



Impact of Climate Change on Groundwater Recharge: Optimizing Wastewater Recycling Processes Using Artificial Neural Networks (ANN) and MODFLOW Models

Seyed Behnam Mirfakhraei¹ | Hossein Hassanpour Darvishi², | Seyed Habib Mousavi Jahromi³

1. PhD. Graduate, Department of Water Resources Management, ShQ.C., Islamic Azad University, Shahr-e Qods, Iran.

2. Associate. Prof, Department of Water Resources Management, ShQ.C., Islamic Azad University, Shahr-e Qods, Iran.

3. Prof. Department of Water Resources Management, ShQ.C., Islamic Azad University, Shahr-e Qods, Iran.

✉Corresponding Author: hhassanpour@iau.ac.ir

Received:
28 July 2025

Revised:
08 August 2026

Accepted:
09 August 2026

Keywords:

Climate change, groundwater recharge, water quality, ANN, MODFLOW, SSP1-2.6.

Extended abstract

Introduction

Rapid population growth, urbanization, and industrial expansion have placed unprecedented stress on global water resources, with coastal aquifers being particularly vulnerable. Climate change further exacerbates this pressure by altering precipitation regimes and increasing evapotranspiration rates, which directly reduces natural groundwater recharge. In the Chalous aquifer, these changes threaten not only water quantity but also its quality, as diminished recharge weakens the natural dilution capacity, leading to the accumulation of contaminants such as nitrates, heavy metals, and microbial pathogens. Moreover, the growing reliance on wastewater recycling necessitates a thorough understanding of how future climatic shifts may affect treatment efficiency and water safety. This study, therefore, aims to quantitatively project the future impacts of climate change on both the quantitative and qualitative status of the Chalous aquifer and to evaluate the potential implications for wastewater reuse strategies.

Cite this article: Mirfakhraei, S.B., Hassanpour Darvishi, H. & Mousavi Jahromi, S.H. (2026). Impact of climate change on groundwater recharge: optimizing wastewater recycling processes using Artificial Neural Networks (ANN) and MODFLOW models. *Journal of Aquifer and Qanat*, 7 (1), 139-172. <https://doi.org/10.22077/jaaq.2026.11777.1153>.



Copyright: © 2026 by the authors. Licensee: Journal of Aquifer and Qanat. This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

Materials and Methods

A dual-modelling framework was employed to simulate the hydrodynamic and contaminant transport behavior of the Chalous aquifer. Firstly, a numerical model was constructed using MODFLOW for groundwater flow simulation and MT3DMS for solute transport analysis. Secondly, a data-driven approach was implemented using a Multilayer Perceptron (MLP) artificial neural network (ANN). The machine learning model was trained on 70% of the observed hydrogeological data and validated on the remaining 30%. To support these models, a comprehensive 60-day field monitoring campaign was conducted, measuring key physicochemical and biological parameters, including pH, EC, BOD₅, COD, E. coli, and total coliform counts. Future climatic projections for the 2030–2050 period were derived from the CMIP6/IPCC framework, utilizing the MRI-ESM2-0 global climate model downscaled via the LARS-WG 8 statistical generator under three Shared Socioeconomic Pathways: SSP1-2.6, SSP2-4.5, and SSP5-8.5.

Results and Discussion

The results indicate a consistent declining trend in groundwater balance under all future climate scenarios. Aquifer recharge is projected to decrease by 13% to 25%, while groundwater levels are anticipated to drop by 1.1 to 1.7 meters by 2050, with the most severe drawdown occurring under the high-emission SSP5-8.5 scenario. Concurrently, the reduced dilution capacity will lead to a significant deterioration in water quality, with pollutant concentrations expected to rise by 15% to 28% compared to baseline conditions. In terms of predictive performance, the developed ANN/MLP model demonstrated superior capability, achieving approximately 20% lower prediction error compared to the traditional MODFLOW simulations. This enhanced accuracy underscores the potential of hybrid modeling approaches in capturing the nonlinear complexities of aquifer responses to climatic stressors. The findings also highlight that elevated organic loads (BOD₅/COD) and microbial contaminants may adversely affect the efficiency of conventional wastewater recycling processes, posing additional challenges for water resource management.

Conclusion

This study confirms that the Chalous aquifer is highly susceptible to future climate change, facing substantial quantitative depletion and qualitative degradation by 2050. The integrated use of numerical and machine learning models provides a robust tool for early warning and adaptive planning. To safeguard the aquifer and ensure the sustainability of wastewater recycling systems, it is imperative to implement climate-resilient management strategies, including demand-side controls, enhanced artificial recharge, and upgraded treatment protocols that account for higher pollutant loads. Further research should focus on integrating real-time monitoring with adaptive modeling to refine these projections and support timely policy interventions.



تأثیر تغییرات اقلیمی بر تغذیه آب زیرزمینی: بهینه‌سازی فرایندهای بازچرخانی فاضلاب با استفاده از مدل‌های عصبی مصنوعی (ANN) و MODFLOW

سید بهنام میرفخرائی^۱ | حسین حسن‌پور درویشی^۲ | سید حبیب موسوی جهرمی^۳

۱. دانشجوی دکتری، گروه مدیریت منابع آب، واحد شهرقدس، دانشگاه آزاد اسلامی، شهرقدس، ایران.

۲. دانشیار، گروه مدیریت منابع آب، واحد شهرقدس، دانشگاه آزاد اسلامی، شهرقدس، ایران.

۳. استاد، گروه مدیریت منابع آب، واحد شهرقدس، دانشگاه آزاد اسلامی، شهرقدس، ایران.

✉ نویسنده مسئول: hhassanpour@iau.ac.ir

چکیده

تاریخ دریافت: ۱۴۰۵/۰۵/۰۵
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۵/۰۵/۱۶
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۵/۱۷

مدیریت کیفیت آب و بهینه‌سازی بازچرخانی فاضلاب، به‌ویژه در شرایط تغییر اقلیم، از چالش‌های مهم منابع آب زیرزمینی است. در این مطالعه، تغییرات پارامترهای کیفیت آب شامل pH، EC، BOD₅، COD و شاخص‌های میکروبی کلی‌فرم و E. coli در مرحله ذخیره‌سازی-بازیابی بازچرخانی فاضلاب، با استفاده از داده‌های یک آزمایش میدانی ۶۰ روزه در آبخوان چالوس بررسی شد. این آزمایش شامل تزریق فاضلاب شهری و نمونه‌برداری منظم از کیفیت آب بود. همچنین، یک مدل پرسپترون چندلایه (MLP) با سه لایه پنهان توسعه داده شد و عملکرد آن با مدل عددی MODFLOW مقایسه گردید. شبکه عصبی با استفاده از ۷۰ درصد داده‌ها آموزش و با ۳۰ درصد باقی‌مانده اعتبارسنجی شد و با کاهش حدود ۲۰ درصدی خطای پیش‌بینی نسبت به MODFLOW، عملکرد بهتری نشان داد. برای ارزیابی اثر تغییر اقلیم بر رفتار آبخوان، شرایط اقلیمی دوره ۲۰۳۰ تا ۲۰۵۰ با استفاده از LARS-WG 8 و مدل اقلیمی MRI-ESM2-0، به‌عنوان مناسب‌ترین مدل CMIP6 گزارش‌شده در گزارش ششم IPCC، تحت سناریوهای SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5 تولید شد. نتایج نشان داد تغذیه آبخوان بسته به سناریو ۱۳ تا ۲۵ درصد کاهش می‌یابد و تا سال ۲۰۵۰ افت سطح آب زیرزمینی حدود ۱/۱ تا ۷/۱ متر پیش‌بینی می‌شود. در شرایط بارگذاری ثابت آلاینده‌ها، این افت موجب افزایش ۱۵ تا ۲۸ درصدی غلظت BOD₅، COD، EC، کلی‌فرم و E. coli و در نتیجه کاهش قابل توجه کیفیت آب زیرزمینی خواهد شد؛ بنابراین، اجرای راهبردهای سازگار با تغییر اقلیم برای حفاظت از کیفیت آب زیرزمینی ضروری است.

کلیدواژه‌ها:

تغییر اقلیم، تغذیه آب زیرزمینی، کیفیت آب، ANN، MODFLOW، SSP1-2.6

مقدمه

مدیریت منابع آب زیرزمینی و بهینه‌سازی فرایندهای بازچرخانی فاضلاب در شرایط تغییر اقلیم، از مسائل محوری در علوم محیط‌زیست و مدیریت پایدار منابع طبیعی به شمار می‌روند.

افزایش غلظت گازهای گلخانه‌ای که عمدتاً ناشی از رشد سریع جمعیت، گسترش شهرنشینی و توسعه صنعتی است، فشار قابل‌توجهی بر منابع آب در دسترس وارد کرده است. این فرایند موجب تشدید تغییر اقلیم، برهم‌خوردن الگوهای بارش و در نهایت کاهش سطح آب زیرزمینی شده است.

افزایش تقاضا برای آب نه تنها تنش بر منابع آب شیرین را بیشتر می‌کند، بلکه تأمین نیازهای آبی برای مصارف شرب، کشاورزی و صنعتی را نیز با چالش‌های جدی مواجه می‌سازد (Sahoo et al., 2025; La Vigna et al., 2022; Gregory et al., 2024; Maliva & Missimer, 2013).

پروژه CMIP5 مجموعه‌ای پیشرفته از شبیه‌سازی‌های اقلیمی (بلندمدت و کوتاه‌مدت/دهه‌ای) را ارائه می‌دهد که امکان مقایسه مدل‌های جوی-اقیانوسی و سیستم‌های پیچیده زمین را با مشاهدات فراهم می‌کند. این داده‌ها با هدف ارتقای درک تغییرات اقلیمی و پیش‌بینی‌های آینده، زیربنای گزارش پنجم IPCC را تشکیل داده و به‌صورت رایگان در دسترس پژوهشگران قرار دارند (Taylor et al., 2012).

این مطالعه نشان داد که در مناطق خشک و نیمه‌خشک، بارش عموماً باعث کاهش کارایی مصرف آب و دما موجب افزایش آن می‌شود. همچنین روند زمانی بیانگر کاهش VWUE و افزایش EWUE بود؛ بنابراین، تغییرات اقلیمی نقش مهمی در تنظیم رابطه آب و کربن در پوشش گیاهی و اکوسیستم‌ها دارد (An et al., 2022).

این مطالعه نشان می‌دهد که با ارزیابی مدل‌های اقلیمی به‌کاررفته در گزارش‌های مختلف IPCC، دقت این مدل‌ها در شبیه‌سازی اقلیم به طور پیوسته بهبود یافته و مدل‌های برتر امروزی به سطحی از دقت قابل‌مقایسه با تحلیل‌های مشاهداتی رسیده‌اند (Reichler et al., 2008). تغییر اقلیم به یکی از نگرانی‌های اصلی در مدیریت آب زیرزمینی تبدیل شده و هم بر کمیت و هم بر کیفیت منابع آب زیرسطحی اثر می‌گذارد. افزایش دمای جهانی، تغییر در الگوهای بارش و افزایش فراوانی رخداد‌های حدی اقلیمی، انتظار می‌رود به طور چشمگیری بر فرایندهای تغذیه آب زیرزمینی و رفتار آلودگی اثر بگذارند (IPCC, 2021). اثرات تغییر اقلیم بر کیفیت آب زیرزمینی عمدتاً با اختلال در چرخه‌های هیدرولوژیکی و تشدید فعالیت‌های انسانی مرتبط است.

کاهش تغذیه آب زیرزمینی، ظرفیت رقیق‌سازی طبیعی آبخوان‌ها را کاهش می‌دهد و در نتیجه غلظت آلاینده‌هایی مانند نیتрат‌ها، فلزات سنگین و آلاینده‌های میکروبی افزایش می‌یابد (Chowdhury et al., 2025; Dao et al., 2024; Chowdhury et al., 2023).

پیش‌بینی‌های تغییر اقلیم، به‌ویژه آن‌هایی که در چارچوب گزارش ششم ارزیابی IPCC و بر پایه CMIP6 توسعه یافته‌اند، به طور گسترده برای ارزیابی روندهای آینده دسترسی به آب و پایداری آب زیرزمینی به کار رفته‌اند (Kløve et al., 2014; Wu et al., 2020; Nasirabadi et al., 2024). این پیش‌بینی‌ها نشان می‌دهند که افزایش دما احتمالاً نرخ تبخیر را بالا می‌برد، تغذیه آب زیرزمینی را کاهش می‌دهد و از طریق افزایش غلظت آلاینده‌ها، خطر آلودگی را تشدید می‌کند (Kløve et al., 2014; Taylor et al., 2012).

در پاسخ به این چالش‌ها، بازچرخانی و استفاده مجدد از فاضلاب به‌عنوان راهبردهایی پایدار و کارآمد برای کاهش

وابستگی به منابع آب شیرین و بهبود مدیریت یکپارچه چرخه آب معرفی شده‌اند. بازچرخانی فاضلاب نه تنها به تعادل میان عرضه و تقاضای آب کمک می‌کند، بلکه با کاهش آلودگی و بهبود کیفیت آب، به حفاظت محیط‌زیست نیز یاری می‌رساند.

حفظ تعادل مناسب میان کمیت و کیفیت آب زیرزمینی را می‌توان از طریق بهره‌برداری توأمان از منابع آب سطحی و زیرزمینی تسهیل کرد. این رویکرد یکپارچه امکان استفاده هم‌زمان از آب سطحی با کیفیت پایین‌تر و آب زیرزمینی را فراهم می‌کند، زیرا استفاده ترکیبی از این منابع می‌تواند محدودیت‌های کیفی هر یک را جبران کند (Singh, 2016). چنین راهبردی به‌ویژه در مناطقی که با کمبود مزمن آب شیرین مواجه‌اند، یک راه‌حل مؤثر برای مدیریت آب محسوب می‌شود.

باتوجه به فشارهای کمی و کیفی فزاینده بر منابع آب زیرزمینی ناشی از رشد جمعیت و توسعه اجتماعی - اقتصادی، اجرای برنامه‌های مدیریتی جامع و اقدامات حفاظتی به‌طور جدی توصیه می‌شود (Shakeri et al., 2012; Gleeson et al., 2023; Laoufi et al., 2024). این اقدامات می‌توانند شامل به‌کارگیری فناوری‌های پیشرفته، مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، برای پیش‌بینی و مدیریت سامانه‌های آب زیرزمینی، بهینه‌سازی مصرف آب در بخش‌های مختلف و اعمال چارچوب‌های نظارتی سخت‌گیرانه برای کنترل آلودگی آب زیرزمینی باشند (Rogers et al., 1994; Bilgiç et al., 2023; Isik et al., 2025; Rustam et al., 2022).

در این زمینه، فناوری‌های مختلف بازچرخانی فاضلاب برای ارزیابی کارایی آن‌ها در تصفیه فاضلاب شهری و استفاده مجدد در کشاورزی و گلخانه‌های تجاری بررسی شده‌اند؛ به‌ویژه در کاربردهای مربوط به آب خنک‌کننده در

برج‌های خنک‌کن و استخرها که بخش قابل‌توجهی از بازچرخانی آب صنعتی را تشکیل می‌دهند.

افزون بر این، استفاده مجدد از فاضلاب در خطوط تولید صنعتی اغلب مستلزم فرایندهای تصفیه پیشرفته است تا کیفیت آب موردنیاز در شرایط بهره‌برداری مشخص تأمین شود. پس از بهبود کافی کیفیت، فاضلاب تصفیه‌شده دوباره وارد چرخه تولید می‌شود.

از جمله روش‌های تصفیه فاضلاب که بررسی شده‌اند می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

- فیلتراسیون غشایی: کیفیت میکروبی فاضلاب تصفیه‌شده در این روش از کیفیت آب چاه‌های محلی مورد استفاده برای آبیاری بالاتر بوده است.

- روش‌های تصفیه ساده‌شده: برای حفظ ظرفیت کشاورزی مواد آلی و مواد مغذی موجود در فاضلاب شهری، درختان زیتون با فاضلابی آبیاری شدند که فرایندهای تصفیه زیستی از آن حذف شده بود و در نتیجه، عملکرد محصول ۵۰ درصد افزایش یافت.

- مخازن ذخیره: این مخازن به رساندن غلظت کل جامدات معلق (TSS)، BOD، COD و مواد مغذی به سطوح استاندارد کمک کرده‌اند.

- تالاب‌های مصنوعی: میانگین راندمان حذف TSS، BODs، COD، نیتروژن کل (TN) و فسفر کل (TP) به ترتیب ۸۵، ۶۵، ۷۵، ۴۲ و ۳۲ درصد گزارش شده است (Lopez et al., 2006; Zahmatkesh et al., 2022; Gkika et al., 2022).

برای پاسخ به این چالش‌ها، به‌کارگیری راهبردهای مدیریت تطبیقی که پیش‌بینی‌های تغییر اقلیم، مدل‌سازی عددی و رویکردهای مبتنی بر هوش مصنوعی را یکپارچه می‌کنند، ضروری است. طیف گسترده‌ای از چارچوب‌های مدل‌سازی برای ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر سامانه‌های آب زیرزمینی به کار رفته‌اند. مدل‌های عددی مانند

MODFLOW که توسط سازمان زمین‌شناسی ایالات متحده (USGS) توسعه یافته، یک مدل شناخته شده جریان آب زیرزمینی است که توانایی شبیه‌سازی توزیع جریان در محیط‌های متخلخل را دارد و به طور گسترده در مدیریت آب زیرزمینی و مطالعات بازچرخانی فاضلاب به کار رفته است (Harbaugh, 2005; Ronkanen et al., 2008). این چارچوب مدل‌سازی امکان برآورد غلظت آلاینده‌ها، فاصله جابه‌جایی آن‌ها و گستره مکانی نواحی تحت تأثیر را فراهم می‌کند. برای مثال، در بنگلادش، از MODFLOW همراه با MT3DMS برای بررسی نفوذ شوری در آبخوان‌های ساحلی استفاده شد (Kumar, 2019; Rahman et al., 2011; Adhikary et al., 2019).

