می‌رسد برداشت بی‌رویه آب زیرزمینی عامل اصلی همگن نبودن داده‌ها در چاه‌های نامبرده است.

نتایج آزمون همگنی، شامل اندازه‌های p-value کمتر از سطح اطمینان ۰/۰۵ در جدول ۳ و شکل ۹ ارائه شده است. بر این اساس چاه‌های W9، W7، W12، W14 و W16 به دلیل همگن نبودن داده‌های گروه زمانی سطح آب زیرزمینی (آب‌نگار) از تحلیل پایانی حذف شدند. همگن نبودن این چاه‌ها ناشی از

جدول ۳- نتایج آزمون همگنی با استفاده از روش Pettitt در چاه‌های کم اهمیت.

Table 3- Homogeneity test results using Pettitt method in minor wells

Well	K	T	t	p-value (Two-tailed)	Alpha
W7	117	734.00	48	< 0.0001	0.05
W12	104	7716.00	128	< 0.0001	0.05
W16	185	-	-	< 0.0001	0.05



شکل ۹- وضعیت همگنی داده‌ها در چاه‌های پژوهشی (a): چاه شماره W9، (b) چاه شماره W7، (c) چاه شماره W12، (d) چاه شماره W14، (e) چاه شماره W16.

Figure 9- Data homogeneity status in study wells: (a) Well No. W9, (b) Well No. W7, (c) Well No. W12, (d) Well No. W14, (e) Well No. W16.

قطعیت ناشی از حذف چاه های کم اهمیت با استفاده از میانگین ضریب تغییرات سطح آب زیرزمینی ارزیابی شد. نتایج ضریب های همبستگی و رتبه بندی چاه ها بر اساس اهمیت نسبی آنها در آبخوان شمیل-آشکارا به ترتیب در جدول ۳ و ۴ نشان داده شده است. اهمیت نسبی چاه ها و چندضلعی های تیسن مربوطه در شکل ۲۱ نشان داده شده است. نتایج نشان داد کمترین اهمیت نسبی چاه ها در آبخوان فتوئیه-تدروئیه مربوط به چاه شماره ۸، ۱۰، ۱۸، ۲۱ و ۲۸ بود و می توان آنها را به منظور صرفه جویی در منابع از شبکه پایش حذف کرد.

نتایج گام سوم: تعیین اهمیت چاه ها با تجزیه و تحلیل مؤلفه های اصلی در این پژوهش، داده های سطح آب ۲۸ چاه در ۲۸ دوره زمانی استفاده شد. برای تعیین اهمیت نسبی هر چاه، یک رویکرد حذف متوالی اجرا شد. در هر مرحله، یک چاه از مجموعه داده ها حذف و ضریب همبستگی میان چاه های باقی مانده و PC1 محاسبه شد. این فرآیند برای تمام ۲۸ چاه تکرار شد و در نتیجه، برای هر چاه، ۲۷ ضریب همبستگی به دست آمد. با استفاده از میانگین این ضریب ها، اهمیت نسبی هر چاه تعیین شد. این روش برای سه آبخوان جغین-توکهور، گهکم-سعادت آباد و فتوئیه، با تعداد چاه های متفاوت (به ترتیب ۳۱، ۳۰ و ۴۰) تکرار شد. همچنین، نبودن

جدول ۴ (بخش اول) - ضریب های همبستگی چاه ها در آبخوان شمیل-آشکارا.

Table 4 (Part 1) - Correlation Coefficients of Wells in the Shamil-Ashkara Aquif.

	W1	W2	W3	W4	W5	W6	W7	W8	W9	W10	W11
W1		0.92***	0.92***	0.92***	0.92***	0.91***	0.92***	0.92***	0.92***	0.92***	0.92***
W2	0.82***		0.80***	0.82***	0.81***	0.81***	0.83***	0.82***	0.82***	0.81***	0.80***
W3	0.90***	0.88***		0.90***	0.89***	0.90***	0.91***	0.90***	0.90***	0.90***	0.89***
W4	-	-0.97***	-		-	-	-	-	-	-	-
W5	0.97***	-0.44**	0.96***	-0.43**		0.96***	0.97***	0.96***	0.97***	0.96***	0.97***
W6	-0.44**	-0.41**	-0.41**	-0.43**	0.91***	-0.42**	-0.46**	-0.44**	-0.44**	-0.43**	-0.42**
W7	0.91***	0.91***	0.91***	0.92***	0.31*	0.29*	0.92***	0.92***	0.91***	0.92***	0.91***
W8	0.28*	0.32*	0.31*	0.28*	0.19ns	0.19ns	0.28*	0.28*	0.28*	0.29*	0.30*
W9	0.17ns	0.18ns	0.17ns	0.18ns	0.19ns	0.19ns	0.17ns	0.18ns	0.18ns	0.18ns	0.17ns
W10	0.19ns	0.19ns	0.20ns	0.21ns	0.20ns	0.18ns	0.20ns	0.20ns	0.20ns	0.20ns	0.18ns
W11	-0.16ns	-0.12ns	-0.12ns	-0.15ns	-0.12ns	-0.14ns	-0.17ns	-0.16ns	-0.15ns	-0.13ns	-0.13ns
W12	0.80***	0.79***	0.79***	0.81***	0.80***	0.79***	0.81***	0.80***	0.80***	0.80***	0.80***
W13	0.89***	0.90***	0.90***	0.90***	0.91***	0.90***	0.88***	0.89***	0.89***	0.90***	0.90***
W14	0.46**	0.47**	0.47**	0.47**	0.47**	0.47**	0.46**	0.46**	0.46**	0.47**	0.47**
W15	0.76***	0.75***	0.75***	0.77***	0.75***	0.75***	0.77***	0.77***	0.76***	0.76***	0.75***
W16	0.94***	0.94***	0.94***	0.94***	0.94***	0.94***	0.94***	0.94***	0.94***	0.94***	0.93***
W17	0.80***	0.82***	0.82***	0.80***	0.82***	0.82***	0.79***	0.80***	0.81***	0.81***	0.81***
W18	-0.32*	-0.29*	-0.30*	-0.31*	-0.29*	-0.31*	-0.33*	-0.32*	-0.31*	-0.31*	-0.32*
W19	-0.08ns	-0.08ns	-0.08ns	-0.06ns	-0.06ns	-0.08ns	-0.08ns	-0.08ns	-0.08ns	-0.07ns	-0.10ns
W20	0.93***	0.94***	0.94***	0.93***	0.94***	0.94***	0.93***	0.93***	0.93***	0.94***	0.94***
W21	0.93***	0.94***	0.93***	0.93***	0.94***	0.94***	0.92***	0.92***	0.93***	0.93***	0.93***
W22	0.15ns	0.18ns	0.18ns	0.15ns	0.18ns	0.17ns	0.13ns	0.14ns	0.15ns	0.16ns	0.17ns
	-	-0.96***	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	0.96***		0.96***	0.96***	0.96***	0.96***	0.96***	0.96***	0.96***	0.96***	0.96***

جدول ۴ (بخش دوم) - ضریب‌های همبستگی چاه‌ها در آبخوان شمیل-آشکارا.

Table 4 (Part 2)- Correlation Coefficients of Wells in the Shamil-Ashkara Aquifer.

