Modares Civil Engineering Journal

Volume 26, Issue 6, 2027, 67-83

DOI: 10.48311/mcej.2026.116749.82862

Evaluating the efficiency of autoregressive models in predicting the vulnerability of coastal aquifers to seawater intrusion

Amin Zeynolabedin[1*], Soroush Sharghi[1]

1. Assistant Professor, Faculty of Civil, Water and Environmental Engineering, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran.

Abstract

The management of coastal aquifers presents a significant global challenge, primarily due to the threat of seawater intrusion (SWI). This phenomenon, often exacerbated by excessive groundwater extraction, sea-level rise, and climate change, leads to the salinization of freshwater resources, rendering them unsuitable for agricultural, industrial, and domestic use. Consequently, monitoring and predicting the vulnerability of these aquifers is critical for sustainable water resource management and the development of effective mitigation strategies. A key approach for assessing the status of coastal aquifers involves the use of specialized classification indices that quantify their susceptibility to salinization. This study focuses on assessing the vulnerability of a coastal aquifer system to seawater intrusion by employing the Seawater Intrusion Vulnerability Index (SIVI). The SIVI framework was selected for its comprehensive nature, as it distinctively integrates both inherent (static) and dynamic (temporal) characteristics of the aquifer. Inherent parameters, such as hydraulic conductivity and aquifer thickness, define the aquifer's natural buffer capacity, while dynamic parameters, including groundwater level reflect the seasonal and anthropogenic stresses acting upon the system. This dual consideration provides a more holistic and realistic assessment of vulnerability compared to indices that rely on a single category of parameters. The application of the SIVI index to the study area revealed that a substantial portion, approximately 60%, is classified as vulnerable to seawater intrusion. This finding indicates a pressing need for immediate attention and proactive management in these zones to prevent further degradation of water quality. To transition from a static assessment to a predictive outlook, a general sensitivity analysis was conducted to identify the most influential variable governing salinity changes. From a set of potential hydrogeological factors, the concentration of Chloride (Cl^-) ions was determined to be the most effective and sensitive indicator for tracking the progression of seawater intrusion, given its role as a primary constituent of seawater. Subsequently, a time series forecasting approach was adopted using the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model. The historical chloride concentration data from 59 observation wells were used to build and calibrate the forecasting model based on sensitivity analysis results. After a rigorous process of model identification, parameter estimation, and diagnostic checking, the ARIMA(2,1,1) model was identified as the most appropriate and robust model for predicting future chloride levels in the region. This specific model configuration implies that the forecast relies on two previous time-lagged values (autoregressive component), one degree of differencing to make the data stationary, and one lagged forecast error (moving average component). The results from the ARIMA(2,1,1) model forecast a concerning trend for the short-term, one-year outlook. The model predicts that the overall vulnerability of the region to seawater intrusion is projected to increase by approximately 8%. The performance of the ARIMA model for this one-year forecasting horizon was evaluated as favorable, demonstrating a Mean Absolute Error (MAE) of 25 mg/L, which is considered acceptable given the context of the study and the variability inherent in hydrogeological data. In conclusion, the integrated methodology of SIVI and ARIMA provides a powerful toolset for both diagnosing current vulnerability and anticipating future risks. The study successfully establishes that the aquifer is not only currently vulnerable but that this vulnerability is on a trajectory to worsen in the immediate future. The insights gained from this research offer a scientifically-grounded basis for implementing targeted monitoring programs, designing controlled extraction policies, and planning strategic interventions to safeguard the long-term sustainability of the coastal aquifer's groundwater resources.

Review History

Received: Sep 30, 2025

Revised: March 9, 2026

Accepted: June 3, 2026

Keywords

SIVI index

Coastal aquifer

Vulnerability

Prediction

Seawater intrusion

ARIMA

* Corresponding Author Email: a_zeynolabedin@sbu.ac.ir - ORCID: 0009-0004-3512-6399

Copyright © 2026, TMU Press. This open-access article is published under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License (https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0) which permits Share (copy and redistribute the material in any medium or format) and Adapt (remix, transform, and build upon the material) under the Attribution-NonCommercial terms.

مجله علمی مهندسی عمران مدرس

دوره ۲۶، شماره ۶، سال ۱۴۰۵ - صفحات ۶۷ تا ۸۳

DOI: 10.48311/mcej.2026.116749.82862

ارزیابی کارایی مدل‌های خودهمبسته در پیش‌بینی آسیب‌پذیری آبخوان‌های ساحلی در برابر نفوذ آب شور

امین زین العابدین[1*]، سروش شرقی[1]

۱. استادیار، دانشکده مهندسی عمران، آب و محیط زیست، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران.