برای توصیف بهتر تعاملات آب سطحی - آب زیرزمینی و پویایی کمی و کیفی آن‌ها در شرایط گسترش شهری، سامانه‌های مدل‌سازی یکپارچه‌ای شامل SWAT (آب سطحی)، MODFLOW (آب زیرزمینی) و MT3DMS (انتقال املاح) توسعه یافته و به کار گرفته شده‌اند (Eshtawi et al., 2016; AnsariFard et al., 2024). این مدل‌های تلفیقی امکان ارزیابی نوسانات سطح آب زیرزمینی، غلظت نیتрат مرتبط با فعالیت‌های انسانی، غلظت کلراید مرتبط با نفوذ آب دریا را در پاسخ به رشد شهری و تغییرات تراز آب شهری در مقیاس منطقه‌ای فراهم می‌کنند (Eshtawi et al., 2016). علاوه بر این، ترکیب HYDRUS-1D با MODFLOW و MT3DMS توانایی بالایی در شبیه‌سازی انتقال آلاینده‌ها در منطقه غیراشباع نشان داده است (Zhang et al., 2019).

شبیه‌سازی‌های عددی یکپارچه با استفاده از MODFLOW و MT3DMS برای مدل‌سازی جریان آب زیرزمینی و انتقال نیترات در آبخوان‌های آبرفتی نشان داده‌اند که غلظت آلاینده‌ها معمولاً با افزایش فاصله از منابع آلودگی کاهش می‌یابد و فعالیت‌های کشاورزی و

MODFLOW و MT3DMS به طور گسترده برای شبیه‌سازی جریان آب زیرزمینی و انتقال آلاینده‌ها تحت شرایط اقلیمی مختلف استفاده شده‌اند (Singh & Garg, 2014). همچنین مدل‌های هیدرولوژیکی مانند SWAT، در ترکیب با MODFLOW، برای بررسی تعاملات آب سطحی - آب زیرزمینی و پاسخ آن‌ها به نوسانات و تغییرات اقلیمی به کار گرفته شده‌اند (Eshtawi et al., 2016; AnsariFard et al., 2024).

یکی از چالش‌های مهم مرتبط با فرایندهای بازچرخانی فاضلاب، کنترل غلظت نیترات و فسفات است، زیرا این آلاینده‌ها می‌توانند به آبخوان‌ها نفوذ کرده و موجب آلودگی بلندمدت آب زیرزمینی شوند. در این زمینه، به کارگیری ابزارهای پیشرفته مدل‌سازی، از جمله شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) و مدل‌های عددی مانند MODFLOW، می‌تواند توان پیش‌بینی را بهبود دهد و به مدیریت مؤثرتر این آلاینده‌ها کمک کند (Nourani et al., 2009; Laoufi et al., 2024; Mirzaee et al., 2021).

مطالعات متعددی نشان داده‌اند که ذخیره‌سازی و بازیابی فاضلاب تصفیه شده می‌تواند رویکردی مؤثر برای مدیریت منابع آب باشد؛ با این حال، تغییرات زمانی در پارامترهای کیفیت آب، به ویژه pH، EC، BOD₅ و COD و شاخص‌های میکروبی، در طول این فرایند همچنان یک نگرانی مهم محسوب می‌شوند (Udugama et al., 2020; Nougadère et al., 2020; Fenech et al., 2019; Lopez et al., 2006; Oruganti et al., 2022).

در میان ابزارهای کمی مورد استفاده برای ارزیابی آلودگی آب زیرزمینی ناشی از منابع خاص، چارچوب ترکیبی MODFLOW-MT3DMS یکی از پرکاربردترین روش‌هاست و در بسیاری از مطالعات نتایج قابل اعتمادی ارائه داده است (Garg & Singh, 2016).

دفع فاضلاب به عنوان عوامل اصلی آلودگی نیترات شناسایی شده‌اند. سناریوهای پیش‌بینی بلندمدت ۴۰ ساله نشان می‌دهند که تداوم نرخ فعلی ورود نیتروژن منجر به افزایش مداوم آلودگی نیترات خواهد شد، در حالی که کاهش ۵۰ درصدی ورودی‌های کشاورزی می‌تواند کیفیت آب زیرزمینی را به طور چشمگیری بهبود بخشد. با این حال، حتی در صورت اعمال کاهش‌های قابل توجه، انتظار نمی‌رود غلظت نیترات در بازه شبیه‌سازی شده به استانداردهای آب شرب برسد (Laoufi et al., 2024).

مطالعات دیگر نیز توانایی MODFLOW را در شبیه‌سازی دقیق الگوهای جریان آب زیرزمینی و ارزیابی اثرات بازچرخانی فاضلاب بر سامانه‌های آب زیرزمینی تأیید کرده‌اند (Shakeri et al., 2023; Chowdhury et al., 2023).

با وجود اثربخشی، مدل‌های عددی اغلب با نیاز محاسباتی بالا و حساسیت زیاد به داده‌های ورودی دقیق محدود می‌شوند. این محدودیت‌ها موجب شده است که رویکردهای مبتنی بر یادگیری ماشین مورد توجه قرار گیرند؛ رویکردهایی که می‌توانند دقت پیش‌بینی را افزایش دهند و به مدیریت کارآمدتر آلودگی کمک کنند و در نتیجه پژوهش در زمینه کیفیت آب زیرزمینی را پیش ببرند (Espeholt et al., 2022; Torres-Martínez et al., 2022).

به کارگیری شبکه‌های عصبی عمیق (DNN) برای شبیه‌سازی جریان عمومی آب زیرزمینی و انتقال آلاینده در حالت پایا، چارچوبی قدرتمند برای ارزیابی خطر آلودگی آب زیرزمینی فراهم کرده است (Yu et al., 2020). همچنین رویکردهای مدل‌سازی ساده‌تر، مانند خودکارهای سلولی (CA)، عملکرد امیدوارکننده‌ای در شبیه‌سازی انتقال آلاینده‌ها در شرایط ناپایا نشان داده‌اند (Milašinović et al., 2019).

فراتر از مدل‌سازی فیزیکی، چارچوب‌های پشتیبانی تصمیم مبتنی بر بهینه‌سازی نیز برای مواجهه با چالش‌های پیچیده مدیریت آب زیرزمینی توسعه یافته‌اند. Kerachian et al. در سال ۲۰۱۰ روشی را برای حل تعارض میان کاربران آب، تأمین‌کنندگان و سازمان‌های محیط‌زیستی در مدیریت تلفیقی آب سطحی - آب زیرزمینی پیشنهاد کردند. این رویکرد بر کمینه‌سازی هزینه‌های پمپاژ آب زیرزمینی، کاهش هزینه‌های زیرساخت جمع‌آوری فاضلاب، کاهش غلظت نیترات و کنترل افزایش سطح آب زیرزمینی شهری متمرکز بود. در این پژوهش از الگوریتم NSGA-II برای تولید راه‌حل‌های مصالحه‌ای استفاده شد و بهترین نتیجه با کمک نظریه چانه‌زنی روبشتاین تعیین گردید.

به طور مشابه Farhadi et al. در سال ۲۰۲۳، چارچوب یکپارچه مدل‌سازی معرفی کردند که در آن بهینه‌سازی NSGA-II با ANN ترکیب شده بود تا راه‌حل‌های پارتو - بهینه تحت اهداف متعارض، از جمله کمینه‌سازی کمبود آب آبیاری، بیشینه‌سازی عدالت در تخصیص آب و کاهش افت سطح آب زیرزمینی، به دست آید. در این مطالعه، یک مدل مبتنی بر عامل نیز برای در نظر گرفتن عوامل اجتماعی مؤثر بر همکاری ذی‌نفعان به کار گرفته شد و نتایج با مدل چانه‌زنی نش بررسی شد.

Alizadeh et al. در سال ۲۰۱۷ نیز یک چارچوب شبیه‌سازی-بهینه‌سازی مبتنی بر منطق فازی و NSGA-II توسعه دادند که در آن تحلیل مونت‌کارلو با استفاده از خروجی دو مدل شبیه‌سازی کمی و کیفی مبتنی بر فیزیک، به عنوان ورودی یک مدل جانشین ANN انجام شد.

در این چارچوب، روش تبدیل فازی (FTM) برای استخراج منحنی‌های مصالحه با در نظر گرفتن منافع ذی‌نفعان به کار رفت و در نهایت از رویکرد انتخاب اجتماعی فازی (FSC)

در این پژوهش، نقاط قوت و محدودیت‌های هر رویکرد ارزیابی شده و مزایای بالقوه تلفیق این روش‌ها برای ارتقای توان پیش‌بینی و افزایش کارایی کلی مدیریت منابع آب به صورت نظام‌مند تحلیل می‌شود

اهمیت موضوع و چالش‌ها

مدیریت منابع آب زیرزمینی و بهینه‌سازی بازچرخانی فاضلاب در شرایط تغییر اقلیم، از مسائل محوری در مدیریت پایدار منابع طبیعی است.

افزایش غلظت گازهای گلخانه‌های ناشی از رشد جمعیت، شهرنشینی و توسعه صنعتی، الگوهای بارش را برهم زده و سطح آب زیرزمینی را کاهش داده است؛ امری که تأمین آب شرب، کشاورزی و صنعتی را با چالش‌های جدی مواجه می‌کند (Sahoo et al., 2025; La Vigna et al., 2022; Gregory et al., 2024).

تغییر اقلیم هم بر کمیت و هم بر کیفیت آب زیرزمینی اثر می‌گذارد: کاهش تغذیه، ظرفیت رقیق‌سازی طبیعی آبخوان را کاهش داده و غلظت آلاینده‌هایی مانند نیتрат، فلزات سنگین و آلاینده‌های میکروبی را افزایش می‌دهد (IPCC, 2021; Chowdhury et al., 2025; Dao et al., 2024).

در این راستا، بازچرخانی و استفاده مجدد از فاضلاب به عنوان راهبردی پایدار برای کاهش وابستگی به منابع آب شیرین معرفی شده است؛ با این حال، تغییرات زمانی پارامترهای کیفیت آب (pH, EC, BOD₅, COD و شاخصه‌ای میکروبی) در طول فرایند ذخیره‌سازی-بازیابی همچنان یک نگرانی مهم است (Udugama et al., 2020; Lopez et al., 2006).

برای تعیین قابل‌قبول‌ترین راه‌حل مصالحه جهت تخصیص پایدار آب زیرزمینی استفاده شد.

در سال‌های اخیر، کاربرد هوش مصنوعی، به‌ویژه شبکه‌های عصبی مصنوعی، در مدل‌سازی و بهینه‌سازی سامانه‌های محیط‌زیستی به سرعت گسترش یافته است.

مدل‌های ANN قادرند روابط پیچیده و غیرخطی میان متغیرهای متعدد را ثبت کنند و فرایندهای فیزیکی پیچیده را با دقت بالا نمایش دهند (Rogers et al., 2023; Bilgiç et al., 2023).

مطالعات متعددی نشان داده‌اند که مدل‌های ANN در پیش‌بینی کیفیت و کمیت آب بازچرخانی‌شده، عملکردی بهتر از مدل‌های عددی سنتی دارند (Isık et al., 2025; Rustam et al., 2025).

از مزایای اصلی ANN می‌توان به کاهش زمان محاسباتی، انعطاف‌پذیری بالا و وابستگی کمتر به داده‌های ورودی بسیار دقیق اشاره کرد. افزون بر این، رویکردهای ترکیبی که ANN را با مدل‌های عددی مانند MODFLOW ترکیب می‌کنند، در افزایش دقت پیش‌بینی و بهینه‌سازی فرایندهای بازچرخانی فاضلاب بسیار مؤثر بوده‌اند (Cigizoglu, 2008; Borah et al., 2008).

باتوجه به نقش حیاتی بازچرخانی فاضلاب در مدیریت پایدار منابع آب، شناسایی و به‌کارگیری روش‌های بهینه‌سازی کارآمد اهمیت زیادی دارد. هرچند مدل‌های عددی مانند MODFLOW در این زمینه عملکرد قابل‌قبولی داشته‌اند، اما تلفیق آن‌ها با تکنیک‌های هوش مصنوعی، به‌ویژه ANN، ظرفیت قابل توجهی برای افزایش دقت شبیه‌سازی و کارایی محاسباتی فراهم می‌کند.

براین اساس، مطالعه حاضر به بررسی اثرات تغییر اقلیم بر منابع آب زیرزمینی و مقایسه عملکرد ANN و MODFLOW در مدل‌سازی و بهینه‌سازی فرایندهای بازچرخانی فاضلاب می‌پردازد.

مرور مطالعات پیشین و شکاف تحقیقاتی

مدل‌های عددی مانند MODFLOW و MT3DMS به طور گسترده برای شبیه‌سازی جریان آب زیرزمینی و انتقال آلاینده‌ها استفاده شده‌اند و ترکیب آن با SWAT امکان بررسی تعاملات آب سطحی-زیرزمینی را فراهم کرده است (Harbaugh, 2005; Eshtawi et al., 2016). با این حال، این مدل‌ها با نیاز محاسباتی بالا و حساسیت زیاد به داده‌های ورودی دقیق محدود می‌شوند. برای رفع این محدودیت‌ها، رویکردهای یادگیری ماشین و شبکه‌های عصبی (ANN) مورد توجه قرار گرفته‌اند که قادرند روابط پیچیده غیرخطی را ثبت کرده و دقت پیش‌بینی را افزایش دهند (Espeholt et al., 2022; Torres-Martínez et al., 2022; Isik et al., 2022). همچنین چارچوب‌های شبیه‌سازی-بهینه‌سازی مبتنی بر NSGA-II و ANN برای حل تعارضات ذی‌نفعان و تخصیص پایدار آب توسعه یافته‌اند (Kerachian et al., 2010; Farhadi et al., 2023).

با وجود این تلاش‌ها، مقایسه نظام‌مند کارایی ANN و MODFLOW در مدل‌سازی و بهینه‌سازی بازچرخانی

فاضلاب تحت سناریوهای تغییر اقلیم به طور هم‌زمان، همچنان کمتر بررسی شده است.

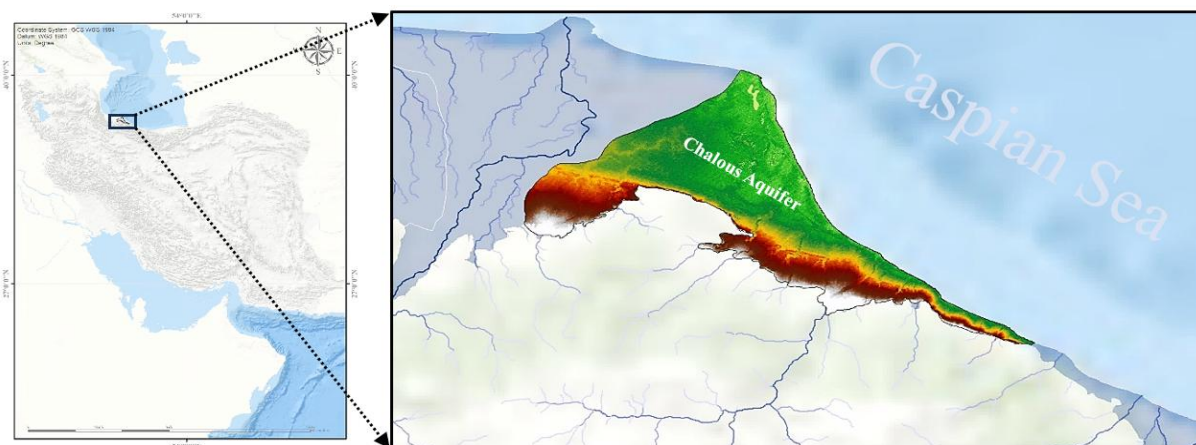
هدف و نوآوری پژوهش

مطالعه حاضر به بررسی اثرات تغییر اقلیم بر منابع آب زیرزمینی و مقایسه عملکرد ANN و MODFLOW در مدل‌سازی و بهینه‌سازی فرایندهای بازچرخانی فاضلاب می‌پردازد. نقاط قوت و محدودیت‌های هر رویکرد ارزیابی و مزایای تلفیق این روش‌ها برای ارتقای توان پیش‌بینی و افزایش کارایی مدیریت منابع آب به صورت نظام‌مند تحلیل می‌شود.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

این مطالعه تغییرات کیفیت آب زیرزمینی و ویژگی‌های پساب تزریقی را در ارتباط با به‌کارگیری تکنیک ذخیره‌سازی و بازیابی آبخوان (ASR) در شهر چالوس، واقع در استان مازندران، بررسی می‌کند. چالوس در حدود ۳۶/۶۴۵۹ درجه عرض شمالی و ۵۱/۴۰۷۰ درجه طول شرقی، در شمال ایران و در ساحل جنوبی دریای خزر و در دامنه رشته‌کوه البرز قرار دارد (شکل ۱).



شکل ۱. منطقه مورد مطالعه

Fig 1. The studied area

تسهیل می‌کند. باوجوداین مزایا، در سال‌های اخیر کاهش قابل توجهی در سطح آب زیرزمینی مشاهده شده است که ضرورت اجرای اقدامات تغذیه مصنوعی را برای پایداری آبخوان برجسته می‌سازد.

براین اساس، پساب خروجی از تصفیه‌خانه فاضلاب خانگی شهر به‌عنوان منبع تغذیه انتخاب شد تا امکان‌پذیری این رویکرد ارزیابی شود. پارامترهای فیزیکوشیمیایی و میکروبی بررسی شده برای هر دو بخش، یعنی پساب تصفیه‌شده و آب زیرزمینی، در جدول ۱ خلاصه شده‌اند که در آن، مقادیر اندازه‌گیری شده هر پارامتر گزارش شده است.