	W12	W13	W14	W15	W16	W17	W18	W19	W20	W21	W22
W1	0.92***	0.92***	0.92***	0.92***	0.92***	0.92***	0.92***	0.92***	0.92***	0.92***	0.92***
W2	0.83***	0.82***	0.80***	0.81***	0.84***	0.81***	0.82***	0.83***	0.83***	0.82***	0.82***
W3	0.91***	0.90***	0.89***	0.90***	0.91***	0.90***	0.90***	0.91***	0.91***	0.91***	0.90***
W4	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
W5	0.97***	0.97***	0.97***	0.96***	0.96***	0.96***	0.96***	0.96***	0.96***	0.96***	0.96***
W6	-0.47**	-0.44**	-0.41**	-0.43**	-0.47**	-0.42**	-0.43**	-0.46**	-0.46**	-0.45**	-0.43**
W7	0.92***	0.92***	0.90***	0.92***	0.93***	0.92***	0.92***	0.93***	0.93***	0.92***	0.92***
W8	0.25*	0.28*	0.30*	0.29*	0.25*	0.30*	0.28*	0.26*	0.26*	0.27*	0.29*
W9	0.17ns	0.17ns	0.19ns	0.17ns	0.14ns	0.19ns	0.18ns	0.16ns	0.15ns	0.17ns	0.19ns
W10	0.19ns	0.19ns	0.17ns	0.20ns	0.21ns	0.20ns	0.20ns	0.21ns	0.21ns	0.20ns	0.21ns
W11	-0.18ns	-0.16ns	-0.12ns	-0.14ns	-0.19ns	-0.13ns	-0.15ns	-0.18ns	-0.18ns	-0.16ns	-0.14ns
W12	0.81***	0.81***	0.78***	0.80***	0.81***	0.80***	0.81***	0.81***	0.81***	0.81***	0.81***
W13	0.89***	0.90***	0.90***	0.90***	0.88***	0.90***	0.89***	0.88***	0.88***	0.89***	0.90***
W14	0.46**	0.47**	0.47**	0.46**	0.47**	0.47**	0.47**	0.46**	0.46**	0.46**	0.47**
W15	0.77***	0.77***	0.76***	0.79***	0.76***	0.77***	0.77***	0.79***	0.79***	0.77***	0.77***
W16	0.95***	0.94***	0.94***	0.94***	0.94***	0.94***	0.94***	0.94***	0.94***	0.94***	0.94***
W17	0.79***	0.80***	0.82***	0.81***	0.82***	0.81***	0.78***	0.78***	0.80***	0.81***	0.81***
W18	-0.33*	-0.32*	-0.30*	-0.32*	-0.35*	-0.31*	-0.34*	-0.34*	-0.34*	-0.32*	-0.30*
W19	-0.08ns	-0.08ns	-0.08ns	-0.08ns	-0.09ns	-0.06ns	-0.08ns	-0.09ns	-0.07ns	-0.06ns	-0.06ns
W20	0.92***	0.93***	0.94***	0.93***	0.91***	0.94***	0.93***	0.92***	0.92***	0.93***	0.93***
W21	0.12ns	0.14ns	0.17ns	0.16ns	0.11ns	0.16ns	0.15ns	0.12ns	0.13ns	0.15ns	0.15ns
W22	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	0.96***	0.96***	0.96***	0.96***	0.96***	0.96***	0.96***	0.96***	0.96***	0.96***	0.96***

ns: Not significant

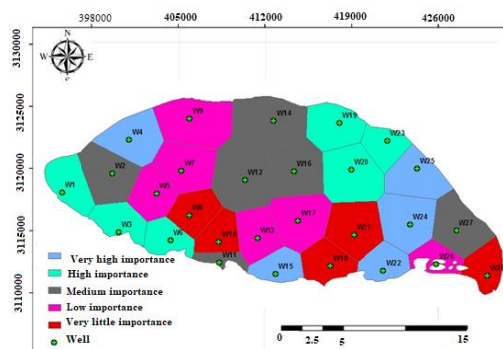
ns: معنی‌دار: غیر

: Significant at 95% confidence level ($p < 0.05$): معنی‌دار در سطح اطمینان ۹۵٪ ($p < 0.05$)**: Significant at 99% confidence level ($p < 0.01$)**: معنی‌دار در سطح اطمینان ۹۹٪ ($p < 0.01$)***: Significant at 90% confidence level ($p < 0.001$)***: معنی‌دار در سطح اطمینان ۹۰٪ ($p < 0.001$)

جدول ۵ - اهمیت نسبی چاه‌ها در آبخوان شمیل-آشکارا.

Table 5 - Relative importance of wells in Shamil-Ashkara Aquifer.

Relative importance	Observation well number	Relative importance	Observation well number
0.77	W16	0.93	W24
0.74	W14	0.92	W4
0.64	W27	0.92	W22
0.607	W26	0.90	W25
0.44	W13	0.90	W15
0.42	W5	0.90	W23
0.30	W17	0.89	W19
0.27	W7	0.89	W20
0.19	W9	0.88	W1
0.16	W8	0.88	W6
0.16	W28	0.87	W3
0.14	W10	0.86	W12
0.14	W21	0.79	W2
0.07	W18	0.77	W11



شکل ۱۰- اهمیت نسبی چاه‌ها در آبخوان شمیل-آشکارا.

Figure 10- Relative importance of wells in Shamil-Ashkara Aquifer.

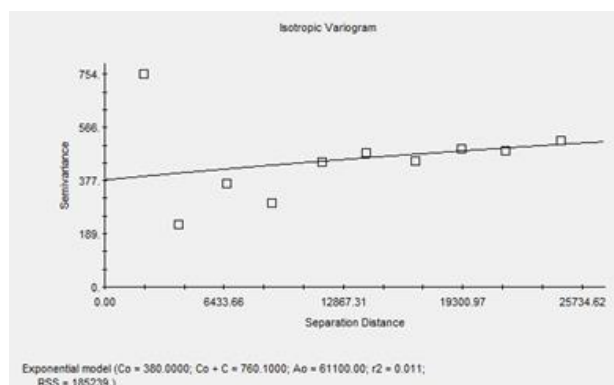
اطلاعات ارزشمندی درباره تغییرات محلی ارائه می‌دهند را نخست، وجود چاه‌های حذف شده به‌عنوان نقاط داده‌ای اضافی و دوم کاهش نبودن قطعیت و سوم بهبود دقت برآورد، دانست. همچنین، معیارهای انتخاب چاه در AHP و PCA لزوماً با معیارهای مؤثر بر دقت درون‌یابی زمین‌آماري یکسان نبودند، که ممکن است مؤید کاهش دقت درون‌یابی باشد. افزون براین، نتایج نشان داد که حذف چاه‌ها بر اساس AHP دقت را بهبود بخشید ولی بر اساس PCA خطا افزایش یافت. این موضوع به‌دلیل تفاوت ماهیت این دو روش بود. این یافته‌ها بیانگر آن بودند که در طراحی شبکه بهینه پایش آب زیرزمینی، باید به تأثیر حذف چاه‌ها بر دقت درون‌یابی توجه کرد و پیشنهاد می‌شود از یک رویکرد ترکیبی استفاده شود که هم شامل معیارهای کارشناسی و هم معیارهای زمین‌آماري باشد.