چکیده

یکی از مهم‌ترین دغدغه‌ها در مدیریت منابع آب زیرزمینی آبخوان‌های ساحلی، بحث پیشروی و نفوذ آب شور دریا در ساحل است که کیفیت منابع آب زیرزمینی را به خطر می‌اندازد. یکی از روش‌های مهم برای تعیین وضعیت آبخوان‌های ساحلی استفاده از شاخص‌های طبقه‌بندی می‌باشد. در همین راستا، در این پژوهش با استفاده از شاخص SIVI (Seawater Intrusion Vulnerability Index)، به ارزیابی آسیب‌پذیری آبخوان‌های ساحلی در برابر نفوذ آب شور دریا پرداخته شده است. مزیت شاخص SIVI نسبت به شاخص‌های دیگر آن است که هر دو ویژگی پویایی و ذاتی منطقه را برای ارزیابی آسیب‌پذیری در نظر می‌گیرد. نتایج نشان داد، ۶۰ درصد منطقه مورد مطالعه دارای آسیب‌پذیری در برابر نفوذ آب شور است. در ادامه، برای پیش‌بینی وضعیت آینده، یک تحلیل حساسیت کلی انجام شد و تغییرات غلظت یون کلر به عنوان متغیر مؤثر انتخاب شد. با توجه به این متغیر و با استفاده از مدل پیش‌بینی ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) وضعیت آسیب‌پذیری برای وضعیت کوتاه‌مدت یک ساله برای ۵۹ چاه مشاهداتی پیش‌بینی شد. نتایج نشان داد مدل ARIMA(2,1,1) بهترین مدل برای پیش‌بینی آسیب‌پذیری در برابر شوری در منطقه است. با استفاده از نتایج مدل مشخص شد میزان آسیب‌پذیری منطقه حدود ۸ درصد افزایش خواهد داشت. به طور کلی عملکرد مدل ARIMA برای پیش‌بینی کوتاه مدت یک ساله با مقدار خطای مطلق متوسط ۲۵ میلی‌گرم در لیتر مطلوب ارزیابی شد.

تاریخچه داوری

دریافت: ۱۴۰۴/۰۷/۰۹

بازنگری: ۱۴۰۴/۱۲/۱۸

پذیرش: ۱۴۰۵/۰۳/۱۳

کلمات کلیدی

شاخص SIVI

آبخوان ساحلی

آسیب‌پذیری

پیش‌بینی

نفوذ آب شور

مدل ARIMA

۱- مقدمه

مناطق ساحلی به دلیل مجاورت با دریا و دسترسی به منابع آبی، از اهمیت بالایی در توسعه اقتصادی و اجتماعی برخوردارند. با این حال، یکی از چالش‌های اساسی در این مناطق، مسئله نفوذ آب شور به سفره‌های آب زیرزمینی است که منجر به کاهش کیفیت آب و محدودیت در بهره‌برداری از این منابع می‌شود. افزایش برداشت از آبخوان‌های ساحلی، کاهش بارندگی‌ها و تغییرات اقلیمی، از جمله عواملی هستند که این پدیده را تشدید می‌کنند. نفوذ آب شور نه تنها منابع آب شرب و کشاورزی را تهدید می‌کند، بلکه می‌تواند پیامدهای زیست‌محیطی و اقتصادی جبران‌ناپذیری را به دنبال داشته باشد. بنابراین، ارزیابی آسیب‌پذیری آبخوان‌ها در برابر این پدیده و پیش‌بینی روند آن در آینده، از ضروریات مدیریت پایدار منابع آب در مناطق ساحلی محسوب می‌شود.

در سال‌های اخیر، مطالعات متعددی به منظور ارزیابی آسیب‌پذیری آبخوان‌های ساحلی در برابر نفوذ آب شور انجام شده

* رایانامه نویسنده مسئول: a_zeynolabedin@sbu.ac.ir – ORCID: 0009-0004-3512-6399

کپی‌رایت © ۲۰۲۶، انتشارات دانشگاه تربیت مدرس (TMU Press). این مقاله به‌صورت دسترسی آزاد منتشر شده و تحت مجوز بین‌المللی Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 قرار دارد (https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0). بر اساس این مجوز، شما می‌توانید این مطلب را در هر قالب و رسانه‌ای کپی، بازنشر و بازآفرینی کنید و یا آن را ویرایش و بازسازی نمایید، به شرط آنکه نام نویسنده را ذکر کرده و از آن برای مقاصد غیرتجاری استفاده کنید.

است. بسیاری از این پژوهش‌ها بر پایه شاخص‌های کیفی و کمی بوده‌اند که هر کدام با در نظر گرفتن پارامترهای مختلف هیدروژئولوژیکی و هیدروشیمیایی، سعی در تعیین مناطق بحرانی داشته‌اند. برای نمونه، شاخص GALDIT به عنوان یکی از روش‌های پرکاربرد، عوامل مختلفی مانند عمق سطح آب، فاصله از دریا و تغییرات هدایت الکتریکی را برای ارزیابی آسیب‌پذیری در نظر می‌گیرد [1]. کیم و همکاران با استفاده از شاخص GALDIT اصلاح شده آسیب‌پذیری آبخوان ساحلی در برابر نفوذ آب شور دریا را در سواحل کره جنوبی ارزیابی کردند. شاخص اصلاح شده نشان داد عملکرد بهتری نسبت به شاخص معمولی دارد و مطابق آن آسیب‌پذیرترین ماه، سپتامبر است [2]. چاندراجیت و همکاران آسیب‌پذیری آبخوان ساحلی در شمال سریلانکا را با شاخص کیفیت آب ارزیابی (WQI) کردند. ایشان در مجموع ۳۴ نمونه آب زیرزمینی جمع‌آوری و تجزیه و تحلیل نمودند. این رویکرد نشان داد که در منطقه مورد مطالعه، ۵۸ درصد آبخوان تحت تأثیر نفوذ آب دریا قرار دارد [3]. ایماز و همکاران یک شاخص شامل پارامترهای اجتماعی، زیست‌محیطی و هیدروژئولوژیکی همراه با داده‌های مدل‌سازی آب‌های زیرزمینی برای پیش‌بینی آسیب‌پذیری در برابر نفوذ آب دریا در یک آبخوان ساحلی در مکزیک ارائه دادند. نتایج نشان داد در سال ۲۰۱۹ شرایط آسیب‌پذیری بالایی در منطقه ساحلی وجود دارد. تا سال ۲۰۴۰، مناطق با آسیب‌پذیری بسیار بالا به داخل کشور گسترش خواهند یافت [4]. گاتدولا و بلانکو یک شاخص با استفاده از پارامترهای فیزیکی، کشاورزی-اکولوژیکی و اجتماعی-اقتصادی ارائه داده و وزن هر پارامتر را از طریق فرآیند سلسله مراتبی تحلیلی تعیین نمودند. شاخص ارائه شده در منطقه ساحلی فیلیپین مورد استفاده قرار گرفت و نتایج نشان داد بیش از ۵۰ درصد مناطق آسیب‌پذیر بوده و محصولات کشاورزی در معرض حمله شوری قرار دارند [5].