در جدول ۱، EC به هدایت الکتریکی یا عامل شوری، pH به میزان اسیدیته، BOD_s به نیاز اکسیژن خواهی زیست‌شیمیایی، COD به نیاز اکسیژن خواهی شیمیایی، Pb به سرب و Cd به کادمیوم اشاره دارد.

منطقه مطالعه شامل دو واحد ژئومورفولوژیکی متمایز، یعنی دشتهای کم‌ارتفاع و نواحی کوهستانی است که شرایط محیطی آن‌ها تحت تأثیر مجموعه‌ای از عوامل جغرافیایی و اقلیمی از جمله اختلاف ارتفاع، مجاورت با دریا و تأثیر توده‌های هوای شمالی و غربی قرار دارد. در نتیجه، شرایط اقلیمی از آب‌وهوای معتدل خزری در نواحی دشتی تا شرایط سرد کوهستانی در ارتفاعات بالاتر متغیر است و همین امر موجب ناهمگونی چشمگیر مکانی در فرایندهای هیدرولوژیکی و هیدروژئولوژیکی می‌شود.

ویژگی‌های آبخوان چالوس

آبخوان زیرین شهر چالوس به دلیل وجود نهشته‌های آبرفتی گسترده و همچنین ضخامت نسبتاً زیاد منطقه غیراشباع، از شرایط مناسبی برای تغذیه مصنوعی برخوردار است. هدایت هیدرولیکی مناسب در ماتریس آبخوان، نفوذ تدریجی و پخش مکانی پساب تزریقی را

جدول ۱. آنالیز فیزیکوشیمیایی و زیستی فاضلاب خانگی تصفیه‌خانه فاضلاب

Table 1. Physicochemical and biological analysis of domestic wastewater from the wastewater treatment plant

غلظت Concentration	واحد اندازه‌گیری Unit	پارامترها Parameter
232	mg/L	COD
150	mg/L	BOD _s
83.1	mg/L	EC
9.7	-	pH
11.32	mg/L	Nitrogen
1.01	-	SAR
1018×1.2	Number/100 mL	Fecal coliform
>1	Number/L	Parasite eggs

لیتر در عمق زیرسطحی احداث شد و طراحی آن متناسب با ویژگی‌های زمین‌شناسی و هیدروژئولوژیکی محلی انجام گرفت.

برای جلوگیری از نشت عمقی از کف حفره و بازسازی بهتر شرایط مرزی آبخوان، کف حفره با استفاده از مخلوط سیمان-ماسه آب‌بندی شد. سپس پساب تصفیه‌شده با نرخ

داده‌ها و منابع

آرایش آزمایش و تزریق فاضلاب

در این مطالعه، محل آزمایش به‌گونه‌ای طراحی و شبیه‌سازی شد که تغییرات پارامترهای کیفیت آب تحت شرایط کنترل شده ارزیابی شود. برای این منظور، یک حفره مستطیلی با ابعاد ۵ × ۱۰ متر و حجم کل ۵۰۰۰

ثابت ۱۰۰۰ لیتر در روز به مدت پنج‌روز به داخل حفره تزریق شد و به عمق مؤثر ۵ متر رسید. پس از یک دوره ماند ۶۰ روزه، نمونه‌های پساب و خاک از خروجی حفره جمع‌آوری و برای انجام آزمایش‌ها به آزمایشگاه منتقل شدند. نمونه‌برداری در عمق‌های ۱، ۲، ۳، ۴ و ۵ متر انجام شد تا تغییرات عمودی کیفیت آب و برهم‌کنش‌های خاک-پساب در محدوده آزمایش بررسی شود.

معیارهای مؤثر در انتخاب مکان‌های مناسب برای تغذیه مصنوعی

- ضریب هدایت هیدرولیکی
- ضریب ذخیره و ضریب قابلیت انتقال
- دبی آبخوان و ضخامت منطقه غیراشباع
- تراکم چاه‌ها در واحد سطح
- افت سطح آب زیرزمینی در طول دوره مورد بررسی
- فاصله از چاه‌های کشاورزی و چاه‌های آب شرب
- فاصله از تأسیسات و تصفیه‌خانه‌های فاضلاب
- کیفیت آبخوان و توپوگرافی منطقه

روش‌های اندازه‌گیری پارامترهای کیفیت آب

برای ارزیابی کیفیت آب زیرزمینی و پساب، مجموعه‌ای از روش‌ها و ابزارهای استاندارد آزمایشگاهی به کار گرفته

شد. اندازه‌گیری pH و هدایت الکتریکی (EC) به‌صورت درجا و با استفاده از دستگاه‌های pH متر و EC متر کالیبره‌شدن انجام شد.

برای سنجش شاخص‌های آلودگی آلی، نمونه‌های آب به آزمایشگاه منتقل شدند و مقادیر نیاز اکسیژن‌خواهی زیست‌شیمیایی (BOD₅) و نیاز اکسیژن‌خواهی شیمیایی (COD) در روزهای ۱۵، ۳۰، ۴۵ و ۶۰ پس از تزریق پساب تعیین گردید. آلودگی میکروبی، شامل کلی‌فرم کل و E. coli، با استفاده از روش تخمیر اندازه‌گیری شد؛ روشی که به‌طور گسترده برای ارزیابی کیفیت باکتریولوژیکی آب به کار می‌رود.

برنامه نمونه‌برداری در چهار بازه زمانی، یعنی ۱۵، ۳۰، ۴۵ و ۶۰ روز پس از تزریق انجام شد و نمونه‌ها از عمق‌های ۱، ۲، ۳، ۴ و ۵ متر برداشت شدند تا تغییرات زمانی و عمودی کیفیت آب به‌طور هم‌زمان بررسی شود. داده‌های حاصل سپس با استفاده از مدل عددی MODFLOW شبیه‌سازی شدند و خروجی‌های شبیه‌سازی با شرایط مشاهده‌شده در آبخوان واقعی مقایسه گردیدند تا عملکرد مدل و میزان انطباق آن با مشاهدات میدانی ارزیابی شود (جدول ۲).

جدول ۲. نتایج اندازه‌گیری پارامترهای کیفیت آب

Table 2. The results of the water quality parameter measurements are presented

روز ۶۰ Day60	روز ۴۵ Day45	روز ۳۰ Day30	روز ۱۵ Day15	پارامترها Parameter
40	80	120	150	BOD ₅ (mg/L)
50	150	200	232	COD (mg/L)
7.3	7.5	7.7	7.8	pH
1.2	1.3	1.4	1.5	EC (ds/m)
30	70	90	110	Coliform (per 100 mL)
10	15	20	24	E. coli

این ویژگی‌ها، بافت خاک یکی از مهم‌ترین پارامترها برای طبقه‌بندی خاک به شمار می‌رود، زیرا اطلاعات ارزشمندی درباره حرکت آب، نفوذپذیری، رفتار موئینه و کارایی خاک

آنالیز ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک

ویژگی‌های فیزیکی خاک نقش اساسی در ارزیابی مناسب بودن آن برای کاربردهای مختلف دارند. در میان

به‌عنوان یک محیط طبیعی برای فیلتراسیون فراهم می‌کند. در مطالعه حاضر، بافت نمونه‌های خاک جمع‌آوری شده بر اساس معیارهای استاندارد طبقه‌بندی خاک و با استفاده از روش هیدرومتری تعیین شد. پیش از آغاز مراحل اصلی آزمایش، نمونه‌های خاک در نظر گرفته شده برای تحلیل‌های آزمایشگاهی به دقت بررسی شدند و برخی از ویژگی‌های شیمیایی منتخب آن‌ها نیز اندازه‌گیری گردید. پارامترهای مربوطه و مقادیر آن‌ها در جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۳. ویژگی‌های فیزیکوشیمیایی خاک

Table 3. Physicochemical properties of soil

غلظت Concentration	واحد اندازه‌گیری Unit	پارامتر Parameter
58.72	%	Sand
19.9	%	Clay
22.09	%	Silt
0.34	v/v%	Farm capacity (Fc)
0.22	v/v%	Permanent wilting point (PWP)
0.75	ds/m	Electrical conductivity
7.90	-	pH
38	mg/L	Phosphorus
21	mg/L	Potassium
11.03	mg/L	Iron
1.73	mg/L	Lead
0.88	%	Organic matter
2.08	mg/L	Sulfate
6	mg/L	Chlorine

کلیات مدل MODFLOW

مدل MODFLOW یکی از گسترده‌ترین ابزارهای شبیه‌سازی جریان آب زیرزمینی است. این نرم‌افزار جریان آب را در محیط‌های متخلخل با حل معادله دیفرانسیل جزئی حاکم بر حرکت آب به روش تفاضل محدود شبیه‌سازی می‌کند. در این ساختار، آبخوان به شبکه‌ای از سلول‌ها تقسیم می‌شود که هر سلول نماینده بخش مشخصی از سیستم آبخوان است. سلول‌ها بر اساس نقش شبیه‌سازی خود به سه دسته فعال (Active)، غیرفعال (Inactive) یا بار ثابت (Constant-head) تقسیم می‌شوند. سلول‌های غیرفعال نقشی در محاسبات جریان و انتقال آلاینده ندارند.

در این مطالعه، دو رویکرد مکمل شامل مدل‌سازی عددی و یادگیری ماشین به منظور پشتیبانی از مدیریت کیفیت آب و بهینه‌سازی فرایندهای بازچرخانی فاضلاب به کار گرفته شد. شبیه‌سازی‌های عددی با استفاده از کدهای MODFLOW و MT3DMS برای نمایش فرایندهای جریان آب زیرزمینی و انتقال آلاینده‌ها در آبخوان چالوس انجام شد. هم‌زمان، یک شبکه عصبی مصنوعی (ANN) به‌عنوان چارچوبی مبتنی بر یادگیری ماشین پیاده‌سازی شد تا پیش‌بینی تغییرات زمانی و مکانی پارامترهای کلیدی کیفیت آب بهبود یابد و در نتیجه، دقت مدل‌سازی فراتر از آنچه تنها با روش‌های عددی قابل‌دستیابی است، افزایش پیدا کند.

مدل‌سازی عددی با MODFLOW و MT3DMS

معادلات حاکم

معادله دیفرانسیل جزئی حاکم بر جریان آب زیرزمینی در یک آبخوان محصور که مبنای محاسبات در مدل MODFLOW است، به صورت رابطه ۱ بیان می شود:

$$\frac{\partial}{\partial x} \left[K_{xx} \frac{\partial h}{\partial x} \right] + \frac{\partial}{\partial y} \left[K_{yy} \frac{\partial h}{\partial y} \right] + \frac{\partial}{\partial z} \left[K_{zz} \frac{\partial h}{\partial z} \right] + W = S_s \frac{\partial h}{\partial t} \quad (1)$$

که در آن K_x ، K_y و K_z : هدایت هیدرولیکی در راستای محورهای X ، Y و Z (واحد: طول/زمان)؛ h : هدایت هیدرولیکی (واحد: طول)؛ S_s : ذخیره ویژه محیط متخلخل (واحد: ۱/طول)؛ W : شار حجمی به ازای واحد حجم، بیانگر منابع یا چاهکها (واحد: ۱/زمان) و t : زمان (زمان) هستند. این معادله با استفاده از روش تفاضل محدود گسسته سازی می شود که برای هر سلول در شبکه، به فرمول بندی زیر منجر می شود (رابطه ۲):

$$SS. \Delta x. \Delta y. \Delta z. \frac{h_{i,j,k}^{m+1} - h_{i,j,k}^m}{\Delta t} = (Flow terms) + Q \quad (2)$$

که در آن $h_{i,j,k}^m$: هدایت هیدرولیکی در سلول i ، j ، k در گام زمانی m ؛ Q : دبی حجمی خالص ناشی از منابع و چاهکها ($Q > 0$ برای جریان خروجی و $Q < 0$ برای جریان ورودی)؛ Δx ، Δy و Δz : ابعاد سلول در راستاهای X ، Y و Z و Δt : گام زمانی هستند.

معادلات حاکم در MT3DMS

پس از توسعه مدل جریان آب زیرزمینی، ماژول MT3DMS برای شبیه سازی انتقال آلاینده در آبخوان به عنوان یک پارامتر کیفی به کار گرفته شد. MT3DMS امکان تحلیل حرکت مواد محلول را تحت شرایط هیدرولوژیکی متغیر فراهم می کند و ارزیابی

برهم کنش های پیچیده میان چندین آلاینده را ممکن می سازد (Zheng et al., 2024; Zheng et al., 1999; Laoufi et al., 2012). انتقال آلاینده در MT3DMS توسط یک معادله جامع فراگرفت -پخشیدگی - واکنش کنترل می شود که جریان فراگرفتی، اختلاط پخشیدگی، واکنش های شیمیایی و ترم های منبع یا چاه را در نظر می گیرد. شکل کلی معادله انتقال به صورت رابطه ۳ بیان می شود:

$$\frac{\partial(\theta C^k)}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x_i} \left[\theta D_{ij} \frac{\partial C^k}{\partial x_j} \right] - \frac{\partial}{\partial x_i} (\theta v_i C^k) + q_s C_s^k + \sum R_n \quad (3)$$

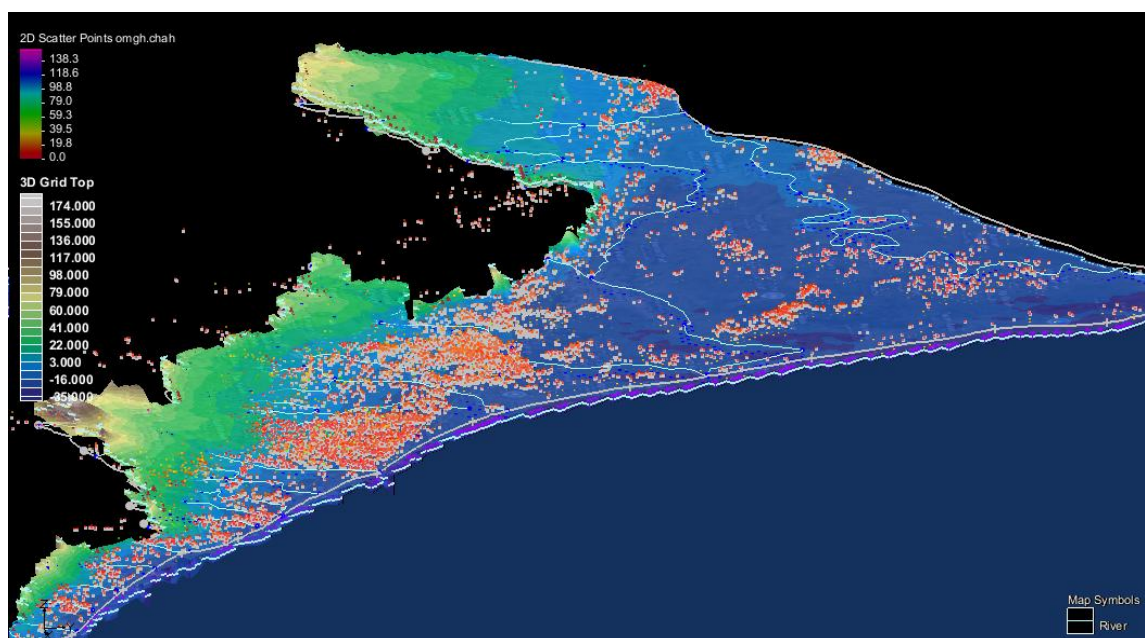
که در آن θ : تخلخل ماده؛ C^k : غلظت آلاینده k در محلول؛ T : زمان با بُعد T ؛ $x_{j,i}$: فاصله در امتداد محورهای مختصات دکارتی با بُعد طول؛ D_{ij} : تانسور ضریب پخشیدگی هیدرودینامیکی؛ v_i : سرعت آب در محیط متخلخل یا سرعت جریان داری؛ q_s : نرخ جریان حجمی به ازای واحد حجم آبخوان؛ C_s^k : غلظت آلاینده k در جریان چاه یا چشمه و $\sum R_n$: ترم واکنش شیمیایی هستند.

تنظیم مدل

در این مطالعه، آبخوان شهرستان چالوس با استفاده از MODFLOW برای شبیه سازی جریان آب زیرزمینی مدل سازی شد و ماژول MT3DMS برای شبیه سازی انتقال آلاینده ها درون آبخوان به کار رفت. ساخت مدل MODFLOW و تحلیل خروجی های بعدی آن، مستلزم تعریف شرایط کلیدی هیدروژئولوژیکی و مرزی بود؛ از جمله حدود آبخوان، لایه های تغذیه ای با در نظر گرفتن

وزن‌دهی معکوس فاصله (IDW) درون‌یابی شد. برای اهداف شبیه‌سازی، آبخوان به‌صورت همگن در نظر گرفته شد و به ۶۰۰ سلول شبکه‌ای گسسته‌سازی گردید؛ همان‌گونه که در شکل ۲ نشان داده شده است. این تنظیمات، مبنای لازم را برای شبیه‌سازی پویایی جریان آب زیرزمینی و انتقال آلاینده‌ها تحت شرایط طبیعی و مدیریتی فراهم کرد.

سهم بارش، نیاز آبی کشاورزی، مصرف صنعتی و تأمین آب شهری و نیز سایر عوامل مرتبط. در این مدل، موقعیت چاه‌های پمپاژ، چشمه‌های طبیعی، پیزومترها، لایه‌های سنگ‌بستر، چاه‌های تغذیه و همچنین انواع مرزهای آبخوان که به‌صورت مرز باز با استفاده از General Head Boundaries یا مرز بسته تعریف شدند، در ساختار مدل لحاظ گردید. تغییرات مکانی ارتفاع سطح زمین و تراز اولیه سطح ایستابی با استفاده از روش



شکل ۲. شبکه‌سازی و مدل‌سازی با MODFLOW
Fig 2. Networking and MODFLOW Modeling

در ادامه، شبیه‌سازی‌های طولانی‌مدت در یک بازه زمانی ۹۴ ماهه صورت گرفت تا تغییرات زمانی رفتار آبخوان بررسی شود. اعتبارسنجی مدل با استفاده از ۲۵ درصد از کل داده‌ها انجام شد که مقدار ریشه میانگین مربع خطا (RMSE) برابر با ۲/۵۹ به دست آمد. این مقدار نشان‌دهنده همبستگی و تطابق مناسب بین مقادیر اندازه‌گیری‌شده و مقادیر شبیه‌سازی‌شده است.