نتایج گام چهارم: بررسی اثر حذف چاه‌های کم‌اهمیت بر خطای درون‌یابی
نتایج برازش مدل واریوگرام برای درون‌یابی سطح آب زیرزمینی با استفاده از روش کریجینگ در شکل‌های ۱۱ و ۱۲ نشان داده شده است. نتایج نشان داد که حذف چاه‌های کم‌اهمیت بر اساس AHP منجر به کاهش خطای استاندارد درون‌یابی شد. همچنین، حذف چاه‌ها بر اساس PCA باعث افزایش این خطا شد. بیشترین خطاهای استاندارد در منطقه شرقی و کمترین آنها در مناطق شمالی و مرکزی، منطبق با مناطقی با کمترین تراکم چاه، مشاهده شد (شکل ۱۳). در هر دو روش AHP و PCA، حذف چاه‌های کم‌اهمیت منجر به افزایش ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) شد (جدول ۶). این نکته بیانگر آن بود که حذف چاه‌های نامبرده سبب بهبود دقت درون‌یابی نشد. می‌توان دلایل مهم افزایش RMSE به‌ویژه در آبخوان‌های ناهمگن که حتی چاه‌های کم‌اهمیت

Model	Nugget Co	Sill Co + C	Range Parameter Ao	Effective Range	Proportion C/(Co+C)	r2	RSS
☐ Spherical	344.00000	688.10000	61100.0000	61100.0000	0.500	0.015	196923.
☐ Exponential	380.00000	760.10000	61100.0000	83300.0000	0.500	0.011	185239.
☐ Linear	418.90409	478.07226	24567.4285	24567.4285	0.124	0.017	190739.
☐ Linear to sill	371.00000	742.10000	61100.0000	61100.0000	0.500	0.017	186509.
☒ Gaussian	416.00000	867.10000	52440.0000	90828.7443	0.520	0.046	174161.

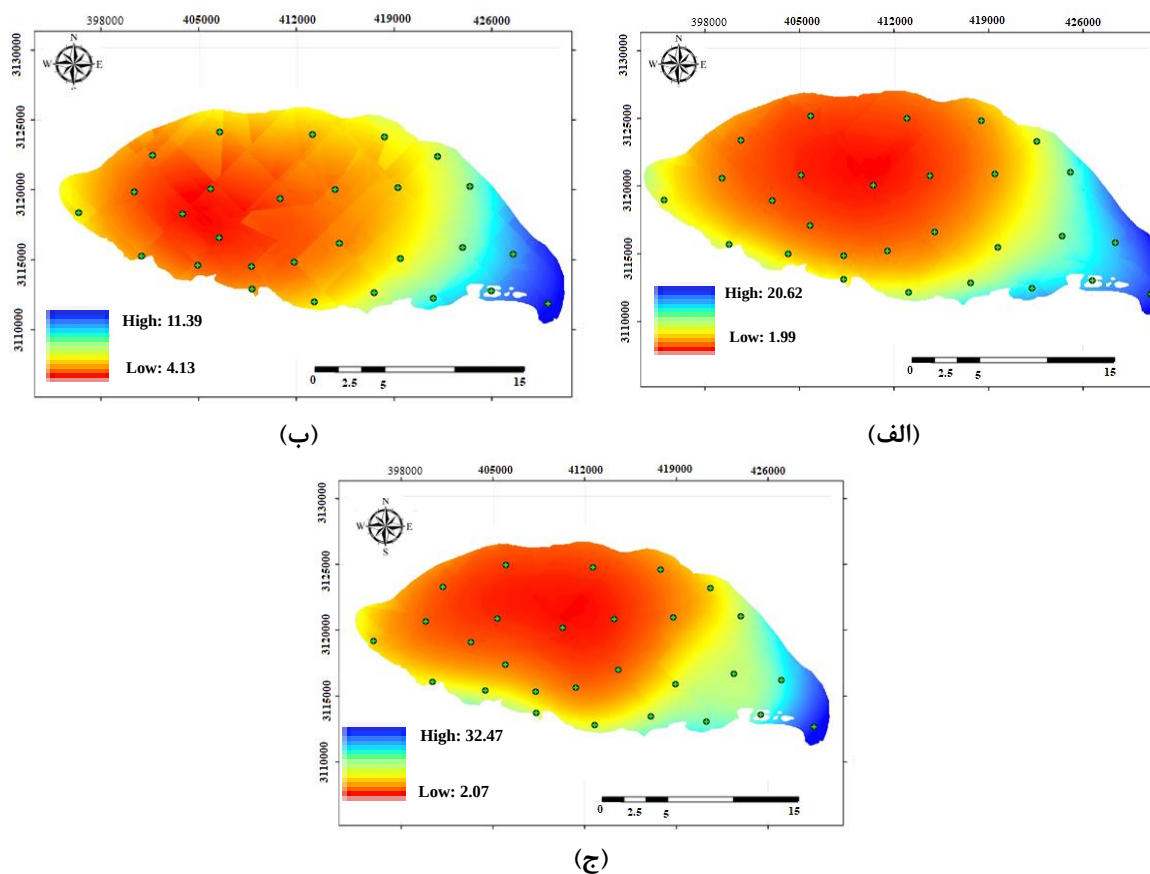
شکل ۱۱- واریوگرام‌های برازش داده شده در آبخوان شمیل-آشکارا.

Figure 11- Fitted variograms in Shamil-Ashkara Aquifer.



شکل ۱۲- بهترین واریوگرام (مدل گوسین) در آبخوان شمیل-آشکارا

Figure 12- The best variogram (Gaussian model) in Shamil-Ashkara Aquifer.



شکل ۱۳- خطای استاندارد در آبخوان شمیل-آشکارا: (الف) قبل از حذف چاه‌های کم‌اهمیت، (ب) پس از حذف چاه‌های کم‌اهمیت، (ج) پس از حذف چاه‌های کم‌اهمیت تعیین‌شده با روش AHP، و (د) پس از حذف چاه‌های کم‌اهمیت تعیین‌شده با روش PCA.

Figure 13-Standard error in the Shamil-Ashkara Aquifer: (a) before removing less important wells, (b) after removing less important wells determined by AHP method, and (c) after removing less important wells determined by PCA method.

جدول ۶- اندازه تغییر RMSE با حذف چاه‌های کم‌اهمیت در آبخوان شمیل آشکارا.

Table 6. RMSE Variation with the Exclusion of Low-Importance Wells in the Shamil-Ashkara Aquifer

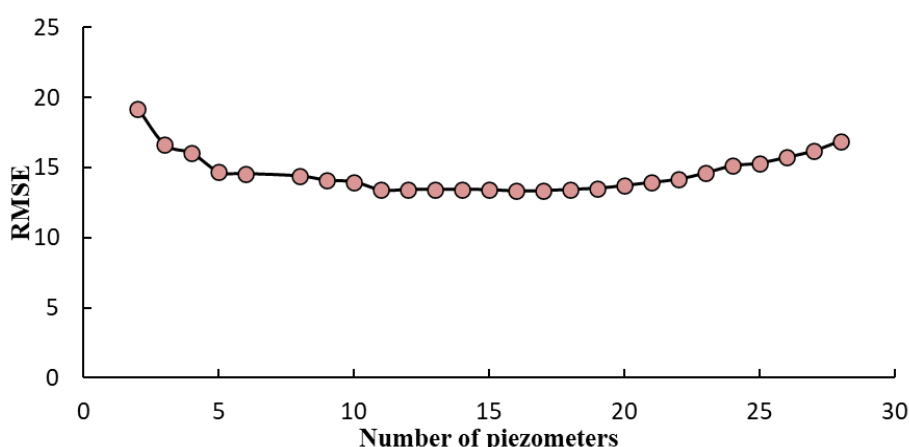
RMSE	
14.22	Before removing minor wells
14.41	After removing the less important wells by PCA method
17.08	After removing the less important wells with AHP method