در کنار ارزیابی آسیب‌پذیری، پیش‌بینی روند تغییرات شوری آب زیرزمینی نیز از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. مدل‌های ریاضی و آماری مختلفی همچون شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، مدل‌های رگرسیونی و روش‌های سری زمانی برای پیش‌بینی تغییرات کیفی آب‌های زیرزمینی استفاده شده‌اند. برای نمونه، ژنگ و زین از مدل ARIMA برای تجزیه و تحلیل و پیش‌بینی غلظت NH4 در رودخانه زویی در چین استفاده کردند. نتایج نشان داد که ARIMA از دقت بالایی در پیش‌بینی متغیرهای کیفیت آب برخوردار است [6]. گواو و همکاران یک روش جدید داده‌محور مبتنی بر ترکیب تحلیل سری‌های زمانی و یک روش یادگیری ماشین (ML) برای پیش‌بینی دقیق تغییرات سطح آب‌های زیرزمینی در یک آبخوان ساحلی تحت تأثیر بهره‌برداری از آب‌های زیرزمینی ارائه دادند. ایشان از تابع خودهمبستگی جزئی (PACF) برای تجزیه و تحلیل داده‌های پایش سطح آب‌های زیرزمینی در سه چاه استفاده نمودند که نشان داد داده‌های پایش‌شده تاریخی و مجموعه داده‌های بارش می‌توانند به عنوان متغیرهای ورودی برای ساخت مدل هیدرولوژیکی در نظر گرفته شوند [7]. بن مخاشن و بن آفی یک روش یادگیری ماشین را به عنوان ابزاری برای پیش‌بینی نفوذ آب دریا در مناطق ساحلی با استفاده از پارامترهای شیمیایی آب‌های زیرزمینی توسعه دادند. ایشان ۹۹ داده نمونه آب از دریای سرخ و ۴۲ داده از سواحل شرقی عربستان سعودی را برای ۱۳ پارامتر شیمیایی تجزیه و تحلیل کردند. ایشان از روش‌های درخت‌های تصمیم‌گیری (decision tree)، یادگیری ماشین، ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM)، پرسپترون‌های چندلایه (MLP) و خودهمبسته (AR) استفاده نمودند. ضریب R^2 روش پرسپترون چندلایه برابر ۹۸/۷ درصد شد اما به زمان آموزش طولانی‌تری نیاز داشت [8]. تای و همکاران به پیش‌بینی نفوذ آب شور در رودخانه‌ای در ویتنام برای جلوگیری از آسیب‌دیدگی محصولات کشاورزی با استفاده از مدل ARIMA پرداختند. نتایج نشان داد شوری تا فاصله ۴۰ کیلومتری از ساحل ادامه پیدا خواهد کرد [9].

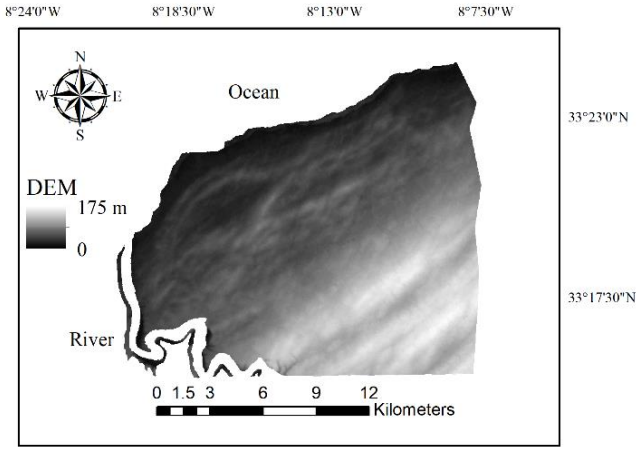
بررسی مطالعات پیشین دو خلأ مطالعاتی مهم را نشان می‌دهد: (۱) بسیاری از پژوهش‌ها از شاخص‌هایی استفاده نمودند که تنها بر یک جنبه از آسیب‌پذیری (مانند عوامل ذاتی یا پویایی) تمرکز داشته‌اند و ترکیب این دو جنبه کمتر مورد توجه قرار گرفته است. (۲) در اغلب تحقیقات، پیش‌بینی تغییرات شوری آب زیرزمینی با استفاده از مدل‌های پیچیده و داده‌بر مانند شبکه‌های عصبی پیچیده صورت گرفته که گاهی با محدودیت‌های اجرایی همراه و نیاز به فرایند آموزشی قوی دارد. استفاده از مدل‌های خودهمبسته به طور تخصصی برای پیش‌بینی آسیب‌پذیری در مطالعات گذشته کمتر استفاده شده و قابلیت کارایی آن نیاز به بررسی دارد. در این راستا و در جهت تکمیل خلأهای مطالعات پیشین، از شاخص SIVI به عنوان یک شاخص جدید که هر دو ویژگی ذاتی (از جمله ضریب نفوذپذیری) و پویایی