کالیبراسیون و اعتبارسنجی مدل

کالیبراسیون اولیه مدل در شرایط جریان ماندگار (Steady-State) انجام شد تا پارامترهای هیدروژئولوژیکی کلیدی نظیر هدایت هیدرولیکی افقی و نرخ‌های تغذیه تخمین زده شوند. برای اصلاح و بهینه‌سازی این پارامترها از روش نقاط کمکی (Pilot Points) استفاده شد تا جریان شبیه‌سازی‌شده آب زیرزمینی بیشترین همخوانی را با شرایط واقعی داشته باشد.

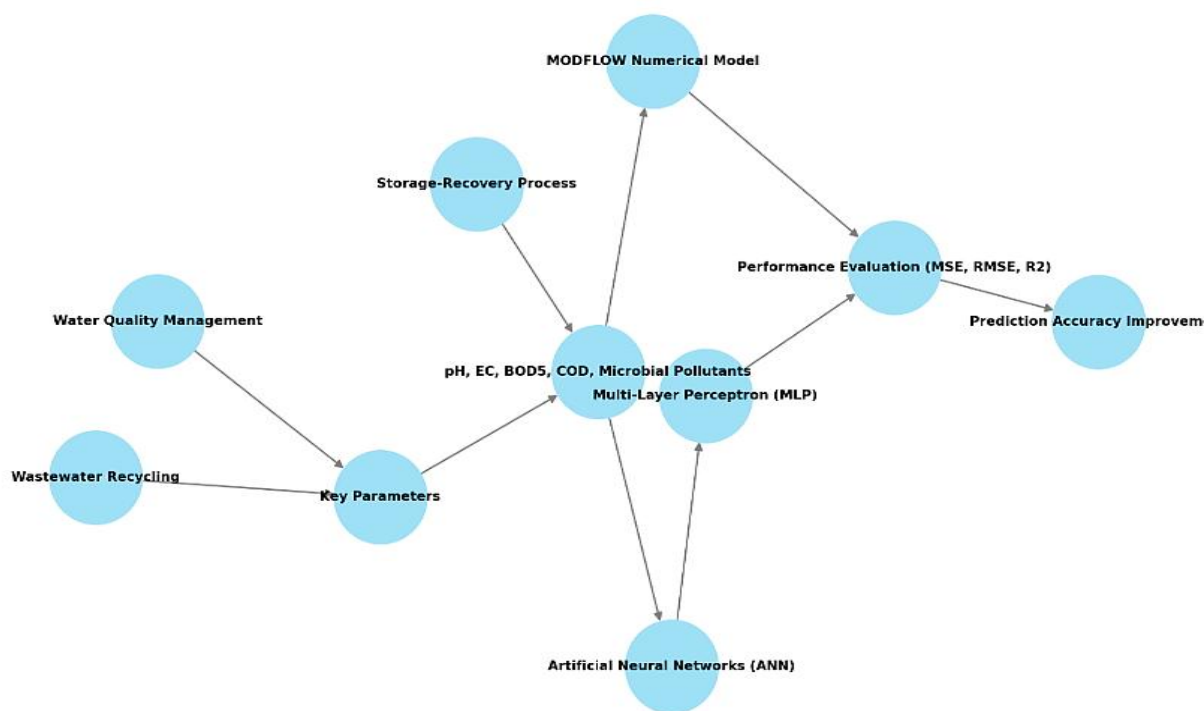
معیارهای اعتبارسنجی

عملکرد مدل با استفاده از شاخص ریشه میانگین مربع خطای نرمال شده (NRMSE) سنجیده شد. بر اساس معیارهای مرجع، مقادیر NRMSE کمتر از ۰/۲ نشان‌دهنده عملکرد قابل قبول مدل و مقادیر کمتر از ۰/۱ نشان‌دهنده دقت ایده‌آل در پیش‌بینی شبیه‌ساز است.

توسعه مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) مدل‌های یادگیری ماشین هستند که از نحوه عملکرد مغز انسان الهام گرفته شده‌اند (Sihag et al., 2020). این مدل‌ها از نورون‌های مصنوعی به هم پیوسته تشکیل شده‌اند که در چندین لایه

سازمان‌دهی می‌شوند. شبکه‌های عصبی مصنوعی توانایی شناسایی الگوهای پیچیده، مدل‌سازی روابط غیرخطی و پیش‌بینی متغیرهای مختلف را دارند؛ به همین دلیل، به طور گسترده در مدل‌سازی دستگاه‌های محیط‌زیستی، از جمله ارزیابی کیفیت آب، مورد استفاده قرار می‌گیرند (Sharma et al., 2015; Mohammadpour et al., 2016). در این مطالعه، از مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) برای پیش‌بینی تغییرات پارامترهای کیفیت آب در طی فرآیند ذخیره‌سازی-بازیابی استفاده شد. این رویکرد با بهره‌گیری از توانایی شبکه‌های عصبی در شناسایی الگوهای پیچیده، دقت پیش‌بینی کیفیت آب را افزایش می‌دهد (شکل ۳).



شکل ۳. معماری شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای مدل‌سازی کیفیت آب

Fig 3. Artificial Neural Network (ANN) architecture for water quality modeling

معماری ANN و پیکربندی مدل

در یک شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، خروجی هر نورون بر اساس ورودی‌های دریافتی و وزن‌های متناظر اختصاص یافته به آن‌ها تعیین می‌شود. هر نورون ابتدا مجموع وزن دار ورودی‌های خود را محاسبه می‌کند و سپس این مقدار را از طریق یک تابع فعال‌ساز عبور می‌دهد تا خروجی نهایی آن تولید شود. تابع فعال‌ساز نقش بسیار مهمی در شبکه ایفا می‌کند، زیرا به آن امکان می‌دهد روابط غیرخطی موجود در داده‌ها را مدل‌سازی کرده و پاسخ‌های پیچیده تولید کند؛ بنابراین، خروجی هر نورون نه تنها به مقادیر ورودی، بلکه به شدت اتصالات و ویژگی‌های تابع فعال‌ساز رابطه ۴ وابسته است:

$$y_i = f\left(\sum_{j=1}^n w_{ji}x_j + b_i\right) \quad (4)$$

که در آن y_j : خروجی نورون؛ x_i : نشان‌دهنده پارامترهای ورودی، w_{ji} : نشان‌دهنده وزن اختصاص یافته به ورودی برای نورون؛ b_j : ترم بایاس و f : تابع فعال‌ساز (در این مورد ReLU) است.

تابع هزینه (میانگین مربعات خطا، MSE): خطای مدل با استفاده از تابع هزینه میانگین مربعات خطا (MSE) به حداقل رسید (رابطه ۵):

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (5)$$

که در آن y مقدار واقعی و $\hat{y}$ مقدار پیش‌بینی شده است. الگوریتم پس‌انتشار برای به‌روزرسانی وزن‌ها در طول فرایند آموزش با استفاده از الگوریتم پس‌انتشار به‌روزرسانی شدند (رابطه ۶):

$$w_{ji}^{new} = w_{ji}^{old} - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} \quad (6)$$

که در آن η نرخ یادگیری است و E نشان‌دهنده تابع خطا است. مجموعه داده ورودی شامل ۶۰ روز اندازه‌گیری میدانی انجام شده در آبخوان چالوس است. مراحل کلیدی پیش‌پردازش شامل موارد زیر بود. متغیرهای ورودی با استفاده از مقیاس‌بندی حداقل - حداکثر (Min-Max Scaling) به بازه $[0,1]$ تبدیل شدند (رابطه ۷):

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (7)$$

افزایش داده‌ها (Data augmentation) با برطرف کردن مقادیر مفقود از طریق روش‌های درونیابی انجام شد تا تداوم و کامل بودن مجموعه داده‌ها تضمین شود. برای انتخاب ویژگی، تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) به منظور کاهش ابعاد داده‌ها و درعین حال حفظ اثرگذارترین متغیرهای مؤثر بر کیفیت آب به کار گرفته شد؛ این امر به مدل اجازه داد تا بر فاکتورهای کلیدی که تغییرات سیستم را هدایت می‌کنند، تمرکز کند. مدل ANN با استفاده از روش گرادیان کاهشی تصادفی (SGD) با نرخ یادگیری 0.01 ، اندازه دسته (batch size) ۳۲ و در ۵۰۰ دوره (epoch) آموزش داده شد. عملکرد آن با استفاده از سه معیار کلیدی ارزیابی شد: میانگین مربعات خطا (MSE) برای ارزیابی خطای کلی پیش‌بینی، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) برای سنجش انحراف بین مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده، و ضریب تعیین (R^2) برای تعیین دقت مدل. نتایج نشان داد که عملکرد مدل ANN در پیش‌بینی تغییرات کیفیت آب از رویکرد MODFLOW بهتر بوده و به کاهش ۲۰ درصدی در خطاهای پیش‌بینی، به‌ویژه با بهبودهای چشمگیر در تخمین غلظت‌های BOD5 و COD دست یافته است.

اگرچه شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) دقت پیش‌بینی بالاتری را ارائه می‌دهند، اما کاربرد آن‌ها با چندین چالش ذاتی همراه است:

پیچیدگی محاسباتی: مدل‌های ANN برای بهینه‌سازی مؤثر وزن‌ها و بایاس‌های شبکه، به مجموعه داده‌های آموزشی بزرگ و منابع محاسباتی قابل توجهی نیاز دارند. وابستگی به داده‌ها: عملکرد شبکه به شدت تحت تأثیر کیفیت و کمیت داده‌های ورودی قرار دارد و این امر آماده‌سازی دقیق داده‌ها را ضروری می‌سازد.

تفسیرپذیری مدل: برخلاف مدل‌های عددی سنتی، شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌عنوان دستگاه‌های «جعبه سیاه» عمل می‌کنند که این ویژگی، توانایی تفسیر مستقیم روابط داخلی میان متغیرها را محدود می‌سازد.

برای ارزیابی کیفیت پیش‌بینی‌های ANN، معیارهای آماری کلیدی از جمله RMSE، RMSE نرمال‌شده (NRMSE) و ضریب تعیین (R^2) مورد ارزیابی قرار گرفتند. این معیارها با در نظر گرفتن دامنه داده‌های مشاهده‌شده و شبیه‌سازی‌شده، با آستانه‌های تعیین‌شده برای عملکرد مدل مقایسه شدند. بر اساس معیارهای ارائه‌شده در جدول ۴ و دستورالعمل‌های Congalton 1999، AnsariFard et al., 2017 و Hooshmand Kouchi et al., 2017 نتایج نشان می‌دهد که مدل‌سازی ANN در این مطالعه با سطح بالایی از دقت و قابلیت اطمینان انجام شده است.

جدول ۴. رتبه‌بندی کلی عملکرد برای شبیه‌سازی مدل (Congalton 1999; AnsariFard et al., 2024; Hooshmand Kouchi et al. 2017)

Table 4. General performance ratings for model simulation (Congalton 1999; AnsariFard et al., 2024; Hooshmand Kouchi et al. 2017)

توضیحات Description	بازه بهینه Optimal Range	محدوده قابل قبول Acceptablerange	غلظت Criterion
خطای پیش‌بینی کمتر از ۱۰٪ نشان‌دهنده عملکرد قابل قبول است، درحالی‌که کمتر از ۵٪ عملکرد بهینه را نشان می‌دهد. A prediction error less than 10% indicates acceptable performance, while less than 5% is optimal. که در آن مقادیر کمتر از ۰/۱ قابل قبول و کمتر RMSE نسخه نرمال‌شده از ۰/۰۵ بهینه هستند. The normalized version of RMSE where values less than 0.1 are acceptable and less than 0.05 are optimal ضریب تعیین بزرگ‌تر از ۰/۷ قابل قبول و بزرگ‌تر از ۰/۹ بهینه است. A determination coefficient greater than 0.7 is acceptable, and greater than 0.9 is optimal	<5%	<10%	R^2
	<0.05	<0.1	RMSE
	>0.9	>0.5	NRMSE

مدل‌ها و سناریوهای تغییر اقلیم

تغییر اقلیم پیش‌بینی می‌شود الگوهای بارش، رژیم دمایی و نرخ‌های تبخیر - تفرق را به طور قابل توجهی دگرگون کند؛ عواملی که همگی به طور مستقیم بر فرایندهای تغذیه آب زیرزمینی اثر می‌گذارند.

در این مطالعه، برای ارزیابی اثرات بالقوه بر آبخوان چالوس از برون‌دادهای اقلیمی مجموعه CMIP6 استفاده شد. به‌کارگیری چندین مدل اقلیمی به کاهش عدم قطعیت در برآوردهای تغییر اقلیم کمک کرده و استحکام تحلیل سناریوهای آینده را افزایش می‌دهد.

و $RMSE=0.2$ را نشان داد که بیانگر انطباق بسیار عالی با داده‌های مشاهده‌ای است.

بر پایه این مدل، پیش‌نمایی‌های اقلیمی آینده برای آبخوان چالوس تحت سه سناریوی مسیرهای اجتماعی-اقتصادی مشترک (SSP) شامل SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-5.8 تولید شد.

این سناریوها مبنایی را برای ارزیابی تغییرات احتمالی در تغذیه آب زیرزمینی تحت مسیرهای متفاوت تغییر اقلیم فراهم می‌کنند.

در گام نخست، شش مدل اقلیمی شامل ACCESS-ESM1-5، CNRM-CM6-1، HadGEM3-GC31-LL، MPI-ESM1-2LR و MRI-ESM2-0 با داده‌های مشاهده‌ای طی دوره ۱۹۹۵ تا ۲۰۱۴ ارزیابی شدند (جدول ۵).

این مقایسه با استفاده از معیارهای آماری عملکرد، از جمله ضریب تعیین (R^2) و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) انجام گرفت تا مدلی که بهترین بازتولید را از شرایط تاریخی ارائه می‌دهد شناسایی شود.

در میان مدل‌های بررسی‌شده، MRI-ESM2-0 به‌عنوان مناسب‌ترین مدل انتخاب شد؛ به‌طوری که مقدار $R^2=0.97$

جدول ۵. خلاصه مدل‌های GCM به‌کاررفته در آزمایش‌های CMIP6

Table 5. Summary of GCMs used in CMIP6 experiments

ردیف	مدل CMIP6	تفکیک پذیری (طول جغرافیایی × عرض جغرافیایی)	R^2	RMSE
Row	CMIP6 Model	Resolution (Lon × Lat)		
1	ACCESS-ESM1-5	$1.875^\circ \times 1.25^\circ$	0.61	0.472
2	HadGEM3-GC31-LL	$1.875^\circ \times 1.25^\circ / 0.83^\circ \times 0.56^\circ / 0.35^\circ \times 0.23^\circ$	0.67	0.43
3	MPI-ESM1-2-LR	$1.25^\circ \times 1^\circ$	0.73	0.39
4	MRI-ESM2-0	$1.125^\circ \times 1.125^\circ$	0.78	0.35
5	GFDL-ESM4	$1.0^\circ \times 1.0^\circ$	0.7	0.4
6	CNRM-CM6-1	$1.4^\circ \times 1.4^\circ$	0.65	0.46

نتایج و بحث

نتایج مدل‌سازی عددی

واسنجی مدل MODFLOW

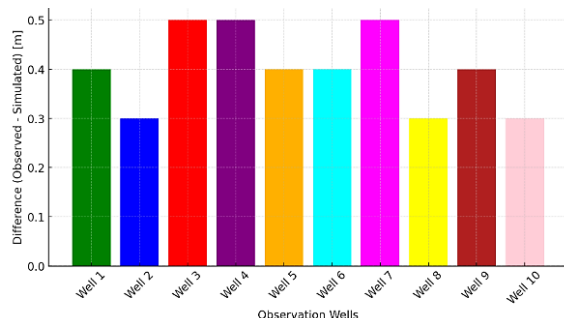
در این مطالعه، واسنجی حالت پایدار (Steady-state calibration) تراز آب زیرزمینی با استفاده از داده‌های مشاهداتی چاه‌های پیرومتری جمع‌آوری‌شده در سپتامبر ۲۰۰۷ طی یک دوره یک‌ماهه از اندازه‌گیری‌های مستمر انجام شد.

برای شبیه‌سازی دینامیک طولانی‌مدت آب زیرزمینی در مدل MODFLOW برای دوره ۲۰۰۷ تا ۲۰۱۸، فرایند

واسنجی به دو رویکرد مکمل تقسیم شد: تنظیم دستی (Manual adjustment) و بهینه‌سازی خودکار (Automated optimization).

به‌منظور ارزیابی تغییرات تراز آب زیرزمینی و در نظر گرفتن تأثیر هدایت هیدرولیکی بر تغییرات زمانی، یک روش تقریب خودکار بر اساس متدولوژی‌های به‌کاررفته در مطالعات قبلی توسط Doherty et al. 1994 و Masoumi et al., 2021 مورد استفاده قرار گرفت. با استفاده از این رویکرد، ضرایب بهینه هدایت هیدرولیکی با کمک نرم‌افزار PEST تعیین شدند.

تحت شرایط واسنجی شده حالت پایدار نشان می‌دهد که بیانگر عملکرد مدل در بازتولید اندازه‌گیری‌های میدانی است.



شکل ۵. اختلاف بین ترازهای مشاهده‌شده و شبیه‌سازی شده
Fig 5. Difference observed and simulated levels.