نتایج گام پنجم: تعیین چاه‌های مهم و انتخاب آنها با

استفاده از روش فراکاوشی NSGAII

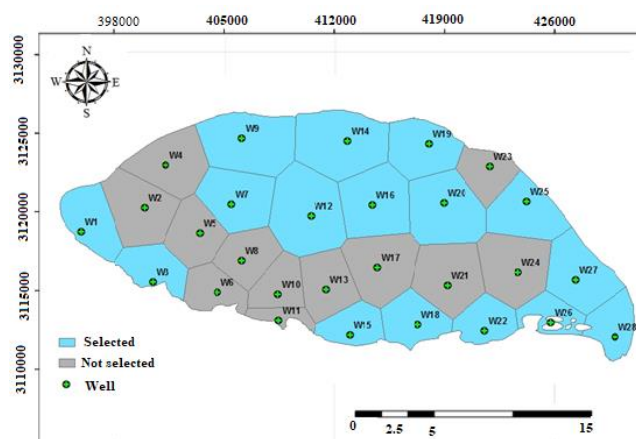
II یک جبهه‌ی پارتو ایجاد کرد که نشان‌دهنده‌ی بده‌بستان میان دو تابع هدف بود (شکل ۱۴). بخش ابتدایی جبهه‌ی پارتو که متناظر با تعداد کمتر چاه مشاهده‌ای بود، به‌وسیله‌ی NSGA-II تولید شد. بخش باقیمانده‌ی جبهه که تعداد بیشتری چاه مشاهده‌ای را در بر می‌گرفت، با محاسبه‌ی جداگانه‌ی RMSE برای تعداد مشخصی از چاه‌های مشاهده‌ای با استفاده از الگوریتم ژنتیک به‌دست آمد. جبهه‌ی پارتو نشان داد که با افزایش تعداد چاه‌های مشاهده‌ای تا ۱۶ عدد، RMSE کاهش یافت و پس از آن به‌تدریج افزایش یافت. از این‌رو، پیکربندی بهینه شبکه با ۱۶ چاه مشاهده‌ای انتخاب شد (جدول ۶ و شکل ۱۵).

به‌منظور بهینه‌سازی شبکه‌ی چاه‌های مشاهده‌ای، از الگوریتم فراکاوشی NSGA-II (الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب نوع دوم) استفاده شد. مشابه پژوهش پیشین در زمینه‌ی پایش کیفیت و سطح آب زیرزمینی، این الگوریتم با نمایش کروموزومی دودویی پیاده‌سازی شد. در این نمایش، هر ژن متناظر با یک مکان بالقوه برای نصب چاه مشاهده‌ای است (۱): وجود چاه مشاهده‌ای، ۰: نبودن چاه مشاهده‌ای). دو تابع هدف، شامل تعداد چاه‌های مشاهده‌ای (به‌دلیل هزینه‌های نصب و نگهداری) و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) میان سطح آب زیرزمینی مشاهده‌شده و برآوردشده، به‌طور هم‌زمان کمینه شدند. برای برآورد سطح آب زیرزمینی برای هر کروموزوم، از روش عکس فاصله (IDW) استفاده شد. الگوریتم NSGA-



شکل ۱۴- جبهه پارتو خروجی الگوریتم NSGAII برای تعداد چاه‌های مشاهده‌ای گوناگون.

Figure 14- Output Pareto front of NSGAII algorithm for different number of piezometers.



شکل ۱۵- چاه های مشاهده ای انتخاب شده با استفاده از روش NSGAII
Figure 15- Selected observation wells using the NSGAII method.

نتیجه گیری و پیشنهادها

از AHP در شناسایی چاه های کم اهمیت نشان داد. این اختلاف ناشی از تفاوت های ذاتی در روش ها و داده های ورودی استفاده شده در هر روش بود. PCA صرفاً بر داده های سطح آب زیرزمینی تمرکز می کند، اما، AHP معیارهای پرشماری را ادغام می کند و ارزیابی جامع تری ارائه می دهد. در نتیجه، نتایج دقیق تری، به ویژه در مناطقی با داده های کم، ارائه می دهد که با یافته های آزادی و همکاران (۲۰۲۰) و ران و همکاران (۲۰۱۵) هم راستا است. نتایج این پژوهش نشان داد که روش های مختلف بهینه سازی، به دلیل تفاوت در الگوریتم ها و سنجه های ورودی، می توانند به نتایج متفاوتی منجر شوند. توانایی AHP در ترکیب دامنه گسترده تری از عامل های مرتبط، رویکرد مناسب تری برای بهینه سازی شبکه های پایش در شرایط پیچیده آب زمین شناختی است.

نتایج تحلیل کریجینگ بیانگر رابطه پیچیده ای میان تعداد چاه های پایش و دقت درون یابی بود. حذف چاه های کم اهمیت بر اساس AHP منجر به کاهش خطای استاندارد درون یابی شد که نشان دهنده کاهش نبودن قطعیت محلی است. از سوی دیگر، این کاهش با افزایش جزئی در ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) همراه بود. این موضوع بیانگر از دست رفتن احتمالی دقت کلی در ثبت تغییرات مکانی سطح آب

این پژوهش با هدف بهینه سازی شبکه پایش آب های زیرزمینی در دشت شمیل - آشکارا، استان هرمزگان، ایران با استفاده از رویکرد ترکیبی فرآیند تحلیل سلسله مراتبی (AHP)، تحلیل مؤلفه های اصلی (PCA)، کریجینگ و الگوریتم ژنتیک مرتب سازی نامغلوب نوع دوم (NSGA-II) انجام شد. نتایج تحلیل AHP نشان داد که بیشترین اولویت برای پایش، مناطق جنوبی و جنوب شرقی دشت است. زیرا، در این مناطق فعالیت های کشاورزی فشرده، چاه های استخراج تراکم زیاد و سطح آب زیرزمینی کاهش قابل توجه داشته است. این یافته با نتایج پژوهش های مشابه جنت رستمی و صلاحی (۲۰۲۰)؛ کماسی و گودرزی (۲۰۲۱) در دشت های مختلف ایران هم راستا است. یک اصل کلی در این پژوهش ها تأکید شده است و آن پایش متمرکز مناطقی که تنش بیشتری بر منابع آب زیرزمینی دارند، است. اما، میرزائی ندوشن و همکاران (۲۰۱۹) در دشت اشتهارد، عمدتاً بر کاهش سطح آب زیرزمینی به عنوان معیار اصلی برای طراحی شبکه تأکید دارند. این پژوهش عامل های مؤثر دیگری، از جمله کاربری زمین و تراکم چاه ها را نیز در نظر گرفته و رویکرد جامع تری برای شناسایی مکان های بهینه پایش ارائه داده است. استفاده از PCA اختلافاتی را میان نتایج آن و نتایج به دست آمده

آبخوان؛ پنجم، خطاهای سنجهای به دلیل نبودن قطعیت در سنجهای ورودی مدل‌ها؛ و خطاهای محاسباتی ناشی از تقریب‌های عددی در الگوریتم‌ها. برای بهبود پژوهش‌های آینده، پیشنهاد می‌شود تأثیر تغییرات اقلیمی بر عملکرد بلندمدت شبکه پایش بهینه‌سازی‌شده، بررسی شود. از سوی دیگر، پیشنهاد می‌شود با توسعه یک رویکرد بهینه‌سازی دوبعدی هم جنبه مکانی و هم جنبه زمانی (فرکانس نمونه‌برداری) در نظر گرفته شود، تا سبب طراحی شبکه‌های پایش کارآمدتر شود. همچنین توصیه می‌شود که در پژوهش‌های آینده، به ادغام پایش کمی و کیفی آب زیرزمینی در یک چارچوب یکپارچه بهینه‌سازی، بررسی تأثیر فناوری‌های نوین (مانند حسگرهای از راه دور و سامانه‌های حسگر هوشمند)، و توسعه ساختار پشتیبان تصمیم‌گیری برای مدیریت انطباقی شبکه پایش، توجه بیشتری شود.