(از جمله تغییرات زمانی شوری) آبخوان را در نظر می‌گیرد جهت ارزیابی جامع‌تر آسیب‌پذیری منطقه استفاده شد. همچنین این شاخص با استفاده از مدل ARIMA به‌عنوان یک روش کم‌هزینه و کارآمد، بدون نیاز به داده‌های ورودی زیاد، پیش‌بینی شد.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

ناحیه ساحلی شاویه (Chaouia)، منطقه‌ای در شمال غربی کشور مراکش در کنار اقیانوس اطلس که حدود ۶۰ کیلومتری جنوب غربی شهر کازابلانکا (Casablanca) قرار دارد به عنوان منطقه مورد مطالعه انتخاب شد (شکل ۱). علت انتخاب این منطقه در دسترس بودن اطلاعات و اهمیت بحث نفوذ آب شور در آبخوان است است زیرا آب زیرزمینی تنها منبع آب موجود برای تأمین نیازهای خانگی و کشاورزی در این منطقه است. اطلاعات آبخوان شاویه از آزمایشگاه ژئولوژیکی دانشگاه شعیب مراکش دریافت شده است [10]. آبخوان ساحلی شاویه، یک واحد مهم هیدروژئولوژیکی در کشور مراکش محسوب می‌گردد. تنها منبع آب موجود در این منطقه، یک آبخوان آزاد است، در نتیجه از آب‌های زیرزمینی برای فعالیت‌های کشاورزی و تأمین نیاز مردم استفاده می‌گردد. این آبخوان به علت بهره‌برداری غیر مجاز برای آبیاری کشاورزی و مصارف صنعتی به طور فزاینده‌ای در معرض شور شدن توسط نفوذ آب دریا قرار گرفته است. به صورت کلی جریان آب زیرزمینی از جنوب شرقی به شمال غربی و به سمت دریا می‌باشد. یک منحنی پیزومتریک به سمت مناطق داخلی نیز مشاهده می‌شود که می‌تواند نشانگر نفوذ احتمالی آب شور دریا باشد. علاوه بر این، شیب هیدرولیکی در قسمت شمال شرقی مقدار بالایی دارد (۰/۰۰۱۶) در حالی که به علت بهره‌برداری از آب‌های زیرزمینی و تغییرات میزان نفوذ پذیری آبخوان در قسمت جنوب غربی، این مقدار بسیار پایین (۰/۰۰۰۳) است [11]. آب و هوای منطقه عمدتاً نیمه خشک بوده و متوسط سالانه بارش و دما در منطقه به ترتیب ۲۸۰ میلی‌متر و ۱۷ درجه سانتی‌گراد گزارش شده است. بیشترین و کمترین میزان بارش در ماه‌های مارس و جولای است. همچنین، بیشترین و کمترین دما در ماه‌های اوت و ژانویه گزارش شده است [11]. اطلاعات کیفی در یک بازه ۱۰ ساله به صورت ماهانه جمع‌آوری و مورد استفاده قرار گرفتند.



شکل ۱. منطقه مورد مطالعه در آبخوان شاویه و توپوگرافی آن

Fig. 1. Case study of Chaouia coastal aquifer and topography

۲-۲- شاخص SIVI

در این پژوهش، از شاخص پیشنهادی توسط زین‌العابدین و غیاثی [12] برای تعیین آسیب‌پذیری آبخوان در برابر نفوذ آب شور دریا که SIVI نام دارد، استفاده شد. مزیت اصلی این شاخص این است که در آن سعی شده است تا به طور همزمان مهم‌ترین جنبه‌های آسیب‌پذیری در برابر نفوذ آب دریا در نظر گرفته شود که عبارتند از وسعت منطقه آسیب دیده، شدت نفوذ، فصلی و پویا بودن آن، وضعیت جغرافیایی منطقه و ویژگی‌های ذاتی منطقه. در شاخص پیشنهادی از سه مفهوم اصلی استفاده شده است که عبارتند از مقدار مرجع Vr (reference value)؛ وضعیت فعلی CS (current situation) و وضعیت گذشته PS (preceding situation). پارامتر مقدار مرجع Vr به غلظت یون کلرید رایج در آبخوان‌های زیرزمینی سواحل اشاره دارد، به طوری که مقادیر بیشتر از Vr نشان‌دهنده وجود آب شور در منطقه است. اندازه‌گیری این پارامتر به دلیل سازوکار هیدرولوژیکی پیچیده طبیعی مانند نفوذ آب سطحی، تبخیر از آبخوان‌های کم عمق، کیفیت جریان‌های تغذیه‌ای از آبخوان‌های مجاور، روان شدن سازندهای نمکی و گردش مجدد آب آبیاری، امری بسیار دشوار است. بنابراین پیشنهاد شده است که مقدار ۲۵۰ میلی‌گرم در لیتر که آستانه مصرف انسان است در نظر گرفته شود [13]. تعریف وضعیت فعلی نفوذ در یک سفره آبخوان ساحلی نیز می‌تواند به دلیل تغییرات مکانی و زمانی در غلظت یون کلرید ناشی از فرآیندهای طبیعی و انسانی کاملاً پیچیده باشد. لذا در شاخص SIVI دو بازه زمانی تعریف شده است.