همان‌طور که در شکل نشان داده شده است، نمودار ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) توزیع تفاوت‌های بین تراز آب زیرزمینی مشاهده‌شده و شبیه‌سازی شده را به تصویر می‌کشد.

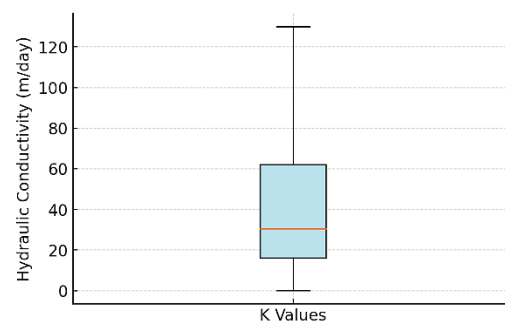
در این مطالعه، مقدار RMSE محاسبه شده برابر با ۲/۵۹ متر بود که نشان‌دهنده تطابق قابل قبول و نزدیک‌بین پیش‌بینی‌های مدل و اندازه‌گیری‌های میدانی است.

شاخص RMSE نرمال شده (NRMSE) که میزان خطا را نسبت به دامنه داده‌های مشاهده‌شده بیان می‌کند، ۱۸ درصد به دست آمد؛ مقداری که برای شبیه‌سازی‌های طولانی مدت آب زیرزمینی مناسب ارزیابی می‌شود.

ضریب تعیین (R^2) نیز برای ارزیابی عملکرد مدل از طریق سنجش میزان همبستگی میان مقادیر مشاهده‌شده و شبیه‌سازی شده مورد استفاده قرار گرفت.

انطباق بالایی در نتایج مشاهده شد، به‌طوری که مقادیر R^2 در محدوده ۰/۹۳ تا ۰/۹۶ قرار گرفت؛ این امر نشان می‌دهد که مدل به طور قابل اطمینانی نوسانات زمانی تراز آب زیرزمینی را در طول دوره مطالعه بازتولید می‌کند.

مقادیر واسنجی شده هدایت هیدرولیکی (بر حسب متر بر روز) در شکل ۴ ارائه شده است، درحالی که شکل ۵ تفاوت بین تراز آب زیرزمینی مشاهده‌شده و شبیه‌سازی شده را



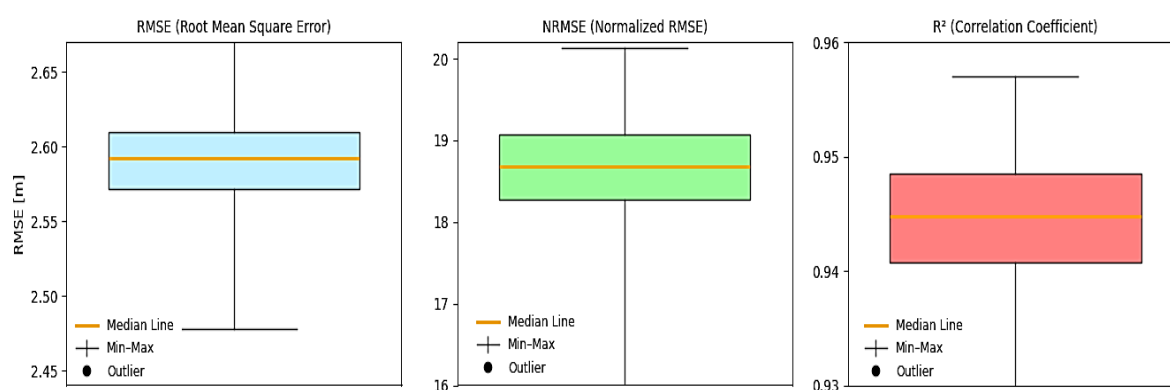
شکل ۴. هدایت هیدرولیکی واسنجی شده (متر بر روز)
Fig 4. Calibrated hydraulic conductivity (m/day)

واسنجی حالت ناپایدار

مدل‌سازی و واسنجی جریان در حالت گذرا (متغیر با زمان) در این مطالعه با استفاده از مدل MODFLOW و در ترکیب با ابزارهای واسنجی خودکار، به‌ویژه PEST، با گام زمانی ماهانه در یک دوره ۱۱ ساله از سپتامبر ۲۰۰۷ تا سپتامبر ۲۰۱۸ انجام شد. هدف از این رویکرد، بازتولید دقیق نوسانات مشاهده‌شده در تراز آب زیرزمینی سیستم آبخوان چالوس بود.

هدف اصلی فرایند واسنجی، همسوسازی نتایج شبیه‌سازی با اندازه‌گیری‌های تراز آب پیژومتری و هم‌زمان بهینه‌سازی پارامترهای کلیدی هیدرودینامیکی شامل هدایت هیدرولیکی افقی (K)، ضریب ذخیره (S) و نرخ‌های تغذیه سطحی بود. این واسنجی تضمین می‌کند که مدل می‌تواند رفتار پویای آبخوان را تحت شرایط متغیر طبیعی و انسانی به طور قابل اطمینانی پیش‌بینی کند.

عملکرد مدل با استفاده از معیارهای استاندارد RMSE، NRMSE و ضریب تعیین (R^2) ارزیابی شد که در مجموع نشان‌دهنده دقت بالای شبیه‌سازی‌ها بوده و توانایی مدل را در بازنمایی مؤثر پاسخ‌های آبخوان تأیید کرد (شکل ۶).



شکل ۶. نتایج ارزیابی مدل با استفاده از شاخص‌هایی مانند RMSE، NRMSE و R^2
 Fig 6. Model evaluation results using metrics such as RMSE, NRMSE, and R^2

• شمارش کلی‌فرم‌ها نیز در روزهای ۱۵، ۳۰، ۴۵ و ۶۰

مورد تحلیل قرار گرفت.

نتایج نشان‌دهنده کاهش چشمگیر در غلظت آلاینده‌ها بود. به‌عنوان مثال، مقدار COD که در ابتدا ۲۳۲ میلی‌گرم بر لیتر بود، در روز شصتم و در عمق ۵ متری به ۸ میلی‌گرم بر لیتر کاهش یافت (جدول ۶). این امر نشان‌دهنده ظرفیت فیلتراسیون بالای خاک منطقه است که توانسته به طور مؤثری حدود ۹۷ درصد از میزان COD پساب تزریق‌شده را حذف کند.

تحلیل پارامتر BOD_5 در طول آزمایش و مدل‌سازی‌های مربوط به آن، نشان‌دهنده کاهش ۹۷ درصدی در غلظت این آلاینده در پایان دوره ۶۰ روزه مطالعه بود. اکسیژن‌خواهی زیست‌شیمیایی (BOD_5)، میزان اکسیژن مصرف‌شده توسط میکروارگانیسم‌ها برای تجزیه مواد آلی را اندازه‌گیری می‌کند و به همین دلیل، یک شاخص حیاتی برای سنجش کیفیت آب و میزان آلودگی بیولوژیکی در فاضلاب به شمار می‌رود.

در ابتدای آزمایش، پساب تزریقی دارای غلظت BOD_5 برابر با ۱۵۰ میلی‌گرم بر لیتر بود که تا پایان دوره ۶۰ روزه تزریق، در عمق ۵ متری به ۴ میلی‌گرم بر لیتر کاهش یافت (جدول ۷). این کاهش چشمگیر، نشان‌دهنده اثرات هم‌زمان ظرفیت فیلتراسیون بالای خاک و تجزیه

واسنجی مدل MT3DMS

پس از واسنجی تراز آب زیرزمینی و تعیین پارامترهای هیدرودینامیکی مؤثر نظیر هدایت هیدرولیکی افقی (K)، ضریب ذخیره (S) و نرخ تغذیه سطحی، مدل جهت شبیه‌سازی انتقال آلاینده با استفاده از MT3DMS توسعه یافت.

یک فرایند تزریق پساب ۶۰ روزه در عمق ۵ متری مدل‌سازی شد تا رفتار آلاینده‌ها در ماتریس خاک متخلخل بررسی شده و میزان کاهش آن‌ها در طول زمان طی این آزمایش کوتاه‌مدت ارزیابی گردد.

واسنجی مدل MT3DMS در ترکیب با روش‌های مدل‌سازی معکوس (Inverse modeling) انجام شد تا ضرایب هیدرودینامیکی اصلاح شده و دقت پیش‌بینی انتقال آلاینده‌ها بهبود یابد.

در این مطالعه، چندین پارامتر کلیدی کیفیت آب مورد پایش قرار گرفتند:

- پارامترهای pH و هدایت الکتریکی (EC) در روزهای ۱، ۲، ۱۰، ۲۰، ۳۰، ۴۰، ۵۰ و ۶۰ اندازه‌گیری شدند.
- نیاز اکسیژن‌خواهی زیست‌شیمیایی (BOD_5) و نیاز اکسیژن‌خواهی شیمیایی (COD) در روزهای ۱۵، ۳۰، ۴۵ و ۶۰ ارزیابی شدند.

زیستی توسط میکروارگانیسم‌ها در محیط آبخوان است و کارایی بالای سیستم زیرسطحی منطقه را در کاهش

جدول ۶. نرخ تغییرات COD در عمق‌های مختلف - غلظت اولیه (ورودی) COD برابر با ۲۳۲ میلی‌گرم بر لیتر

Table 6. The rate of COD changes at different depths - The (initial) concentration of COD was 232 mg/L

عمق (متر) Depth (meters)	۱۵ روز Day 15	۳۰ روز Day 30	۴۵ روز Day 45	۶۰ روز Day 60
1	4%	22%	49%	73%
2	6%	26%	53%	81%
3	7%	34%	58%	87%
4	14%	39%	65%	91%
5	16%	47%	68%	97%

جدول ۷. نرخ تغییرات BOD₅ در عمق‌های مختلف - غلظت اولیه (ورودی) BOD₅ برابر با ۱۵۰ میلی‌گرم بر لیتر

Table 7. The rate of BOD changes at different depths - The (initial) concentration of BOD₅ was 150 mg/L

عمق (متر) Depth (meters)	۱۵ روز Day 15	۳۰ روز Day 30	۴۵ روز Day 45	۶۰ روز Day 60
1	2%	23%	45%	65%
2	7.33%	28%	51%	73%
3	8%	31%	51%	80%
4	10%	33%	53%	86%
5	15%	37%	57%	97%

تحلیل غلظت کلی‌فرم‌ها (COLIFORM) در آبخوان نشان داد که در روزهای ابتدایی تزریق، میزان این آلاینده‌های میکروبی روندی کاهشی داشته است، اگرچه در این مرحله هنوز مقادیری از باکتری‌های کلی‌فرم قابل‌شناسایی بودند. بااین‌حال، در عمق ۵ متری، حذف کامل کلی‌فرم‌ها (۱۰۰ درصد) طی دوره ۶۰ روزه حاصل شد؛ همان‌گونه که در شکل ۸ نشان داده شده است.

این نتیجه بیانگر نقش بسیار مؤثر فیلتراسیون طبیعی خاک در حذف آلاینده‌های میکروبی است. یافته‌ها نشان می‌دهند که پساب، پس از تصفیه و عبور از لایه‌های زیرسطحی، به کیفیت میکروبی مناسبی برای استفاده مجدد ایمن در کاربردهای غیرشرب، از جمله آبیاری، می‌رسد و از نظر آلودگی میکروبی خطری ایجاد نمی‌کند. تحلیل تغییرات هدایت الکتریکی (EC) در آبخوان نشان داد که نوسانات آن به‌صورت وابسته به عمق رخ می‌دهد؛

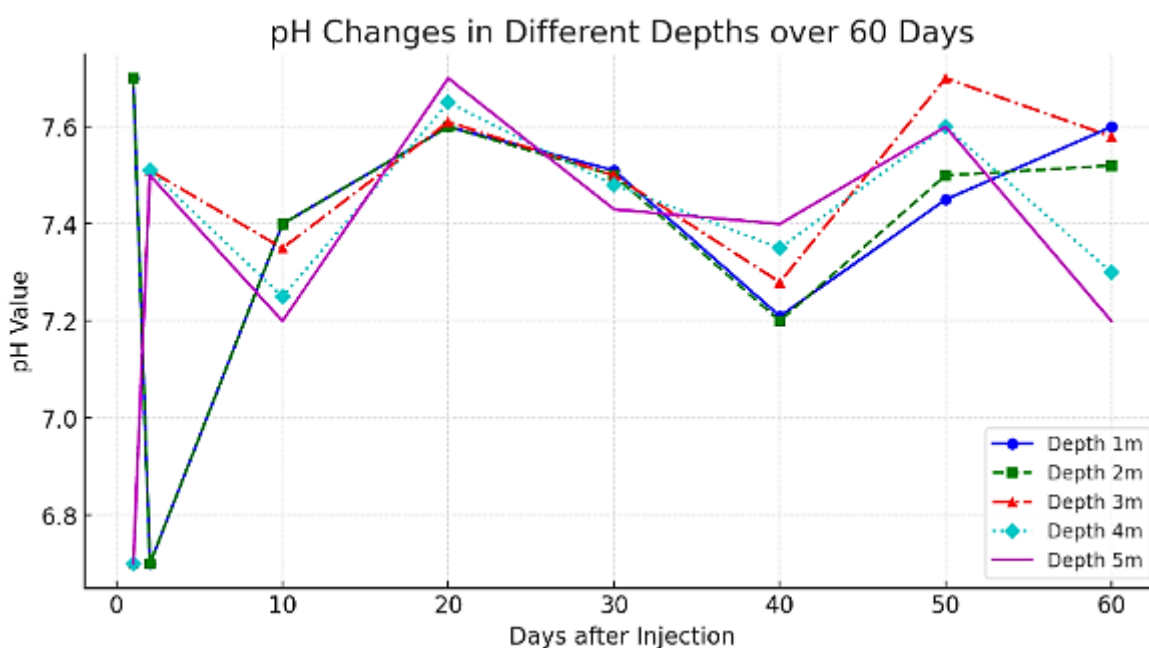
pH که یکی از شاخص‌های اصلی اسیدیته آب به شمار می‌رود، در ابتدای کار در پساب خروجی تصفیه‌خانه فاضلاب چالوس برابر با ۷/۸ اندازه‌گیری شد. در این آزمایش، در مجموع ۵۰۰۰ لیتر فاضلاب طی یک دوره ۵ روزه و با نرخ روزانه ۱۰۰۰ لیتر به آبخوان تزریق شد. نتایج مدل‌سازی نشان داد که pH در روزهای ابتدایی اندکی کاهش یافت که این تغییر احتمالاً ناشی از ورود مواد آلی موجود در پساب بوده است. باگذشت زمان، مقدار pH به تدریج به مقادیری نزدیک به سطح اولیه بازگشت که این موضوع بیانگر ظرفیت طبیعی خاک در بافر کردن و تنظیم شرایط شیمیایی محیط است. بیشترین تغییر در عمق ۵ متری مشاهده شد؛ جایی که pH از ۶/۷ به ۷/۲ افزایش یافت. این نتیجه نشان‌دهنده کارایی مناسب خاک منطقه در تعدیل اسیدیته و حفظ تعادل شیمیایی در سامانه آبخوان است (شکل ۷).

در فاز نهایی مطالعه، رفتار باکتری ای‌کولای (*E. coli*) به‌عنوان یک آلاینده میکروبی مورد ارزیابی قرار گرفت. پس از تزریق پساب، غلظت *E. coli* در روزهای ابتدایی روندی کاهشی را نشان داد، اگرچه برخی باکتری‌ها همچنان در اعماق مشخصی قابل‌شناسایی بودند.

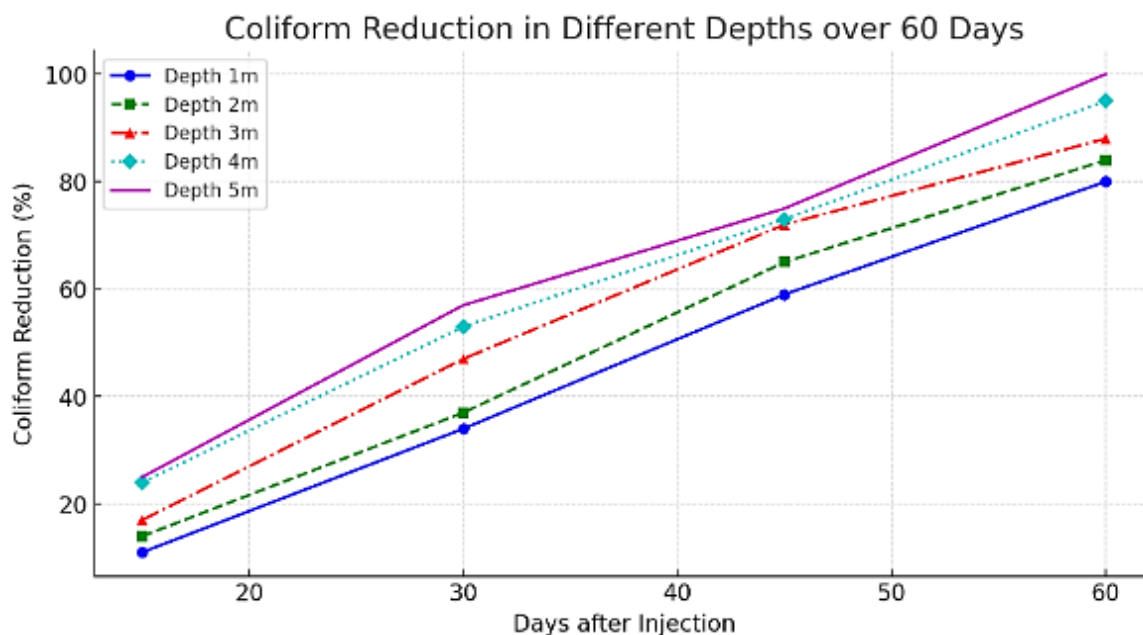
همان‌طور که در شکل مربوطه نشان داده‌شده است، در عمق ۳ متری، حذف کامل (۱۰۰ درصدی) باکتری *E. coli* در طول دوره ۶۰ روزه محقق شد. این دستاورد بر اثربخشی فرآیند فیلتراسیون طبیعی خاک در حذف آلاینده‌های میکروبی تأکید می‌کند. نتایج نشان می‌دهند که پس از عبور ۶۰ روزه پساب از لایه‌های زیرسطحی خاک در این عمق، پساب تصفیه‌شده به ایمنی میکروبی دست‌یافته و برای استفاده مجدد در مصارف غیرشرب مانند آبیاری کاملاً مناسب است.