سیاس‌گذاری

این مقاله برگرفته از طرح پژوهشی با عنوان ارزیابی، طراحی و بهینه‌سازی شبکه پایش آب زیرزمینی بر اساس هوش مصنوعی (دشت شمیل و آشکارا) بود که شرکت سهامی آب منطقه‌ای هرمزگان کارفرمای اجرای آن بود. از این رو، نویسندگان این مقاله از شرکت نامبرده به‌خاطر حمایت‌های مادی در اجرای این طرح، قدردانی می‌کنند.

تضاد منافع نویسندگان

نویسندگان این مقاله اعلام می‌دارند که هیچ‌گونه تضاد منافی در راستای نگارش و انتشار مطالب و نتایج این پژوهش ندارند.

دسترسی به داده‌ها

داده‌ها و نتایج استفاده‌شده در این پژوهش، با مکاتبه با نویسنده مسئول در اختیار مخاطب قرار خواهد گرفت.

زیرزمینی است. به‌طور مشابه، حذف چاه‌ها بر اساس PCA هم خطای استاندارد و هم RMSE را افزایش داد. این یافته بر اهمیت ارزیابی دقیق بده‌بستان میان کاهش هزینه و دقت داده‌ها هنگام بهینه‌سازی شبکه‌های پایش، به‌ویژه در شرایطی که حفظ نمایش الگوهای مکانی بسیار مهم است، تأکید دارد. این نتایج با یافته‌های اسکونیول و همکاران (۲۰۱۵) و مک‌کینی و لوکس (۱۹۹۲) مبنی بر اثرات متفاوت حذف چاه بر دقت مدل، هم‌راستا است. با بهره‌گیری از الگوریتم NSGA-II و با در نظر گرفتن تعداد چاه‌های مشاهده‌ای و RMSE به‌عنوان توابع هدف، پیکربندی شبکه‌ای متشکل از ۱۶ چاه را به‌عنوان راه‌حل بهینه شناسایی شد. این شبکه کاهش‌یافته به‌گونه‌ای طراحی شد که با کاهش هزینه‌های پایش، همچنان در نمایش نوسانات سطح آب زیرزمینی دقت آن قابل قبول بود. نتایج این پژوهش مبنی بر اثربخشی الگوریتم NSGA-II در حل مسائل مربوط به بهینه‌سازی چندهدفه در مدیریت آب‌های زیرزمینی با نتایج پژوهش‌های جنت‌رستمی و صلاحی (۲۰۲۰)؛ کماسی و گودرزی (۱۴۰۰) هماهنگی دارد. بر اساس نتایج این پژوهش می‌توان نتیجه گرفت رویکرد ترکیبی استفاده از AHP برای اولویت‌بندی اولیه چاه‌ها و سپس بهینه‌سازی پایانی با NSGA-II، روش کارآمدی برای طراحی شبکه بهینه پایش آب زیرزمینی است. این رویکرد ترکیبی هم از قضاوت کارشناسی در قالب AHP بهره می‌برد و هم از قدرت بهینه‌سازی چندهدفه NSGA-II استفاده می‌کند که نتیجه آن ارائه شبکه‌ای با کمترین تعداد چاه و بیشترین دقت ممکن است.

منابع خطای پرشماری در این پژوهش شناسایی شدند که بر دقت و قابلیت اطمینان نتایج تأثیرگذار بودند. این خطاها را می‌توان به پنج دسته کلی تقسیم کرد. نخست خطاهای اندازه‌گیری ناشی از مشکلات واسنجی؛ دوم، خطای انسانی و تغییر روش‌ها؛ سوم، خطاهای درونی ناشی به دلیل محدودیت‌های روش کریجینگ و انتخاب مدل واریوگرام؛ چهارم، خطاهای مفهومی ناشی از ساده‌سازی‌های مدل‌سازی ساختار

مشارکت نویسندگان

نویسنده اول: تحلیل داده‌ها، نگارش، نظارت، نرم‌افزار،
پژوهش
نویسنده دوم: نرم‌افزار، پژوهش، تحلیل داده‌ها، نگارش

نویسنده سوم: انجام پژوهش نظارت

نویسنده چهارم: انجام پژوهش

نویسنده پنجم: انجام پژوهش

فهرست منابع

- Al Saati MN. 1980. Contribution to the study of the transitional current for short times (Doctoral dissertation, Toulouse), France.
- Albert T, Foster S, Kemper K, Garduno H, Nanni M. 2004. Groundwater monitoring requirements for managing aquifer response and quality threats. In W.W.W-G. Yeh, N.E. Kaden, & A.I. El-Fadel (Eds.), Bringing Groundwater Quality Research to the Watershed Scale. IAHS Press. pp. 3-10.
- Alfonso L, Lobbrecht A, Price R. 2010. Information theory-based approach for location of monitoring water level gauges in polders. Water Resources Research. 46(3): W03528. <https://doi.org/10.1029/2009WR008251>.
- Amiri V. 2021. Optimization of groundwater quality monitoring network using geostatistical method. Journal of Arid Biome: 10(2): 37-52.
- Banadkook FB, Ehteram M, Ahmed AN, Teo F Y, Fai CM, Afan HA, Sapitang M, El-Shafie A. 2020. Enhancement of groundwater-level prediction using an integrated machine learning model optimized by whale algorithm. Natural Resources Research. 29: 3233-3252.
- Bilal M, Oyedele LO, Akinade OO, Ajayi SO, Alaka HA, Owolabi HA. 2018. Artificial neural network approach for predicting water quality index: a case study in Malaysia. Journal of Cleaner Production. 189: 376-386.
- Canton H. 2021. Food and agriculture organization of the United Nations—FAO. In The Europa directory of international organizations 2021. Routledge. pp. 297-305.
- Castro LM, Gironás J, Fernández B. 2019. Spatial estimation of daily precipitation in regions with complex relief and scarce data using terrain orientation. Journal of Hydrology. 576: 788-806.
- Chen, YC, Wei C, Yeh HC. 2017. Rainfall network design using entropy and kriging approach. Journal of Hydrology. 549: 350-364.
- Chen Z, Liu Z, Yin L, Zheng W. 2022. Statistical analysis of regional air temperature characteristics before and after dam construction. Urban Climate. 41: 101085. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.uclim.2022.101085>
- Chowdhury A, Jha MK, Chowdary VM. 2010. Delineation of groundwater recharge zones and identification of artificial recharge sites in West Medinipur district, West Bengal, using RS, GIS and MCDM techniques. Environmental Earth Sciences. 59(6): 1209-1222.
- Cressie NAC. 1993. Statistics for Spatial Data. New York, NY: John Wiley & Sons.
- Dokou Z, Pinder GF. 2009. Optimal search strategy for the definition of a DNAPL source. Journal of Hydrology. 376(3-4): 542-556.
- Ebrahimi, H, Rajaei T. 2017. Simulation of groundwater level variations using wavelet combined with neural network, linear regression and support vector machine. Global and Planetary Change. 148: 181-191.
- El Bilali A, Taleb A, Brouziyne Y. 2021. Groundwater quality forecasting using machine learning algorithms for irrigation purposes. Agricultural Water Management. 245: 106625.
- Esquivel JM, Morales GP, Esteller MV. 2015. Groundwater monitoring network design using GIS and multicriteria analysis. Water Resources Management. 29: 3175-3194.
- FAO. 2021. Aquastat database. Aquastat. website. <https://www.fao.org/aquastat/statistics/query/index.html>. Accessed February 2021
- Farzin S, Ifaei P, Farzin N, Hassanzadeh Y, Aalami MT. 2018. An investigation on changes and prediction of Urmia Lake water surface evaporation by chaos theory. International Journal of Environmental Science and Technology. 15(6): 1169-1184.
- Forman EH, Gass SI. 2001. The analytic hierarchy process—an exposition. Operations Research. 49(4): 469-486.
- Gautam K, Sharma P, Dwivedi S, Singh A, Gaur VK, Varjani S, Srivastava JK, Pandey A, Chang JS, Ngo HH. 2023. A review on control and abatement of soil pollution by heavy metals: Emphasis on artificial intelligence in recovery of contaminated soil. Environmental Research. 225: 115592.
- Ghahroudi Tali M, Derafshi K. 2015. The study of chaos in the flood risk pattern of Tehran. Journal of Spatial Analysis Environmental Hazards. 2(2): 1-16.