وضعیت فعلی CS برای چهار سال تعریف شده است تا تأثیر سال‌های خشک و مرطوب نیز در نظر گرفته شود. همچنین محاسبات CS شامل میانگین مقادیر سالانه برای هر نقطه در طول دوره ۴ ساله است. وضعیت گذشته PS همانند CS تعریف می‌شود با این تفاوت که در آن، دوره ۴ ساله قبل از CS در نظر گرفته می‌شود.

۲-۲-۱- نمایه مساحت آب زیرزمینی شور شده (S)

نمایه S (surface area of groundwater affected by salination) به عنوان مساحتی از آبخوان تعریف می‌شود که غلظت یون کلرید در آن از مقدار مرجع Vr بیشتر باشد. به عبارت دیگر نمایه S می‌تواند به عنوان مساحتی از آبخوان تعریف شود که تحت نفوذ آب شور، مستقل از شدت آن، قرار دارد. برای محاسبه این نمایه، ابتدا باید نقشه توزیع یون کلرید منطقه برای وضعیت فعلی CS تهیه شود. سپس مقدار نمایه S با استفاده از معادله (۱) محاسبه می‌شود:

$$S = \frac{S_a}{S_t} \qquad (۱)$$

که در آن، S_t مساحت کل آبخوان (km^2) و S_a مساحتی است که در آن غلظت یون کلرید بیشتر از مقدار مرجع Vr است (km^2). مقدار متغیر S به ۵ دسته تقسیم می‌شود که در جدول (۱) ارائه شده است.

۲-۲-۲- نمایه شدت نفوذ شوری (I)

از نمایه I (intensity of intrusion) برای نشان دادن میانگین شوری آبخوان در شرایط فعلی CS استفاده می‌شود. برای تعیین این پارامتر از نقشه ایزوکلرید منطقه استفاده می‌شود و با استفاده از معادله (۲) به دست می‌آید:

$$I = \frac{\sum S_{i(>vr)} Cl_{i(>vr)}}{S_a} \qquad (۲)$$

که در آن، S_i مساحت بین خط هم‌تراز i (با مقدار بزرگتر مساوی Vr) و خط هم‌تراز بالای آن (km^2) و Cl_i میانگین غلظت یون کلرید (mg/l) در هر بخش است. طبق قرارداد، مقدار اختصاص داده شده به مساحت بالای بزرگترین مقدار خط هم‌تراز برابر است با میزان آن خط به علاوه تفاوت این خط و خط پایین آن. نمایه I به پنج دسته تقسیم شده که در جدول (۲) ارائه شده است.

جدول ۱. دسته‌بندی نمایه S مساحت آب زیرزمینی شور شده [12]

Table 1. Surface area of groundwater affected by salination (S variable) categories [12]

S variable range	Status	Assigned value
0.00-0.10	Very low	0
0.11-0.25	Low	1
0.26-0.50	Moderate	2
0.51-0.75	High	3
0.76-1.00	Extreme	4

جدول ۱. دسته‌بندی نمایه شدت نفوذ شوری (I) [12]

Table 2. Intensity of intrusion (I variable) categories [12]

I variable range(mg/l)	Status	Assigned value
≤250	Very low	0
251-500	Low	1
501-1000	Moderate	2
1001-2000	High	3
>2000	Extreme	4

۲-۲-۳- نمایه ویژگی زمانی و فصلی (T)

پویایی آب‌های زیرزمینی می‌تواند تغییرات زمانی و یا فصلی خاصی را در میزان غلظت یون کلرید آبخوان‌های زیرزمینی ساحلی ایجاد کند که در این شاخص به عنوان نمایه ویژگی زمانی و فصلی T (temporality and seasonality) در نظر گرفته شده است. نمایه T، انعطاف‌پذیری و توانایی برگشت‌پذیری سیستم به کیفیت آب اولیه را برجسته می‌کند. مقادیر کوچک این نمایه، نشان‌دهنده انعطاف‌پذیری بالا در برابر نفوذ است که در این حالت بازیابی کیفیت آب بسیار دشوار خواهد بود. برای محاسبه این نمایه، دو نمونه در سال برای هر چاه مشاهداتی مورد نیاز است که در بهترین و بدترین فصل سال از نظر کیفیت آب برداشت شده است. نمایه T اختلاف میانگین بین این دو سری زمانی است و به صورت معادله (۳) محاسبه می‌شود:

$$T = \frac{\frac{1}{n}\sum_{x=1}^{n}(f(x)max - f(x)min)}{\overline{fmax}} \qquad (۳)$$

که در آن، n تعداد سال در نظر گرفته شده به عنوان وضعیت فعلی CS (در این پژوهش این مقدار ۴ سال در نظر گرفته شده است) می‌باشد. f(x)max و f(x)min به ترتیب برابر بیشترین و کمترین غلظت یون کلرید در سال x است. به طور نمونه در سال اول مقدار بیشترین و کمترین یون کلرید در منطقه را استخراج کرده و اختلاف آنها را حساب می‌کنیم و این کار را تا سال آخر

مطالعه انجام داده و در نهایت میانگین این اختلافات را تعیین می‌کنیم که برابر صورت کسر خواهد بود. $\overline{fmax}$ میانگین ماکزیمم غلظت یون کلرید در کل زمان مطالعاتی است. بدین معنی که مقدار ماکزیمم هر سال را استخراج کرده و متوسط همه آنها را می‌یابیم. جدول (۳) تقسیم‌بندی نمایه T را نشان می‌دهد.