موضوعی که بیانگر اثر ویژگی‌های خاک و لایه‌بندی زیرسطحی بر شوری آب است (شکل ۹).

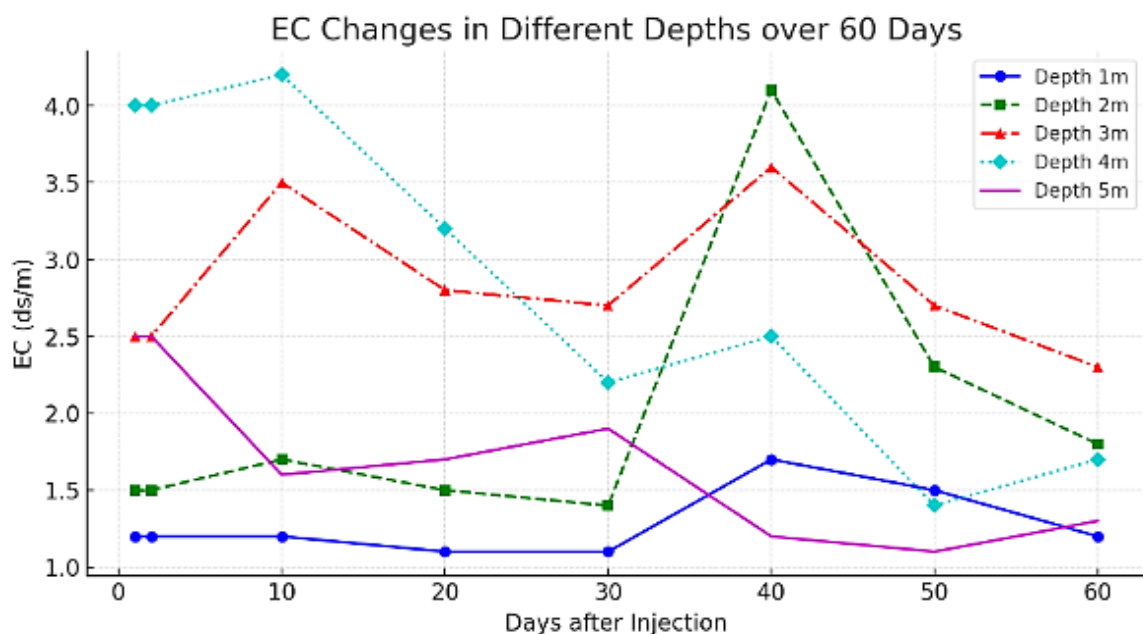
در برخی عمق‌ها، افزایش‌های موقتی EC مشاهده شد؛ برای نمونه، در عمق ۲ متر در روز چهارم مقدار EC به ۴/۱ dS/m رسید. در مقابل، در عمق ۵ متر روند EC به تدریج کاهشی بود و تا روز ششم به ۱/۳ dS/m کاهش یافت و به مقدار اولیه خود نزدیک شد. این نتایج نشان می‌دهد که شوری پساب تزریق‌شده در طول زمان تکامل می‌یابد و این تغییرات عمدتاً تحت کنترل نفوذپذیری خاک و فرایندهای فیزیکوشیمیایی در محیط آبخوان است؛ فرایندهایی مانند رقیق‌سازی (dilution)، جذب سطحی (adsorption) و تبادل یونی (ion exchange) که به کاهش تدریجی شوری و تعدیل کیفیت آب کمک می‌کنند.



شکل ۷. بررسی تغییرات pH
Fig 7. Investigation of pH Variations



شکل ۸. بررسی تغییرات کلی فرم
Fig 8. Investigation of Coliform Variations



شکل ۹. بررسی تغییرات EC (هدایت الکتریکی)
Fig 9. Investigation of EC (Electrical Conductivity) Variations

آموزش داده شد. ساختار این شبکه به صورت پرسپترون چندلایه (MLP) با سه لایه پنهان طراحی شد و از تابع فعال ساز ReLU برای مدل سازی روابط غیرخطی میان متغیرهای ورودی استفاده گردید.

نتایج مدل سازی ANN و مقایسه با MODFLOW شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای پیش بینی تراز آب زیرزمینی و کیفیت آب به منظور ارزیابی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در شبیه سازی کیفیت آب، مدل با استفاده از داده های حاصل از آزمایش میدانی ۶۰ روزه در آبخوان چالوس

معیارهای استاندارد شامل میانگین مربعات خطا (MSE)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب تعیین (R^2) مورد سنجش قرار گرفت. مقایسه این نتایج که در جدول‌های ۸ و ۹ خلاصه شده است، توانایی پیش‌بینی بالای مدل ANN و اثربخشی آن را در شبیه‌سازی تغییرات پارامترهای کیفی آب نشان می‌دهد.

مجموعه داده‌ها به دو بخش تقسیم شد: ۷۰ درصد برای آموزش (Training) و ۳۰ درصد برای اعتبارسنجی (Validation) تا ارزیابی دقیقی از توانایی تعمیم‌پذیری مدل حاصل شود. خروجی‌های مدل ANN سپس با داده‌های مشاهداتی میدانی مقایسه شدند و عملکرد مدل در برابر نتایج مدل عددی MT3DMS با استفاده از

جدول ۸. مقایسه شاخص RMSE بین مدل‌های ANN و MT3DMS
Table 8. Comparison of RMSE between ANN and MT3DMS

پارامترها Parameters	ANN (RMSE)	MT3DMS (RMSE)	کاهش خطا (%) Error Reduction (%)
BOD ₅	2.1	2.8	25%
COD	3.5	4.2	16.7%
PH	0.12	0.18	33.3%
EC	0.25	0.35	28.6%
E. COLI	5.0	6.5	23.1%

جدول ۹. مقایسه شاخص R^2 بین مدل‌های ANN و MT3DMS
Table 9. Comparison of R^2 between ANN and MT3DMS

پارامترها Parameters	R^2 (ANN)	R^2 (MT3DMS)
BOD ₅	0.94	0.88
COD	0.91	0.85
PH	0.97	0.92
EC	0.89	0.82
E. COLI	0.95	0.90

ازسوی دیگر، مدل ANN الگوی تغییرات pH را با استفاده از داده‌های مشاهداتی و عوامل مؤثری نظیر EC، غلظت COD و BOD₅ تحلیل کرد. بر اساس نتایج، RMSE برای ANN برابر با ۰/۱۲ و برای MT3DMS برابر با ۰/۱۸ بود که حاکی از ۳۳/۳٪ کاهش خطا در ANN است. همچنین، مقدار R^2 برای ANN برابر با ۰/۹۷ در مقایسه با ۰/۹۲ برای MT3DMS، نشان داد که ANN نوسانات pH را بهتر از مدل عددی ثبت می‌کند. علاوه بر این، در روند تغییرات EC، مدل ANN به RMSE معادل ۰/۲۵ رسید (در برابر ۰/۳۵ در MT3DMS) که بیانگر ۲۸/۶٪ کاهش خطا است. مقدار R^2 در ارزیابی EC برای ANN برابر با ۰/۸۹ و برای MT3DMS برابر با ۰/۸۲ بود.

همان‌طور که در جداول بالا مشاهده می‌شود، مدل ANN با دریافت داده‌های ورودی شامل زمان، عمق نمونه‌برداری، pH و سایر عوامل مؤثر، برای فرایند کاهش BOD₅ مقدار RMSE برابر با ۲/۱ را ثبت کرد. در مقابل، مدل MT3DMS مقدار ۲/۸ را نشان داد که بیانگر ۲۵٪ کاهش خطا در مدل ANN است. همچنین، مدل ANN با استفاده از مجموعه داده‌های مشاهداتی، وابستگی COD به شرایط محیطی را شبیه‌سازی کرد و به RMSE معادل ۳/۵ دست‌یافت (در مقایسه با ۴/۲ در مدل MT3DMS) که نشان‌دهنده ۱۶/۷٪ کاهش خطا در ANN است. مقدار R^2 برای ANN برابر با ۰/۹۱ و برای MT3DMS برابر با ۸۵/۰۵ بود که دقت بالاتر مدل ANN را در شبیه‌سازی کاهش COD تأیید می‌کند.

SSP2-4.5 (میان‌ه) و SSP5-8.5 (بدبینانه) نسخه‌های ارتقایافته‌ای از سناریوهای RCP هستند.

شکل‌های ۱۰ تا ۱۲ نتایج مدل GCM مورد استفاده برای متغیرهای اقلیمی (بارش و دمای حداقل و حداکثر) را تحت سناریوهای SSP نشان می‌دهند.

نتایج حاصل از مدل GCM نشان‌دهنده افزایش دمای حداقل و حداکثر در بازه ۲۰۳۰-۲۰۵۰ نسبت به دوره پایه (۱۹۹۵-۲۰۲۰) است. در این تحقیق از نرم‌افزار LARS-۸WG برای ریزمقیاس‌نمایی داده‌های GCM و اندازه‌گیری بارش‌های روزانه ایستگاه هواشناسی استفاده شد. تغییرات دما می‌تواند منجر به افزایش تبخیر و تعرق سطحی در منطقه شود. طبق گزارش IPCC، تبخیر میانگین جهانی با دما رابطه غیرمستقیم داشته و به‌ازای هر ۱ درجه سانتی‌گراد افزایش دما، میزان تبخیر احتمالاً ۱ تا ۳ درصد افزایش می‌یابد.

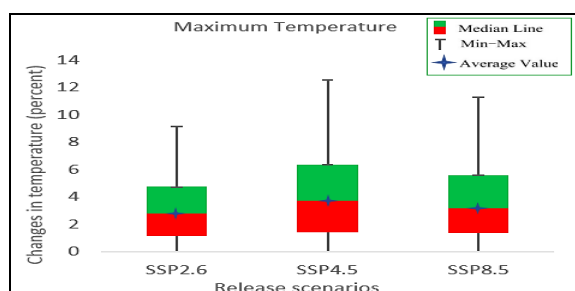
میانگین دمای حداکثر و حداقل سالانه در دوره پایه، به ترتیب ۱۰ و ۱۳- درجه سانتی‌گراد (در ارتفاعات) گزارش شده است. تغییرات دمای میانگین هوا در دوره ۲۰۵۰-۲۰۳۰ تحت هر سه سناریوی SSP در شکل‌های ۱۰ و ۱۱ ارائه شده است.

در نهایت، مدل ANN مقادیر بالای اولیه‌ای کولای و کلی‌فرم را که پس از ۶۰ روز در اعماق ۳ تا ۵ متری به صفر رسیده بودند، با تحلیل نرخ زوال میکروبی و فیلتراسیون طبیعی آبخوان شبیه‌سازی کرد. در این ارزیابی، RMSE برای ANN برابر با ۵/۰ و برای MT3DMS برابر با ۶/۵ بود (۲۳/۱٪ کاهش خطا). مقدار R^2 نیز برای ANN برابر با ۰/۹۵ ثبت شد که دقت برتر آن را در شبیه‌سازی کاهش آلودگی‌های میکروبی نشان می‌دهد.

مدل تغییر اقلیم

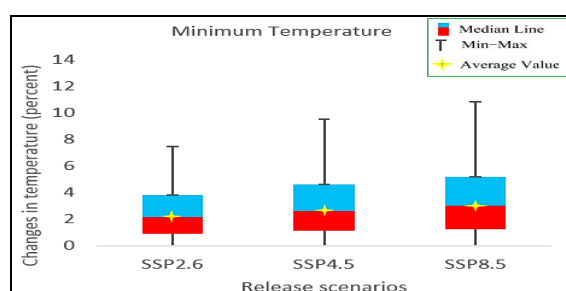
تخمین بارش و دما با استفاده از مدل‌های گردش عمومی جو (GCM) امکان‌پذیر است، اما این فرایند با عدم قطعیت‌های بالایی همراه است؛ زیرا تفاوت‌های مکانی، پارامتری‌سازی فرایندهای فیزیکی را دشوار می‌سازد.

در این پژوهش، مطابق با ارزیابی‌های انجام‌شده در بخش‌های قبل و انتخاب مدل MRI-ESM2-0، تغییرات دما و بارش CMIP6 تحت سناریوهای انتشار SSP بررسی شد. در CMIP6، سه سناریوی SSP1-2.6 (خوش‌بینانه)،



شکل ۱۱. تغییرات میانگین سالانه دمای بیشینه در مدل‌های GCM طی دوره آینده (۲۰۳۰-۲۰۵۰) و دوره گذشته (۲۰۲۰-۱۹۹۵) تحت سناریوهای SSP

Fig 11. Average annual maximum temperature changes of GMC models (2030-2050) and past (1995-2020) under SSP

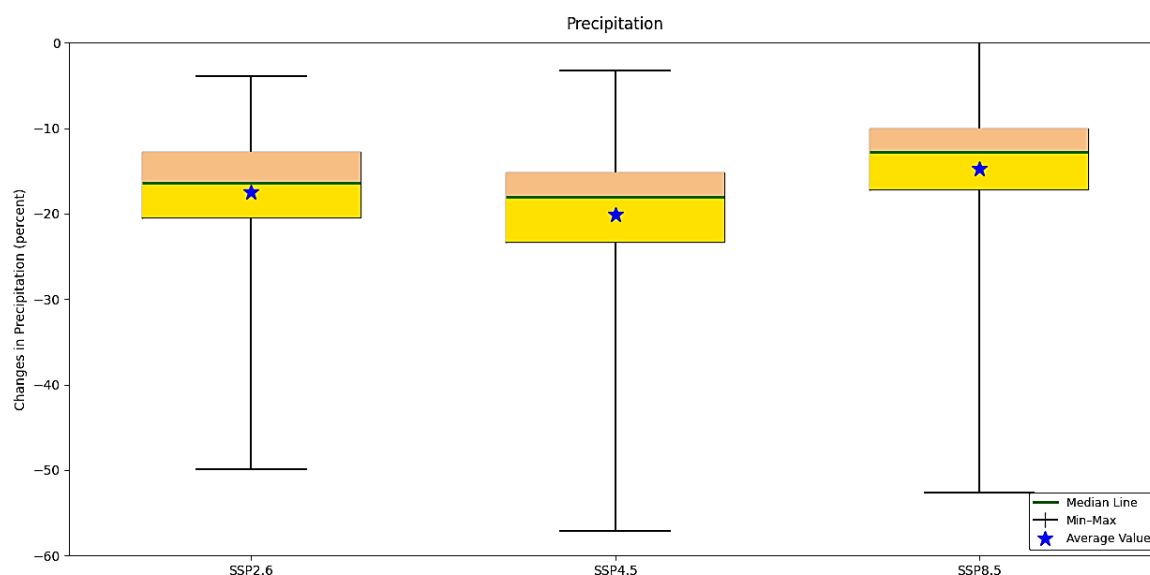


شکل ۱۰. تغییرات میانگین سالانه دمای کمینه در مدل‌های GCM طی دوره آینده (۲۰۳۰-۲۰۵۰) و دوره گذشته (۲۰۲۰-۱۹۹۵) تحت سناریوهای SSP

Fig 10. Average annual minimum temperature changes of GMC models (2030-2050) and past (1995-2020) under SSP

دمای حداقل هوا نیز به ترتیب ۲/۵۸، ۲/۵۹ و ۲/۹۱ درصد محاسبه شده است که افزایش دما را تأیید می‌کند. براین اساس می‌توان نتیجه گرفت که باتوجه به خروجی هر سه سناریوی SSP، شرایط هیدروترمال (دمایی - رطوبتی) در محدوده آبخوان چالوس در آینده همچنان روندی گرم و مرطوب را تجربه خواهد کرد.

باتوجه به شکل‌های ۱۰ و ۱۱ که میانگین درصد تغییرات دمای حداکثر هوا را در سناریوهای SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5 نشان می‌دهند، مقادیر به دست آمده به ترتیب برابر با ۲/۳۸، ۲/۱۱ و ۲/۷۳ درصد است. این مقادیر نشان‌دهنده یک روند افزایشی در دمای حداکثر منطقه مورد مطالعه است. علاوه بر این، میانگین درصد تغییرات



شکل ۱۲. تغییرات میانگین بارش سالانه مدل‌های GCM (۲۰۳۰-۲۰۵۰) و دوره گذشته (۱۹۹۵-۲۰۲۰) تحت سناریوهای SSP
Fig12. Average annual precipitation changes of GMC models (2030-2050) and past (1995-2020) under SSP

متوسط شاهد کاهش ۱۰ تا ۲۰ درصدی بارندگی در منطقه خواهیم بود.

برآورد تغییرات تغذیه آبخوان

به منظور بررسی تأثیر تغییر اقلیم بر تغییرات میزان تغذیه آبخوان چالوس در دوره ۲۰۳۰ تا ۲۰۵۰ بر اساس مدل MRI-ESM2-0 (از سری مدل‌های CMIP6) تحت سناریوهای SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5 — که همگی کاهش بارندگی و افزایش دماهای حداقل و حداکثر را نسبت به دوره پایه (۱۹۹۵-۲۰۲۰) پیش‌بینی کرده‌اند — لایه تغذیه (Recharge) در مدل MODFLOW به‌روزرسانی شد.