- Ghorbani MA, Deo RC, Karimi V, Yaseen Z. M, Terzi O. 2018. Implementation of a hybrid MLP-FFA model for water level prediction of Lake Egirdir, Turkey. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*. 32: 1683-1697.
- Gong W, Yang D, Gupta HV, Nearing G. 2016. Estimating information entropy for hydrological data: One-dimensional case. *Water Resources Research*. 52(7): 5418-5432.
- Heath RC. 1976. Design of Ground-Water Level Observation-Well Programs. *Ground Water*. 14: 71-77.
- Huang S, Lyu Y, Sha H, Xiu L. 2021. Seismic performance assessment of unsaturated soil slope in different groundwater levels. *Landslides*. 18(8): 2813-2833.
- Hudak PF. 2006. Heuristic for constructing minimum-well groundwater monitoring configurations at waste storage facilities. *Journal of Environmental Science and Health, Part A*. 41(2): 185-193.
- Hussain I, Pilz J, Spoeck G. 2021. Entropy-based sampling design for spatial data. *Environmental Monitoring and Assessment*. 193(1): 1-17.
- Isaaks EH, Srivastava RM. 1989. *An Introduction to Applied Geostatistics*. Oxford University Press.
- Ishizaka A, Labib A. 2011. Review of the main developments in the analytic hierarchy process. *Expert Systems with Applications*. 38(11): 14336-14345.
- Jee DH, Kang KJ. 2000. A method for optimal material selection aided with decision making theory. *Materials and Design*. 21(3):199-206.
- [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0261-3069\(99\)00066-7](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0261-3069(99)00066-7)
- Jha MK, Chowdhury A, Chowdary, VM, Peiffer S. 2016. Groundwater management and development by integrated remote sensing and geographic information systems: Prospects and constraints. *Water Resources Management*, 21(2): 427-467.
- Jolliffe IT. 2002. *Principal Component Analysis*. Springer Series in Statistics, 2nd ed. Springer, New York.
- Karakaya N, Evrendilek F, Gungor K, Onal D. 2020. Predicting water quality parameters using artificial neural networks: A case study for Egirdir Lake, Turkey. *Journal of Environmental Science and Health, Part A*. 55(4): 374-384.
- Karmakar S, Gupta K, Gupta A. 2018. Groundwater quality monitoring network design using GIS-based multi-criteria analysis: A case study. *Environmental Earth Sciences*. 77(19): 1-18.
- Keum J, Coulibaly P. 2017. Sensitivity of entropy method to time series length in hydrometric network design. *Journal of Hydrologic Engineering*. 22(9): 04017028.
- Komasi M, Goudarzi H. 2021. Multi-objective optimization of groundwater monitoring network using a probability Pareto genetic algorithm and entropy method (Case study: Silakhor plain). *Journal of Hydroinformatics*, 23(1): 136-150.
- Kontos YN, Kassandros T, Perifanos K, Karampasis M, Katsifarakis KL, Karatzas K. 2022. Machine learning for groundwater pollution source identification and monitoring network optimization. *Neural Computing and Applications*. 34(22): 19515-19545.
- Kumar H, Syed TH, Amelung F, Agrawal R, Venkatesh A. 2022. Space-time evolution of land subsidence in the National Capital Region of India using ALOS-1 and Sentinel-1 SAR data: Evidence for groundwater overexploitation. *Journal of Hydrology*. 605: 127329.
- Kumar T, Gautam AK, Kumar T. 2020. Appraising the accuracy of GIS-based Multi-criteria decision making technique for delineation of Groundwater potential zones. *Water Resources Management*. 34(1): 169-191.
- Lee C, Paik K, Yoo DG, Kim JH. 2012. Efficient method for optimal placing of water quality monitoring stations for an ungauged basin. *Journal of Environmental Management*. 101: 42-49.
- Li J, Lu C, Hu J, Chen Y, Ma J, Chen J, Shu L. 2025. Determining the Groundwater Level in Hilly and Plain Areas From Multisource Observation Data Combined With a Machine Learning Approach. *Hydrological Processes*. 39(2): e70088.
- Liu S, Liu Y, Wang C, Dang X. 2022. The distribution characteristics and human health risks of high-fluorine groundwater in coastal plain: A case study in Southern Laizhou Bay, China. *Frontiers in Environmental Science*. 10: 901637.
- Machiwal D, Jha MK, Mal BC. 2011. Assessment of groundwater potential in a semi-arid region of India using remote sensing, GIS and MCDM techniques. *Water Resources Management*. 25(5): 1359-1386.
- Machiwal D, Rangi N, Sharma A. 2015. Integrated knowledge and data-driven approaches for groundwater potential zoning using GIS and multi-criteria decision making techniques on hard-rock terrain of Ahar catchment, Rajasthan, India. *Environmental Earth Sciences*. 73(4): 1871-1888.