۲-۲-۴- نمایه تکامل نفوذ آب شور (E)

نمایه E (Evolution) برای طبقه‌بندی روند فعلی نفوذ استفاده می‌شود که عبارت است از نفوذ پایدار، در حال پیشرفت و در حال کاهش. برای تخمین این نمایه، باید متوسط غلظت یون کلرید در وضعیت فعلی CS و گذشته PS محاسبه گردد. معادله (۴) نحوه تعیین این نمایه را نشان می‌دهد:

$$E = \frac{\overline{Cl}_n}{\overline{Cl}_{n-1}} \quad (۴)$$

که در آن، $\overline{Cl}_n$ غلظت یون کلرید در وضعیت فعلی CS و $\overline{Cl}_{n-1}$ غلظت یون کلرید در وضعیت گذشته PS است. دسته‌بندی مربوط به نمایه E در جدول (۴) ارائه شده است.

۲-۲-۵- نمایه نوع آبخوان (A)

در طبیعت، آب‌های زیرزمینی به طور کلی در لایه‌های زمین‌شناسی و در قالب آبخوان قرار می‌گیرند. این آبخوان‌ها ممکن است به صورت تحت فشار، آزاد، نشتی و یا محدود شده توسط یک یا چند شرط مرزی (مانند تغذیه یا تخلیه) باشند. میزان نفوذ آب شور دریا به این ویژگی اساسی و ذاتی منطقه بستگی دارد. بنابراین، در اختصاص عدد برای محاسبه نمایه A (Aquifer type) در شاخص SIVI باید نوع آبخوان زیرزمینی در منطقه مورد مطالعه را تعیین نمود. جدول (۵) دسته‌بندی نمایه A را برای شرایط مختلف هیدروژئولوژی ارائه می‌دهد.

۲-۲-۶- نمایه هدایت هیدرولیکی (C)

هدایت هیدرولیکی آبخوان برای اندازه‌گیری میزان دبی جریان در آبخوان استفاده می‌شود. میزان بزرگی حرکت جبهه آب شور تحت تأثیر هدایت هیدرولیکی آبخوان است. مقدار زیاد هدایت هیدرولیکی یک آبخوان منجر به حرکت داخلی سریع‌تر و راحت‌تر جبهه آب شور دریا می‌شود. همچنین، هدایت هیدرولیکی بالا منجر به ایجاد مخروط افت گسترده‌تر در هنگام پمپاژ می‌شود و اگر آبخوان نزدیک به ساحل باشد این امر ممکن است باعث نفوذ بیشتر آب دریا شود. آبخوان‌های با مقادیر هدایت هیدرولیکی بیش از ۴۰ متر در روز در برابر نفوذ آب دریا آسیب‌پذیر هستند [14] از این رو، مقدار هدایت هیدرولیکی برابر با ۴۰ متر در روز به عنوان مقدار مرجع برای تقسیم‌بندی نمایه C (Conductivity) در نظر گرفته شده است. نمایه C از معادله (۵) به دست می‌آید:

$$C = \frac{S_b}{S_t} \quad (۵)$$

که در آن، S_b مساحتی از آبخوان است که در آن ضریب هدایت هیدرولیکی بیش از مقدار مرجع باشد. دسته‌بندی نمایه C در جدول (۶) ارائه شده است.

جدول ۲. دسته‌بندی نمایه ویژگی زمانی و فصلی (T) [12]

Table 3- Temporality and seasonality (T variable) categories [12]

T variable range	Status	Assigned value
0.00-0.10	Very low	0
0.11-0.20	Low	1
0.21-0.30	Moderate	2
0.31-0.40	High	3
>0.40	Extreme	4

جدول ۳. دسته‌بندی نمایه تکامل نفوذ آب شور (E) [12]

Table 4. Evolution (E variable) categories [12]

E variable range	Status	Assigned Value
≤0.85	Significant recovery	-2
0.85-0.97	Moderate recovery	-1
0.98-1.02	Stable	0
1.03-1.15	Moderate deterioration	1
>1.15	Significant deterioration	2

جدول ۴. دسته‌بندی نمایه نوع آبخوان (A) [12,14]

Table 5. Aquifer type (A variable) categories [12, 14]

A variable range	Status	Assigned value
Bounded aquifer	Low	1
Leaky aquifer	Moderate	2
Unconfined aquifer	High	3
Confined aquifer	Extreme	4

جدول ۵. دسته‌بندی نمایه هدایت هیدرولیکی (C) [12,14]

Table 6. Conductivity (C variable) categories [12, 14]

C variable range	Status	Assigned value
0.00-0.10	Very low	0
0.11-0.25	Low	1
0.26-0.50	Moderate	2
0.51-0.75	High	3
0.76-1.00	Extreme	4