برای کمی‌سازی اثرات تغییر اقلیم و فعالیت‌های انسانی بر تغذیه آب زیرزمینی، نرخ تغذیه بر اساس روابط تجربی و

یکی از نشانه‌های بارز تغییر اقلیم در منطقه مورد مطالعه، نوسان‌پذیری پدیده‌های بارندگی است که تأثیری مستقیم بر روند بهره‌برداری و میزان تغذیه آبخوان دارد. به منظور بررسی تغییرات پدیده‌های بارندگی نسبت به دوره پایه (۱۹۹۵ تا ۲۰۲۰) که میانگین بارش سالانه آن ۵۰۰ میلی‌متر است، داده‌های بارندگی برای دوره ۲۰۳۰ تا ۲۰۵۰ استخراج گردید.

همان‌طور که در شکل ۱۲ نشان داده شده است، میانگین درصد تغییرات بارش در هر سه سناریوهای SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5 کاهش بارندگی را نسبت به دوره پایه نشان می‌دهد.

در میان این سناریوها، شدیدترین میزان کاهش بارندگی برای آینده پیش‌بینی شده است؛ به‌طوری که به طور

این رویکرد در مطالعات مشابهی نیز به کار گرفته شده است؛ از جمله توسط اشتوی و همکاران (Eshtawi et al., 2016) در نوار غزه و ژو و همکاران (Zhou et al., 2023) در حوزه رودخانه یانگتسه که در آن‌ها برآورد میزان تغذیه بر اساس ضرایب جریان برگشتی بخش‌های مختلف و متناسب با ویژگی‌های منطقه‌ای تنظیم شده بود. در مطالعه حاضر، ضرایب جریان برگشتی با استفاده از نظرات کارشناسی محلی و اصول مدل‌سازی اقلیم نیمه‌مرطوب تعیین شدند.

نتایج نشان‌دهنده کاهش کلی ۱۹/۳ درصدی در تغذیه سالانه آب زیرزمینی آبخوان چالوس بین دوره پایه و دوره آینده است. این کاهش عمدتاً به افت بارندگی و کاهش جریان برگشتی بخش کشاورزی (که بخش‌های اصلی تغذیه آبخوان را تشکیل می‌دهند) نسبت داده می‌شود. یافته‌های این پژوهش آسیب‌پذیری شدید سیستم آبخوان را نسبت به تغییرات اقلیمی برجسته می‌سازد که این امر با نتایج مطالعات اسکنلون و همکاران (Scanlon et al., 2012) و رانجان و همکاران (Ranjan et al., 2023) همخوانی دارد؛ مطالعاتی که کاهش مشابهی را در تغذیه آبخوان‌های حوزه‌های مدیرانه‌ای و نیمه‌خشک تحت سناریوهای اقلیمی آینده گزارش کرده‌اند (جدول ۱۰).

سهم متناسب جریان برگشتی از بخش‌های مختلف کاربری اراضی و مصرف آب محاسبه گردید که شامل موارد زیر است:

- نفوذ مستقیم بارندگی (Direct rainfall infiltration)
 - جریان برگشتی از آبیاری بخش کشاورزی (Return flow from agricultural irrigation)
 - مصرف آب شرب شهری و روستایی (Urban and rural domestic water use)
 - پساب‌های صنعتی (Industrial discharges)
 - کاربری‌ها و پوشش‌های غالب اراضی (Dominant land use and land cover types)
- تغذیه کل آبخوان با استفاده از رابطه ۸ برآورد شد:

$$(8) \quad \text{تغذیه آبخوان} = R_i + R_u + R_a + R_r$$

که در آن R_i : جریان برگشتی بخش صنعت (بین ۵ تا ۱۰ درصد)؛ R_u : جریان برگشتی حاصل از مصرف آب شرب در مناطق شهری و روستایی (بین ۱۰ تا ۱۵ درصد)؛ R_a : جریان برگشتی بخش کشاورزی (به طور معمول ۲۰ تا ۳۰ درصد آب آبیاری) و R_r : تغذیه ناشی از نفوذ مستقیم بارندگی (درصدی از کل بارندگی با در نظر گرفتن پوشش زمین، شیب و ویژگی‌های فیزیکی خاک) هستند.

جدول ۱۰. برآورد میزان تغذیه آب زیرزمینی به تفکیک بخش‌های مختلف – مقایسه بین دوره پایه و دوره آینده

Table 10. Recharge Estimation by Sector – Comparison Between Baseline and Future Periods

بخش Sector	ضریب بازگشت جریان Return Flow (%) Coefficient	تغذیه آبخوان (۱۹۹۵-۲۰۲۰) Recharge (1995-2020) (MCM/yr)	تغذیه آبخوان (۲۰۲۰-۲۰۵۰) Recharge (2030-2050) (MCM/yr)	تغییر Change (%)
بارش Precipitation	18%	153	124	-19%
کشاورزی Agriculture	25%	57.5	45	-21.7%
مصرف خانگی (شهری) Domestic (urban)	12%	9	8	-11.1%
صنعت Industry	7%	2.1	1.8	-14.3%
تغذیه کل آبخوان Total Recharge	-	221.6	178.8	-19.3%

حدود ۱۹ درصد تحت سناریوی SSP2-4.5 و نزدیک به ۲۵ درصد تحت سناریوی SSP5-8.5 است. این کاهش در تغذیه، منجر به افت سطح آب زیرزمینی در مقایسه با دوره پایه شده است. علاوه بر این، با فرض ثابت ماندن بار آلودگی ورودی، کاهش حجم اشباع آبخوان منجر به افزایش غلظت آلاینده‌ها شده و در نهایت، افت محسوس کیفیت آب زیرزمینی را به دنبال داشته است.

بر اساس جدول ۱۱، همان‌گونه که انتظار می‌رود، سناریوی SSP5-8.5 که بدبینانه‌ترین چشم‌انداز را نشان می‌دهد، شدیدترین اثر را نیز به همراه دارد و موجب ۲۵ درصد کاهش در تغذیه آبخوان می‌شود. در سناریوی میانی SSP2-4.5، کاهش تغذیه حدود ۱۹/۵ درصد برآورد شده است، درحالی‌که در سناریوی خوش‌بینانه SSP1-2.6 این کاهش حدود ۱۳ درصد مشاهده می‌شود.

درنتیجه، بر اساس این تغییرات، سطح آب زیرزمینی و غلظت آلاینده‌ها - با فرض ثابت ماندن بار آلودگی ورودی در طول زمان - با استفاده از نرخ‌های به‌روزشده تغذیه برای هر سناریو در مدل MODFLOW شبیه‌سازی شدند که نتایج آن در جدول ۱۲ ارائه شده است.

این نتایج به‌وضوح اثر هم‌افزای کاهش تغذیه و بارگذاری ثابت آلاینده‌ها را بر افت کیفیت آب نشان می‌دهند. با کوچک‌شدن منطقه اشباع آبخوان، مقدار مشخصی از جرم آلاینده در حجم کمتری از آب زیرزمینی حل و متمرکز می‌شود که این امر ریسک آلودگی را افزایش می‌دهد. به‌ویژه، آلاینده‌های میکروبی (ای‌کولای و کلی‌فرم) و آلاینده‌های آلی (BOD₅ و COD) در شرایط کاهش تغذیه، افزایش شدیدتری را در غلظت خود نشان می‌دهند.

نتایج نشان‌دهنده کاهش کلی ۱۹/۳ درصدی در تغذیه سالانه آب زیرزمینی آبخوان چالوس بین دوره پایه و دوره آینده است. این کاهش عمدتاً به افت بارندگی و کاهش جریان برگشتی بخش کشاورزی (که رواناب‌های غالب تغذیه‌کننده آبخوان هستند) نسبت داده می‌شود. یافته‌های این پژوهش، آسیب‌پذیری شدید سیستم آبخوان را نسبت به تغییرات اقلیمی برجسته ساخته و بر ضرورت اتخاذ راهبردهای مدیریت پایدار منابع آب تأکید می‌کند.

تحلیل تأثیر اقلیم بر تغذیه و کیفیت آبخوان

هرچند دوره شبیه‌سازی پایه مورد استفاده در مدل MODFLOW به دلیل محدودیت در داده‌های مشاهداتی بلندمدت، کوتاه‌مدت بود (مارس ۲۰۱۸ تا دسامبر ۲۰۱۹)، اما برای ارزیابی تغییرات آبی در تغذیه آب زیرزمینی تحت تأثیر تغییر اقلیم، از مدل واسنجی‌شده MODFLOW با به‌روزرسانی لایه‌های تغذیه و نرخ‌های برداشت آب زیرزمینی استفاده شد.

با فرض ثابت‌بودن بارگذاری آلاینده‌ها و مقادیر بهینه پارامترهای کلیدی واسنجی‌شده (مانند هدایت هیدرولیکی، آبدی و ویژه، نرخ تغذیه و شرایط مرزی)، مدل اعتبارسنجی‌شده برای پیش‌بینی‌های آینده بین سال‌های ۲۰۳۰ تا ۲۰۵۰ تحت سه سناریوی اقلیمی CMIP6 (شامل SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5) به کار گرفته شد. برآوردهای تغذیه آینده از طریق اصلاح مقادیر لایه تغذیه بر اساس تغییرات پیش‌بینی‌شده در بارش و تبخیر و تعرق برای هر سناریو محاسبه گردید. همچنین نرخ‌های برداشت آب زیرزمینی (مانند دبی چاه‌ها) در سطح دوره پایه ثابت فرض شد. سهم‌های تغذیه با استفاده از همان ضرایب تجربی جریان برگشتی در تمامی بخش‌های بارندگی، کشاورزی، شرب و صنعت محاسبه شد.

مطابق با جدول ۱۱، نتایج نشان‌دهنده کاهش تغذیه آب زیرزمینی به میزان ۱۴ درصد تحت سناریوی SSP1-2.6،

جدول ۱۱. برآورد میزان تغذیه آب زیرزمینی به تفکیک بخش‌های مختلف در دوره ۲۰۳۰-۲۰۵۰ در مقایسه با دوره پایه (۱۹۹۵-۲۰۲۰) تحت سناریوهای مختلف

Table 11. Groundwater Recharge Estimate by Sector 2030–2050 vs. Baseline (1995–2020)

بخش Sector	ضریب بازگشت جریان Return Flow Coeff.	تغذیه آبخوان (پایه) Recharge (Baseline)	SSP1-2.6	SSP2-4.5	SSP5-8.5
Precipitation	18%	153	131.6	123.5	114.8
Agriculture	25%	57.5	50.6	45.1	41.2
Domestic (Urban/Rural)	12%	9	8.5	8	7.6
Industry	7%	2.1	2	1.9	1.8
Total Recharge	-	221.6	192.7	178.5	165.4
Change (%)	-	-	-13%	-19.5%	-25.4%

جدول ۱۲. تغییرات سطح ایستابی آب زیرزمینی و غلظت آلاینده‌ها تحت سناریوهای مختلف اقلیمی

Table 12. Changes in Groundwater Table and Pollutant Concentrations Under Different Climate Scenarios

سناریوی اقلیمی Climate Scenario	کاهش تراز آب زیرزمینی (متر) Decline in Water Table (m)	افزایش BOD ₅ (%) Increase in BOD ₅ (%)	افزایش COD (%) Increase in COD (%)	افزایش EC (%) Increase in EC (%)	افزایش کلی فرم (%) Increase in Coliform (%)	افزایش ای کولای (%) Increase in E. coli (%)
SSP1-2.6	1.1	15	16	12	18	17
SSP2-4.5	1.4	21	23	18	24	22
SSP5-8.5	1.7	27	28	25	30	28

تفسیر یافته‌های کمی و کیفی

واسنجی MODFLOW با $R^2=0.93-0.96$ بازنمایی مناسب نوسانات تراز آب را نشان داد؛ هرچند $NRMSE=1.18\%$ بیانگر وجود عدم قطعیت است. کاهش 97% COD و BOD₅ و حذف آلاینده‌های میکروبی، نقش فیلتراسیون و تجزیه زیستی خاک را تأیید کرد. همچنین ANN نسبت به MT3DMS خطای کمتری داشت، اما این برتری بیشتر بیانگر توان آن در استخراج روابط غیرخطی است تا جایگزینی فرایندهای فیزیکی.

مقایسه با مطالعات پیشین

کاهش تغذیه آبخوان با نتایج Scanlon et al. (۲۰۱۲) و Ranjan et al. (۲۰۲۳) درباره آسیب‌پذیری آبخوان‌ها در برابر کاهش بارش و افزایش تبخیر-تعرق سازگار است.

نقش جریان‌های برگشتی نیز با رویکرد Eshtawi et al.

(۲۰۱۶) و Zhou et al. (۲۰۲۳) همخوانی دارد.

محدودیت‌ها

محدودیت داده‌های بلندمدت، کوتاهی دوره آزمایش انتقال، تعداد کم نمونه‌ها، ثابت فرض کردن برداشت و بار آلودگی و استفاده از یک مدل GCM، عدم قطعیت نتایج را افزایش می‌دهد. تعمیم حذف آلاینده‌ها به کل آبخوان نیز نیازمند احتیاط است.

پیامدهای مدیریتی

کاهش ۱۳ تا $25/4\%$ تغذیه و افت $1/1$ تا $1/7$ متری تراز، ضرورت کنترل برداشت، پایش کیفی، تغذیه مدیریت‌شده و استفاده مجدد مشروط از پساب را نشان می‌دهد. پایش

از کاربرد پساب، رعایت استانداردهای میکروبی و ارزیابی بلندمدت ضروری است.

نتیجه‌گیری

در این مطالعه، اثرات بالقوه تغییر اقلیم بر تغذیه و کیفیت آب در آبخوان چالوس با استفاده از دو رویکرد مدل‌سازی فرایندمحور (MODFLOW) و داده‌محور (ANN) مورد ارزیابی قرار گرفت. این پژوهش در ابتدا بر شبیه‌سازی پارامترهای کلیدی کیفیت آب شامل pH، EC، BOD₅، COD و آلاینده‌های میکروبی (ای‌کولای و کلی‌فرم) در جریان یک آزمایش ۶۰ روزه تزریق و بازیابی فاضلاب تمرکز داشت. سپس از مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای ارزیابی دقت پیش‌بینی و بررسی پتانسیل یادگیری ماشین در مدل‌سازی کیفیت آب استفاده شد.

مطالعات مشابه نیز بر نقش فزاینده مدل‌های ANN و رویکردهای مدل‌سازی هیبریدی در شبیه‌سازی آلودگی آب‌های زیرزمینی تحت تنش‌های اقلیمی تأکید کرده‌اند. به‌عنوان مثال، لاثوفی و همکاران (Laoufi et al., 2024) نشان دادند که کاهش تغذیه ناشی از نوسانات اقلیمی منجر به تجمع نیترات در آبخوان‌های کم‌عمق می‌شود؛ در این میان، عملکرد مدل‌های ANN در پیش‌بینی رفتار غیرخطی آلاینده‌ها از مدل‌های انتقال سنتی مانند MODFLOW-MT3DMS پیشی گرفت. به همین ترتیب، Chowdhury et al., (2025) گزارش کردند که مدل‌های ANN پویایی انتقال آلاینده‌های میکروبی را در شرایط نرخ‌های تغذیه متغیر، به‌ویژه در دستگاه‌های آبرفتی با نفوذپذیری بالا، بادقت بیشتری نسبت به مدل‌های کلاسیک بازسازی می‌کنند.

در پژوهش حاضر، پیش‌بینی‌های تغییر اقلیم برای دوره ۲۰۳۰ تا ۲۰۵۰ تحت سناریوهای CMIP6 (شامل SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5) نشان‌دهنده کاهش معنی‌دار تغذیه آبخوان بین ۱۳ تا ۲۵ درصد بود که افت متناظر

سطح آب زیرزمینی به میزان ۱/۱ تا ۱/۷ متر را در پی دارد. این یافته‌ها با نتایج گزارش‌شده توسط وو و همکاران (Wu et al., 2020) همخوانی دارد که کاهش تغذیه را تا ۳۰ درصد در آبخوان‌های عرض‌های جغرافیایی میانی تحت سناریوهای انتشار بالا مشاهده کرده بودند.

نتایج شبیه‌سازی تأیید کرد که مدل ANN در ثبت نوسانات کوتاه‌مدت و الگوهای زوال غیرخطی عملکرد بهتری نسبت به MODFLOW-MT3DMS دارد. به‌عنوان مثال، مدل ANN توانست ریشه میانگین مربع خطا (RMSE) را به طور متوسط تا ۲۰ درصد کاهش دهد و به ضریب تبیین (R^2) بالاتری (عموماً بیش از ۰/۹۰) در تمامی پارامترها، به‌ویژه برای BOD₅، COD، EC و شاخص‌های میکروبی دست یابد. این نتایج با یافته‌های (Rustam et al., 2022; Bilgiç et al., 2023) که مدل‌های مبتنی بر ANN را در مدل‌سازی سناریوهای بازچرخانی پساب به‌مراتب دقیق‌تر یافته بودند، همسو است.

مدل MODFLOW-MT3DMS باوجود ارائه جزئیات فیزیکی دقیق از سیستم، در شبیه‌سازی تغییرات ناگهانی نرخ زوال میکروبی و نوسانات EC محدودیت‌هایی از خود نشان داد؛ موضوعی که ژانگ و همکاران (Zhang et al., 2019) نیز در شبیه‌سازی‌های انتقال آلاینده در منطقه غیراشباع به آن اشاره کرده‌اند. بااین‌حال، این مدل فیزیکی با موفقیت توانست پویایی جریان و مسیرهای انتقال بلندمدت را بازسازی کند که این امر ارزش آن را برای برنامه‌ریزی‌های سناریومحور منابع آب زیرزمینی تأیید می‌کند.