- Malczewski J. 2006. GIS-based multicriteria decision analysis: A survey of the literature. *International Journal of Geographical Information Science*. 20(7): 703-726.
- Malik A, Kumar A, Gaffar A. 2019. Designing a network of groundwater quality monitoring stations using GIS and entropy. *Environmental Processes*. 6(1): 163-184.
- McKinney DC, Loucks DP. 1992. Network design for predicting groundwater contamination. *Water Resources Research*. 28(1): 133-147.
- Mirzaei-Nodoushan F, Bozorg Haddad O, Khayat Kholghi M. 2019. Optimization and development of groundwater-level monitoring network in Eshtehard plain. *Watershed Engineering and Management*. 11(1): 273-282.
- Mirzaie-Nodoushan F, Bozorg-Haddad O, Loáiciga HA. 2017. Optimal design of groundwater-level monitoring networks. *Journal of Hydroinformatics*. 19(6): 920-929.
- Mishra AK, Coulibaly P. 2009. Developments in hydrometric network design: A review. *Reviews of Geophysics*. 47(2): RG2001.
- Mu E, Pereyra-Rojas M. 2017. Understanding the Analytic Hierarchy Process. In *Practical Decision Making: An Introduction to the Analytic Hierarchy Process (AHP)*. Springer, Cham. pp. 13-22.
- Noorbeh P, Roozbahani A, Kardan Moghaddam H. 2020. Annual and monthly dam inflow prediction using Bayesian networks. *Water Resources Management*. 34: 2933-2951.
- Nourani V, Baghanam AH, Adamowski J, Kisi O. 2014. Applications of hybrid wavelet-artificial intelligence models in hydrology: A review. *Journal of Hydrology*. 514: 358-377.
- Ouyang Y, Nkedi-Kizza P, Wu QT, Shinde D, Huang CH. 2010. Assessment of seasonal variations in surface water quality. *Water Research*. 40(20): 3800-3810.
- Park SY, Choi JH, Wang S, Park SS. 2014. Design of a water quality monitoring network in a large river system using the genetic algorithm. *Ecological Modelling*. 199(3): 289-297.
- Peters HJ. 1972. Criteria for groundwater level data networks for hydrologic and modeling purposes. *Water Resources Research*. 8(1): 194-200. <https://doi.org/https://doi.org/10.1029/WR008i001p00194>
- Rahnama MR. 2021. Forecasting land-use changes in Mashhad Metropolitan area using Cellular Automata and Markov chain model for 2016-2030. *Sustainable Cities and Society*. 64: 102548.
- Ran Y, Li X, Ge Y, Lu X, Lian Y. 2015. Optimal selection of groundwater-level monitoring sites in the Zhangye Basin, Northwest China. *Journal of Hydrology*. 525: 209-215. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.03.059>
- Saaty TL, Vargas LG. 2012. *Models, Methods, Concepts and Applications of the Analytic Hierarchy Process (International Series in Operations Research and Management Science, Vol. 175)*. Springer.
- Sama A, Hamid A, Parviz A, Sirus J. 2020. Optimal design of groundwater monitoring networks using gamma test theory. *Hydrogeology Journal*. 28(4): 1389-1402.
- Sánchez-Martos F, Jimenez-Espinosa R, Pulido-Bosch A. 2001. Mapping groundwater quality variables using PCA and geostatistics: A case study of Bajo Andarax, southeastern Spain. *Hydrological Sciences Journal*. 46(2): 227-242.
- Sattari MT, Mirabbasi R, Sushab RS, Abraham J. 2018. Prediction of groundwater level in Ardebil plain using support vector regression and M5 tree model. *Groundwater*. 56(4): 636-646.
- Shelar A, Singh AV, Dietrich P, Maharjan RS, Thissen A, Didwal PN, Shinde M, Laux P, Luch A, Mathe V. 2022. Emerging cold plasma treatment and machine learning prospects for seed priming: a step towards sustainable food production. *RSC advances*. 12(17): 10467-10488.
- Singh CK, Katpatal YB. 2020. A Review of the historical background, needs, design approaches and future challenges in groundwater level monitoring networks. *Journal of Engineering Science and Technology Review*. 13(2): 191-201. <https://doi.org/10.25103/jestr.132.22>
- Singh KP, Malik A, Sinha S. 2013. Water quality assessment and apportionment of pollution sources of Gomti river (India) using multivariate statistical techniques (Case study). *Analytica Chimica Acta*. 538(1-2): 355-374.
- Singh LK, Jha MK, Chowdary VM. 2019. Assessing the accuracy of GIS-based Multi-Criteria Decision Analysis approaches for mapping groundwater potential. *Ecological Indicators*. 103: 194-209.
- Singha K, Navarre-Sitchler A. 2022. The importance of groundwater in critical zone science. *Groundwater*. 60(1): 27-34.
- Strobl RO, Robillard PD, Shannon RD, Day RL, McDonnell AJ. 2016. A water quality monitoring network design methodology for the selection of critical sampling points: Part I.

Environmental Monitoring and Assessment. 112(1): 137-158.

Tara F, Bazrafshan O. 2023. Spatial and temporal analysis of groundwater quality of Shamil-Ashkara aquifer. Journal of Rainwater Catchment Systems. 11 (3) : 59-72. (In Persian). <https://doi.org/10.22092/jrwcs.2023.363999.1235>

Wang S, Zhang K, Chao L, Li D, Tian X, Bao H, Chen G, Xia Y. 2021. Exploring the utility of radar and satellite-sensed precipitation and their dynamic bias correction for integrated prediction of flood and landslide hazards. Journal of Hydrology. 603: 126964.

Wang WC, Chau KW, Xu DM, Chen XY. 2015. Improving forecasting accuracy of annual runoff time series using ARIMA based on EEMD decomposition. Water Resources Management. 29(8): 2655-2675.

Yang FG, Cao SY, Liu, Xn, Yang KJ. 2008. Design of groundwater level monitoring network with ordinary kriging. Journal of Hydrodynamics. 20(3): 339-346.

Yang YS, Kalin RM, Zhang Y, Lin X, Zou, L. 2018. Multi-objective optimization for sustainable groundwater resource management in a semiarid catchment. Hydrological Sciences Journal. 46(1): 55-72.

Yangxiao Z, Te Stroet CBM, Van Geer FC. 1991. Using kalman filtering to improve and

quantify the uncertainty of numerical groundwater simulations: 2. Application to Monitoring Network Design. Water Resources Research. 27(8): 1995-2006. <https://doi.org/https://doi.org/10.1029/91WR00510>

Yeh HC, Chen YC, Chang CH, Ho CH, Wei C. 2008. Rainfall network design using kriging and entropy. Hydrological Processes. 22(3): 340-346.

Zare M, Koch M. 2018. Groundwater level fluctuations simulation and prediction by ANFIS-and hybrid Wavelet-ANFIS/Fuzzy C-Means (FCM) clustering models: Application to the Miandarband plain. Journal of Hydro-Environment Research. 18: 63-76.

Zarkesh MK. 2005. Decision support system for floodwater spreading site selection in Iran. (PhD thesis, 222 pages). Wageningen University, Wageningen, the Netherlands.

Zhang Y, Guo F, Meng W, Wang XQ. 2016. Water quality assessment and source identification of Daliao river basin using multivariate statistical methods. Environmental Monitoring and Assessment. 188(6): 1-12.

Zhou, Y, Li W. 2016. A review of regional groundwater flow modeling. Geoscience Frontiers. 2(2): 205-214.