جدول ۶. دسته‌بندی نمایه اختلاف تراز آب زیرزمینی و تراز آب دریا (H) [12,14]

Table 7. Height difference between groundwater and seawater (H variable) categories [12,14]

H variable range	Status	Assigned value
0.00-0.10	Very low	0
0.11-0.25	Low	1
0.26-0.50	Moderate	2
0.51-0.75	High	3
0.76-1.00	Extreme	4

جدول ۷. دسته‌بندی نمایه فاصله از ساحل (D) [12,14]

Table 8. Distance from shore (D variable) categories [12,14]

D variable range	Status	Assigned value
0.00-0.10	Very small	-2
0.11-0.25	Small	-1
0.26-0.50	Medium	0
0.51-0.75	Far	1
0.76-1.00	Very far	2

جدول ۸. دسته‌بندی شاخص SIVI [12]

Table 9. SIVI index categories [12]

SIVI	Vulnerability
≤ 0.19	Very low
0.20-0.39	Low
0.40-0.59	Moderate
0.60-0.79	High
0.80-1.00	Extreme

۲-۲-۷- نمایه اختلاف تراز آب زیرزمینی و تراز آب دریا (H)

اختلاف سطح آب زیرزمینی نسبت به سطح متوسط دریا، یکی از مهم‌ترین عوامل در ارزیابی نفوذ آب دریا در منطقه است. زیرا این متغیر، میزان فشار هیدرولیکی موجود را برای عقب نگه‌داشتن جبهه آب شور دریا تعیین می‌کند. خطر نفوذ آب دریا به ویژه هنگامی که سطح آب زیرزمینی کمتر از ۱ متر از سطح دریا باشد، بسیار زیاد در نظر گرفته می‌شود [14] پس این مقدار به عنوان مقدار مرجع در ارزیابی نمایه H در نظر گرفته شده است. همان‌طور که ذکر شد اگر سطح آب زیرزمینی پایین‌تر از سطح آب دریا باشد، گرادیان هیدرولیکی از دریا به سمت آبخوان ساحلی خواهد بود که منجر به شوری می‌شود. برای محاسبه این نمایه، نقشه اختلاف تراز سطح آب زیرزمینی با تراز آب دریا را تهیه کرده و مساحتی از آبخوان که در آن ارتفاع سطح آب زیرزمینی از سطح دریا کمتر از مقدار مرجع باشد را محاسبه می‌کنیم.

این نمایه از معادله (۶) محاسبه می‌شود:

$$H = \frac{S_c}{S_t} \qquad (۶)$$

که در آن، S_c مساحتی است که در آن ارتفاع سطح آب زیرزمینی از سطح دریا کمتر از مقدار مرجع است. S_t همان‌طور که پیشتر معرفی شد، مساحت کل را نشان می‌دهد. جدول (۷) طبقه‌بندی نمایه H را نشان می‌دهد.

۲-۲-۸- نمایه فاصله از ساحل (D)

به طور کلی، میزان نفوذ آب شور در نواحی مرزی ساحل ماکزیمم و هر چه از مرز ساحل و دریا دورتر شده و به داخل خشکی حرکت کنیم میزان آن کاهش می‌یابد. فاصله ۱ کیلومتری از ساحل به عنوان مرجع لحاظ شده است [14]. نمایه D از معادله (۷) محاسبه می‌شود:

$$D = \frac{S_d}{S_t} \qquad (۷)$$

که در آن، S_d مساحتی است که در آن فاصله نقاط از ساحل کمتر از مقدار مرجع باشد. طبقه‌بندی نمایه D در جدول (۸) ارائه شده است.

۲-۲-۹- محاسبه شاخص SIVI

در نهایت بعد از محاسبه متغیرهای ورودی، شاخص SIVI به صورت معادله (۸) محاسبه می‌شود:

$$SIVI = \frac{\sum_{i=1}^{n} P_{av\,i}}{28} \qquad (۸)$$

که در آن، $P_{av\ i}$ مقدار اختصاص داده شده به نمایه i ام است. مقدار $P_{av\ i}$ در واقع ستون آخر جدول (۱ تا ۸)می‌باشد. بیشترین مقدار این شاخص ۲۸ است پس برای استانداردسازی، کل شاخص بر ۲۸ تقسیم شده است. طبقه‌بندی شاخص SIVI در جدول (۹) ارائه شده است.

۲-۳- تحلیل حساسیت

برای تعیین بازه تغییرات SIVI و همچنین انتخاب متغیر مناسب برای استفاده در مدل پیش‌بینی، یک تحلیل حساسیت کلی GSA (Global sensitivity analysis) روی ورودی‌های شاخص SIVI انجام شد. روش GSA تأثیر همه متغیرها را روی خروجی بررسی می‌کند بدون این که لازم باشد یک متغیر تغییر کند و بقیه

ثابت باقی بماند (محدودیت روش تک متغیره OAT). یکی از روش‌هایی که در این دسته قرار می‌گیرد روش سوبول (Sobol) است که یک روش کلی تحلیل حساسیت محسوب می‌شود [15]. روش سوبول با وجود پیچیده بودن و حجم زیاد محاسبات، در این پژوهش استفاده شده است زیرا این امکان را می‌دهد که آثار مرتبه اول، دوم و بالاتر هر پارامتر یا جفت پارامتر از طریق محاسبه شاخص‌های حساسیت مرتبه اول، دوم و کل مشخص شوند. واریانس کل (D) خروجی‌های مدل، از معادله (۹) تعیین می‌شود [16]:

$$D = \sum_{i} D_i + \sum_{i<j} D_{ij} + \sum_{i<j<k} D_{ijk} + \cdots + D_{12\ldots p} \qquad (۹)$$