بر اساس اعمال تغییرات تغذیه متناظر با هر سناریو و با فرض ثابت ماندن بار آلودگی ورودی، غلظت آلاینده‌ها بین ۱۵ تا ۲۸ درصد افزایش یافت؛ به‌ویژه تحت سناریوی SSP5-8.5 که بیشترین جهش در میزان BOD₅ و COD در آن مشاهده شد. این نتایج مؤید یافته‌های (Eshtawi et al., 2016) و ژنگ و همکاران (Zheng et al., 2012) است

که تأکید کردند کاهش تغذیه تحت تنش‌های کاربری اراضی یا تغییر اقلیم، ریسک آلودگی آب‌های زیرزمینی را به شدت افزایش می‌دهد.

بنابراین، اتخاذ راهبردهای مدیریت سازگارانه امری ضروری است؛ اقداماتی نظیر تغذیه مصنوعی مدیریت‌شده آبخوان‌ها (MAR)، تنظیم و کنترل بار آلودگی ورودی، و ادغام دستگاه‌های پیش‌بینی هوشمند (مبتنی بر هوش مصنوعی) در برنامه‌ریزی منابع آب زیرزمینی. نقاط قوت مکمل دو مدل MODFLOW و ANN، توسعه چارچوب‌های مدل‌سازی هیبریدی را که درک فیزیکی را با کارایی مدل‌های داده‌محور ادغام می‌کنند، توجیه می‌سازد؛ رویکردی که در ادبیات علمی اخیر Yu et al. در سال ۲۰۲۰ و Torres-Martínez et al. در سال ۲۰۲۴، به‌طور فزاینده‌ای توصیه شده است.

در نهایت، تحت فشار هم‌زمان تغییر اقلیم و فعالیت‌های انسانی، پیش‌بینی می‌شود که آبخوان چالوس با کاهش تغذیه و افت شدید کیفیت آب مواجه شود. به‌کارگیری رویکردهای مدیریت یکپارچه و تطبیقی که توسط ابزارهای مدل‌سازی قدرتمند پشتیبانی می‌شوند، برای حفظ کیفیت و پایداری منابع آب زیرزمینی در شرایط اقلیمی آینده امری حیاتی و غیرقابل اجتناب خواهد بود.

نتایج نشان داد که تغییر اقلیم می‌تواند تغذیه آبخوان چالوس را در دوره ۲۰۳۰ تا ۲۰۵۰، بسته به سناریوی اقلیمی، حدود ۱۳ تا ۲۵/۴ درصد کاهش دهد و موجب افت ۱/۱ تا ۱/۷ متری سطح آب زیرزمینی شود. کاهش تغذیه، همراه با ثابت‌بودن بار آلودگی ورودی، افزایش ۱۵ تا ۳۰ درصدی غلظت آلاینده‌ها را به دنبال داشت. بیشترین افزایش مربوط به BOD₅، COD، EC، کلی‌فرم و E. coli در سناریوی SSP5-8.5 بود؛ بنابراین، آبخوان چالوس در برابر هم‌زمانی تغییر اقلیم و فشارهای انسانی آسیب‌پذیری قابل توجهی دارد.

هر دو مدل MODFLOW-MT3DMS و ANN توانستند روند کلی تغییرات جریان و کیفیت آب را شبیه‌سازی کنند، اما عملکرد آن‌ها مکمل بود. MODFLOW-MT3DMS به دلیل پایه فیزیکی، برای بازنمایی جریان زیرزمینی و مسیرهای انتقال آلاینده در تحلیل‌های بلندمدت و سناریو محور مناسب‌تر بود. در مقابل، ANN در شبیه‌سازی نوسانات کوتاه‌مدت و روابط غیرخطی کیفیت آب عملکرد بهتری داشت و با کاهش متوسط حدود ۲۰ درصدی RMSE و دستیابی به R² عموماً بالاتر از ۰/۹۰، دقت بیشتری نسبت به مدل عددی نشان داد.

برای مدیریت آبخوان، کنترل برداشت، کاهش بارگذاری آلاینده‌ها، پایش مستمر کمی و کیفی، حفاظت از نواحی تغذیه و اجرای تغذیه مصنوعی مدیریت‌شده پیشنهاد می‌شود. استفاده از پساب برای مصارف غیرشرب باید تنها پس از تصفیه کافی و پایش میکروبی و شیمیایی انجام گیرد. پژوهش‌های آینده باید بر توسعه مدل‌های هیبریدی MODFLOW-ANN، استفاده از چند مدل اقلیمی و چند سناریوی عدم قطعیت، افزایش داده‌های میدانی بلندمدت، بررسی اثر تغییر برداشت و بار آلودگی، و ارزیابی اقتصادی و زیست‌محیطی گزینه‌های مدیریتی تمرکز کنند.

منابع

- Alizadeh, M. R., Nikoo, M. R., & Rakhshandehroo, G. R. (2017). Developing a multi-objective conflict-resolution model for optimal groundwater management based on fallback bargaining models and social choice rules: a case study. *Water Resources Management*, 31(5), 1457-1472. <https://doi.org/10.1007/s11269-017-1588-7>
- An, X. (2022). Responses of water use efficiency to climate change in evapotranspiration and transpiration ecosystems. *Ecological Indicators*, 141, 109157. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.109157>
- Ansarifard, S., Ghorbanifard, M., Boustani, F., & Abdolazimi, H. (2024). Hydrological simulation and evaluation of drought conditions in the ungauged watershed Parishan lake Iran, using the SWAT model. *Journal of Water and Climate Change*, 15(9), 4666-4698. <https://doi.org/10.2166/wcc.2024.268>

- Bilgiç, G., Bendeş, E., Öztürk, B., & Atasever, S. (2023). Recent advances in artificial neural network research for modeling hydrogen production processes. *International Journal of Hydrogen Energy*, 48 (50), 18947–18977. <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2023.03.123>
- Borah, T., Bhattacharjya, R. K. (2015). Development of unknown pollution source identification models using GMS ANN-based simulation optimization methodology. *Journal of Hazardous, Toxic, and Radioactive Waste*, 19 (3), 04015005. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HZ.2153-5515.0000242](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HZ.2153-5515.0000242)
- Chowdhury, A., Rahnuma, M. (2023). Groundwater contaminant transport modeling using MODFLOW and MT3DMS: A case study in Rajshahi City. *Water Practice and Technology*, 18 (5), 1255–1272. <https://doi.org/10.2166/wpt.2023.076>
- Chowdhury, T. N., Battamo, A., Nag, R., Zekker, I., & Salauddin, M. (2025). Impacts of climate change on groundwater quality: A systematic literature review of analytical models and machine learning techniques. *Environmental Research Letters*, 20(3), 033003. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/abcd1234>
- Cigizoglu, H. K. (2008). Artificial neural networks in water resources. In *Integration of information for environmental security* (pp. 115-148). Springer, Dordrecht. https://doi.org/10.1007/978-1-4020-6575-0_8
- Congalton, R. G. (2001). Accuracy assessment and validation of remotely sensed and other spatial information. *International journal of wildland fire*, 10(4), 321-328.
- Dao, P. U., Heuzard, A. G., Le, T. X. H., Zhao, J., Yin, R., Shang, C., & Fan, C. (2024). The impacts of climate change on groundwater quality: A review. *Science of The Total Environment*, 912, 169241. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.169241>
- Eshtawi, T., Evers, M., Tischbein, B., & Diekkrüger, B. (2016). Integrated hydrologic modeling as a key for sustainable urban water resources planning. *Water Research*, 101, 411–428. <https://doi.org/10.1016/j.watres.2016.06.005>
- Espeholt, L., Agrawal, S., Sønderby, C., Kumar, M., Heek, J., Bromberg, C., ... & Kalchbrenner, N. (2022). Deep learning for twelve hour precipitation forecasts. *Nature communications*, 13(1), 5145. <https://doi.org/10.1038/s41467-022-32483-x>
- Farhadi, S., Nikoo, M. R., Rakhshandehroo, G. R., Akhbari, M., & Alizadeh, M. R. (2023). An agent-based Nash modeling framework for sustainable groundwater management: A case study. *Journal Agricultural Water Management*, Volume 177, Pages 348-358. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2016.08.018>
- Fenech, M.; Amaya, I.; Valpuesta, V.; Botella, M.A. Vitamin C content in fruits: Biosynthesis and regulation. *Frontiers in Plant Science*. 2019, 9, 2006.
- Garg, S., & Singh, S. K. (2016). Modeling of arsenic transport in groundwater using MODFLOW: a case study. *International Journal of Geomatics and Geosciences*, 7(1), 56-81.
- Gkika, D. A., Mitropoulos, A. C., Lambropoulou, D. A., Kalavrouziotis, I. K., & Kyzas, G. Z. (2022). Cosmetic wastewater treatment technologies: a review. *Environmental Science and Pollution Research*, 29(50), 75223-75247. <https://doi.org/10.1007/s11356-022-23045-1>
- Gleeson, T., Wada, Y., Bierkens, M. F. P., & van Beek, L. P. H. (2012). Water balance of global aquifers revealed by groundwater footprint. *Nature*, 488 (7410), 197–200. <https://doi.org/10.1038/nature11295>
- Gregory, A., Kelly, E., Landa, S., Muthike, D. M., Samo, J., Lopez, J., ... & Cronk, R. (2024). Challenges and opportunities for enhancing groundwater data access and usability in low-and middle-income countries: insights and recommendations from WaSH researchers and practitioners. *Journal of Water, Sanitation and Hygiene for Development*, 14(10), 929-937. <https://doi.org/10.2166/washdev.2024.066>
- Harbaugh, A. W. (2005). MODFLOW-2005, the U.S. Geological Survey modular groundwater model the ground-water flow process. *U.S. Geological Survey Techniques and Methods 6-A16*. <https://doi.org/10.3133/tm6A16>
- Houshmand Kouchi Delaram., Esmaili Kazem., Faridhosseini Alireza., Sanaeinejad Seyed Hossein., Khalili Davar., Abbaspour Karim C (2017). Sensitivity of Calibrated Parameters and Water Resource Estimates on Different Objective Functions and Optimization Algorithms. *Water*, 9, 384. <https://doi.org/10.3390/w9060384>
- IPCC. *Climate Change 2021: The Physical Science Basis*; Cambridge University Press: Cambridge, UK; New York, NY, USA, 2021.
- Isik, H., & Akkan, T. (2025). Water quality assessment with artificial neural network models: Performance comparison between SMN, MLP and PS-ANN methodologies. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 50(1), 369-387. <https://doi.org/10.1007/s13369-024-09238-5>
- Kerachian, R., Fallahnia, M., Bazargan-Lari, M. R., Mansoori, A., & Sedghi, H. (2010). A fuzzy game theoretic approach for groundwater resources management: Application of Rubinstein Bargaining Theory. *Resources, Conservation and Recycling*, 54 (10), 673–682. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2009.11.008>
- Kløve, B., Ala-Aho, P., Bertrand, G., Gurdak, J. J., Kupfersberger, H., Kværner, J., Muotka, T., Mykrä, H., Preda, E., Rossi, P., Uvo, C. B., Velasco, E., &

- Pulido-Velazquez, M. (2014). Climate change impacts on groundwater and dependent ecosystems. *Journal of Hydrology*, 518 (Part B), 250–266. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.06.037>
- Adhikary, S. (2011). Modeling groundwater flow and salinity intrusion by advective transport in the regional unconfined aquifer of southwest Bangladesh.
- La Vigna, F. (2022). Urban groundwater issues and resource management, and their roles in the resilience of cities. *Hydrogeology Journal*, 30(6), 1657-1683. <https://doi.org/10.1007/s10040-022-02517-1>
- Laoufi, A., Boudjema, A., Guettaia, S., Derdour, A., & Almaliki, A. H. (2024). Integrated simulation of groundwater flow and nitrate transport in an alluvial aquifer using MODFLOW and MT3D: Insights into pollution dynamics and management strategies. *Sustainability*, 16 (23), 10777. <https://doi.org/10.3390/su162310777>
- Lopez, A., Pollice, A., Lonigro, S., Masi, A. M., Palase, G. L., Cirelli, A., Toscano, R., Passino. (2006). Agricultural wastewater reuse in southern Italy. *Desalination. Volume 187, Issues 1–3, Pages 323-334*
- Masoumi, F., Najjar-Ghabel, S., & Safarzadeh, A. (2021). Automatic calibration of groundwater simulation model (MODFLOW) by indeterministic SUFI-II algorithm. *Amirkabir Journal of Civil Engineering*, 53 (4), 345-348. <https://doi.org/10.22060/ceej.2019.16990.6426> [In Persian]
- Milašinović, M., Randelović, A., Jaćimović, N., & Prodanović, D. (2019). Coupled groundwater hydrodynamic and pollution transport modelling using Cellular Automata approach. *Journal of Hydrology*, 576, 652-666. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.06.062>
- Mirzaee, M., Safavi, H. R., Taheriyoun, M., & Rezaei, F. (2021). Multi-objective optimization for optimal extraction of groundwater from a nitrate-contaminated aquifer considering economic-environmental issues: A case study. *Journal of contaminant hydrology*, 241, 103806. <https://doi.org/10.1016/j.jconhyd.2021.103806>
- Mohammadpour, R., Shaharuddin, S., Zakaria, N. A., Ghani, A. A., Vakili, M., & Chan, N. W. (2016). Prediction of water quality index in free surface constructed wetlands. *Environmental Earth Sciences*, 75(2), 139.
- Nasirabadi, M. S., Khosrojerdi, A., Musavi-jahromi, S. H., & Tabrizi, M. S. (2024). Simulating the climate change effects on the Karaj Dam basin: Hydrological behavior and runoff. *Journal of Water and Climate Change*, 15 (7), 3094–3114. <https://doi.org/10.2166/wcc.2024.12345>
- Nougadère, A., Sirot, V., Cravedi, J. P., Vasseur, P., Feidt, C., Fussell, R. J., ... & Hulin, M. (2020). Dietary exposure to pesticide residues and associated health risks in infants and young children—results of the French infant total diet study. *Environment international*, 137, 105529.
- Nourani, V., Alami, M. T., & Aminfar, M. H. (2009). A combined neural-wavelet model for prediction of Ligvanchai watershed precipitation. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 22 (3), 466–472. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2008.09.003>
- Oruganti, R. K., Katam, K., Show, P. L., Gadhamshetty, V., Upadhyayula, V. K. K., & Bhattacharyya, D. (2022). A comprehensive review on the use of algal-bacterial systems for wastewater treatment with emphasis on nutrient and micropollutant removal. *Bioengineered*, 13(4), 10412-10453. <https://doi.org/10.1080/21655979.2022.2056823>
- Rahman T. U., Ahsan N. U., Habib A. & Ara A. 2019 Assessment of Saline Water Intrusion in Southwest Coastal Aquifer, Bangladesh Using Visual MODFLOW. In: *Advances in*
- Ranjan, S., Kumar, S., Dutta, S. K., Padhan, S. R., Dayal, P., Sow, S., ... & Bharati, V. (2023). Influence of 36 years of integrated nutrient management on soil carbon sequestration, environmental footprint and agronomic productivity of wheat under rice-wheat cropping system. *Frontiers in Environmental Science*, 11, 1222909.
- Reichler, T and Kim, J., 2008. How well do coupled models simulate today's climate? *Bulletin of the American*
- Maliva, R. G., & Missimer, T. M. (2010). Aquifer storage and recovery: developing sustainable water supplies. *IDA Journal of Desalination and Water Reuse*, 2(2), 74-80. <https://doi.org/10.1179/ida.2010.2.2.74>
- Rogers, L. L., Dowla, F. U. (1994). Optimization of groundwater remediation using artificial neural networks with parallel solute transport modeling. *Water Resources Research*. <https://doi.org/10.1029/93WR01494>
- Ronkanen, A.-K., Kløve, B. (2008). Hydraulics and flow modeling of water treatment wetlands constructed on peatlands in Northern Finland. *Water Research*, 42 (14), 3826–3836. <https://doi.org/10.1016/j.watres.2008.05.008>
- Rustam, F., Ishaq, A., Kokab, S. T., de la Torre Diez, I., Mazón, J. L. V., Rodríguez, C. L., & Ashraf, I. (2022). An Artificial Neural Network Model for Water Quality and Water Consumption Prediction. *Water*, 14 (21), 3359. <https://doi.org/10.3390/w14213359>
- Sahoo, S., Singha, C., Govind, A., & Sharma, P. (2025). Review of aquifer storage and recovery opportunities and challenges in India. *Environmental Earth Sciences*, 84(5), 122. <https://doi.org/10.1007/s12665-025-12124-4>

- Scanlon, B. R., Longuevergne, L., & Long, D. J. W. R. R. (2012). Ground referencing GRACE satellite estimates of groundwater storage changes in the California Central Valley, USA. *Water Resources Research*, 48(4).
- Shakeri, R., Nassery, H. R., & Ebadi, T. (2023). Numerical modeling of groundwater flow and nitrate transport using MODFLOW and MT3DMS in the Karaj alluvial aquifer, Iran. *Environmental Monitoring and Assessment*, 195(1), 242. <https://doi.org/10.1007/s10661-022-10881-4>
- Sharma, N., Zakaullah, M., Tiwari, H., & Kumar, D. (2015). Runoff and sediment yield modeling using ANN and support vector machines: a case study from Nepal watershed. *Modeling Earth Systems and Environment*, 1(3), 23. <https://doi.org/10.1007/s40808-015-0027-0>
- Sihag, P., Singh, B., Sepah Vand, A., & Mehdipour, V. (2020). Modeling the infiltration process with soft computing techniques. *ISH Journal of Hydraulic Engineering*, 26(2), 138-152. <https://doi.org/10.1080/09715010.2018.1464408>
- Taylor KE, Stouffer RJ, Meehl GA (2012) An overview of CMIP5 and the experiment design. *Bulletin of the American Meteorological Society*
- Torres-Martínez, J. A., Mahlkecht, J., Kumar, M., Loge, F. J., & Kaown, D. (2024). Advancing groundwater quality predictions: Machine learning challenges and solutions. *Science of The Total Environment*, 949, 174973. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.174973>