Optimization Groundwater Monitoring Network Design Using a Combined Data Mining and NSGA-II Genetic Algorithm Approach in the Shamil-Ashkara Aquifer, Hormozgan Province

Hamid Gholami^{1*}, Mojtaba Mohammadi², Maryam Zare³
Hourieh Zhatkesh Karmi⁴, Arash Jamshidi⁵

1-Professor, Department of Natural Resources Engineering, Faculty of Agricultural and Natural Resources Engineering, University of Hormozgan, Bandar Abbas

2- Assistant Professor, Department of Desert Management and Control, Faculty of Environmental Sciences, Planning and Sustainable Development, University of Saravan, Saravan, Iran

3- M.Sc., Department of Applied Research, Hormozgan Regional Water Company, Bandar Abbas, Iran

4- M.Sc., Department of Groundwater Resources Research, Hormozgan Regional Water Company, Bandar Abbas, Iran

5- M.Sc., Department of Protection and Operation of Water Resources of Minab, Minab, Iran

Extended Abstract

Introduction and Goal

Groundwater resources as a major portion of the world's freshwater reserves, play a vital role in meeting human needs and maintaining ecosystems. On the other hand, unsustainable extraction, climate change, and pollution have posed serious challenges to these valuable resources. Declining water levels, deteriorating quality, and land subsidence are among the negative consequences of excessive groundwater extraction. Effective and sustainable management of these resources requires precise monitoring and continuous assessment of their quantitative and qualitative status. Groundwater monitoring networks, by collecting data on water levels and quality, enable the evaluation of resource conditions and the identification of potential issues. On the other hand, the optimal design of these networks is challenging due to cost and operational constraints. The objective of this research was to investigate and optimize the existing network of observation wells in the Shamil-Ashkara aquifer, located in the northeast of Hormozgan province, using data mining and artificial intelligence methods, including Analytic Hierarchy Process (AHP), Principal Component Analysis (PCA), and the Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II). In addition to examining improvements in monitoring network efficiency and reducing associated costs, this study also identified optimal locations for constructing new observation wells.

Materials and Methods

The study area, the Shamil-Ashkara plain in the northeast of Hormozgan province, covers an area of 321.93 km² and features diverse geological formations (including the Bangestan, The Aghajari, Gachsaran, Asmari, Razak, Hormuz, Gurpi, Mishan, and Quaternary alluvium).

Article Type: Research Article

***Corresponding Authors' E-mail:** hadesert64@gmail.com

Citation: Gholami, H., Mohammadi, M., Zare, M., Zhatkesh Karmi, H., Jamshidi, A. 2026. Optimization groundwater monitoring network design using a combined data mining and NSGA-II genetic algorithm approach in the Shamil-Ashkara aquifer, Hormozgan province. Watershed Management Research. 38(4): 23-52.

DOI: 10.22092/wmrj.2025.368522.1614

Received: 08 February 2025, **Received in revised form:** 07 March 2025, **Accepted:** 18 March 2025

Published online: 01 January 2026

Watershed Management Research, Vol.38, No.4, Ser. No: 149, Winter 2026, pp. 23-52.

Publisher: Fars Agricultural and Natural Resources and Education Center

©Author(s)



Studied aquifer was located within the Quaternary formations, and the land use comprised poor rangeland, agriculture, and residential areas. In this research, suitable locations for constructing observation wells were initially determined using the Analytic Hierarchy Process (AHP) method. Eight criteria were considered, including the long-term average groundwater level, annual groundwater decline rate, slope of decline changes, density of exploitation wells, distance from the river, geological formation, land use, and distance from faults. The weight of each criterion was calculated using pairwise comparisons and Expert Choice software. Then, using ArcGIS software, final map prioritising suitable locations was prepared. In the next step, the current monitoring network was compared with the site selection results. Using Thiessen networks and calculating the average site selection scores in each polygon, less significant wells were identified. Homogeneity tests were performed on the less important wells to ensure the selection was correct. Then, using the PCA method, the relative importance of the monitoring wells was determined. By sequentially removing each well and calculating the correlation coefficient between the data of the remaining wells and the first principal component (PC1), the relative importance of each well was calculated. Additionally, the lack of certainty resulting from the removal of insignificant wells was assessed using the average coefficient of variation of groundwater levels. To investigate the effect of removing insignificant wells on interpolation error, the kriging method was used. Two scenarios were examined, including the use of all wells and the removal of insignificant wells, and the standard error and RMSE were calculated. At the end, using the NSGA-II algorithm, the optimal network of observation wells was determined. Two objective functions, including the number of observation wells and the minimum RMSE of groundwater level, were minimised. The IDW method was used to estimate the groundwater level in the deleted wells.

Results and Discussion

The results of AHP show that the highest priority for constructing observation wells was due to the concentration of agricultural activities, the high density of wells, and the severe decline in water levels in the southern and southeastern. In this analysis, the most important factor was the density criterion of exploitation wells with a weight of 0.327, followed by the criterion of groundwater level reduction (0.245) and land use (0.15). The inconsistency rate was calculated as 0.04, indicating an appropriate consistency of the expert judgments. Comparing the current monitoring network with the AHP results showed that five wells (W7, W9, W12, W14, and W16) had an average location score of less than 0.113, indicating they were unsuitable from a location perspective. The homogeneity tests of the data using the Pettitt method and a p-value of less than 0.05 also indicated the lack of homogeneity of the data from these wells. The results of PCA showed that the insignificant wells identified by this method (W8, W10, W18, W21 with correlation coefficients of less than 0.20) were different from the wells identified by the AHP method, and this difference was due to the differing structure and input data of the two methods. This is because in the PCA method, only water level data is used, whereas in the AHP method more criteria are considered. The analysis of the kriging results showed that the removal of insignificant wells based on AHP led to a decrease in the interpolation standard error from an average of 4.8 to 4.2 m. Additionally, the removal of wells based on PCA caused an increase in this error from 4.8 to 3.5 m. On the other hand, in both methods, the removal of less important wells led to an increase in RMSE. In the AHP method, the root mean square error decreased from 22.14 to 17.08 m (a 1.20% increase), while in the PCA method it changed from 22.14 to 41.14 m (a 3.1% increase). The NSGA-II algorithm for the monitoring network proposed an optimal configuration of 16 wells, which represented a 43% reduction in the number of wells compared to the initial network of 28 wells. Moreover, the RMSE only increased by 7.3% (from 22.14 to 26.15 m). The coefficient of variation of groundwater level in the optimal network was calculated to be 0.89, which was close to its value in the main network (0.92). This finding indicates the preservation of important hydrogeological information in the reduced network.

Conclusion and Suggestions

The AHP method for determining optimal locations for observation wells was effective and its use is also recommended in other plains. Furthermore, it is suggested to employ other variables and the output of groundwater models to enhance the efficiency of this method. Additionally, the use of PCA and NSGA-II methods will lead to the optimisation of monitoring networks.

Keywords: AHP, Dasht Shamil-Ashkara, groundwater, Hormozgan, monitoring network

Article Type: Research Article

Acknowledgement

This article is derived from a research project titled “Evaluation, Design, and Optimization of Groundwater Monitoring Networks Based on Artificial Intelligence (Shamil and Ashkara Plains), commissioned by the Hormozgan Regional Water Company. Accordingly, the authors of this article express their gratitude to the aforementioned company for its financial support in the implementation of this project.

Conflicts of interest

The authors of this article declare that they have no conflict of interest regarding the writing and publication of the contents and results of this research.

Data Availability Statement

The data and results used in this research will be made available to the reader upon request to the corresponding author.

Authors' Contribution

Author 1 : Analysis of data, writing, supervision, software, research

Author 2: Software, research, analysis of data, writing

Author 3: Research, supervision

Author 4: Research

Author 5: Research