که در آن، p تعداد پارامترها، D_i واریانس خروجی ناشی از پارامتر i ام و D_{ij} واریانس خروجی ناشی از تعامل بین پارامترهای i ام j ام است و به شاخص حساسیت بستگی دارند. شاخص حساسیت مرتبه اول Si نشان‌دهنده درصد تغییراتی است که پارامتر i ام در خروجی ایجاد می‌کند، شاخص حساسیت مرتبه دوم S_{ij} نشان‌دهنده اثر تعاملات بین پارامتر i ام و j ام در واریانس کل و شاخص حساسیت کل ST_i بیان‌کننده درصد تغییراتی است که پارامتر i ام با تعامل با هر پارامتر دیگری بر خروجی مدل می‌گذارد. این شاخص‌ها با استفاده از معادله (۱۰) محاسبه می‌شوند:

$$S_i = \frac{D_i}{D}, S_{ij} = \frac{D_{ij}}{D}, S_{Ti} = 1 - \frac{D_{\sim i}}{D} \qquad (۱۰)$$

به طور کلی، گام‌های اصلی روش سوبول به شرح زیر است. (۱) مقادیر واقعی، ماکزیمم و مینیمم هر پارامتر مشخص می‌شود. (۲) با استفاده از روش مونت کارلو (Monte Carlo) n2 نمونه پارامتر تصادفی ایجاد می‌شود. (۳) با استفاده از مدل سالتلی (Saltelli) پارامترها برای روش سوبول آماده‌سازی شوند [17]. این کار با تولید تصادفی n(2p+2) دسته پارامتر انجام می‌شود. در این روش استاندارد، برای محاسبه هم‌زمان شاخص‌های حساسیت مرتبه اول و کل به ازای هر پارامتر p، به دو ماتریس ترکیبی مجزا نیاز است. به همین دلیل تعداد کل ارزیابی‌های مدل به صورت n+n+2np یا n(2p+2) محاسبه می‌شود. در این رابطه n تعداد نمونه‌های مونت کارلو و p تعداد پارامترهای ورودی مدل است. ضریب دو، نشان می‌دهد در این روش، به ازای هر پارامتر p به دو ماتریس ترکیبی مجزا برای محاسبه شاخص‌های حساسیت مرتبه اول و کل نیاز است [17]. (۴) مدل با استفاده از مقادیر واقعی همه پارامترها اجرا می‌شود. (۵) شاخص حساسیت مرتبه اول، دوم و کل محاسبه شده و رتبه‌بندی هر پارامتر با استفاده از توصیه‌های تنگ و همکاران انجام می‌شود [16]. (۶) بازه اطمینان ۹۵ درصد برای همه شاخص‌های حساسیت محاسبه می‌شود و در نهایت (۷) رتبه‌بندی پارامترها به دست می‌آید.

۲-۴- مدل پیش‌بینی

در این پژوهش، برای پیش‌بینی شاخص SIVI برای بازه کوتاه‌مدت یک ساله از مدل‌های سری زمانی استفاده شده است. مدل‌سازی سری‌های زمانی شامل تکنیک‌هایی است که داده‌های سری زمانی را به عنوان متغیرهای وابسته، به پیش‌بینی‌کننده‌ها مرتبط می‌کند که همه تابعی از زمان هستند. مدل ARIMA در سال ۱۹۷۶ توسط باکس و جنکینز ارائه شد [18]. مدل ARIMA یک مدل تصادفی و یکی از مشهورترین مدل‌های خطی در پیش‌بینی سری‌های زمانی است. این مدل قادر به شبیه‌سازی متغیرهای وابسته‌ای است که پیش‌بینی‌کننده‌های زیادی دارند و دارای درجاتی از ناایستایی هستند. از مزایای مدل ARIMA می‌توان به قابلیت پیش‌بینی و قابلیت بهتر و غنی‌تر در ارتباط با تغییرات زمانی نام برد [19]. در بیشتر سری‌های زمانی، بین داده‌های مشاهداتی، همبستگی وجود دارد که توسط ARIMA در نظر گرفته می‌شود [20]. مدل ساده ARIMA برای سری زمانی xt از برازش مدل ARIMA روی سری تفاضلی ut به دست می‌آید که در معادله (۱۱) نشان داده شده است:

$$\mathrm{ARIMA(p,d,q)}:\ u_t = \sum_{i=1}^{p} \emptyset_i u_{t-i} + \varepsilon_t - \sum_{j=1}^{q} \theta_j \varepsilon_{t-j} \qquad (۱۱)$$

که در آن، u_t سری حاصل از تفاضل‌گیری d ام سری اصلی، p و q مرتبه مدل، $\emptyset_i$ و θ_j ضرایب مدل و ε_{t-j} خطای مدل است.

برای تعیین پارامتر d باید ابتدا ایستا بودن یا نبودن یک سری زمانی را تعیین نمود. ایستا بودن یا نبودن یک سری زمانی توسط آزمون من-کندال (Mann-Kendall) تعیین می‌شود. برای ارزیابی آزمون من-کندال ابتدا پارامتر S به صورت معادله (۱۲) محاسبه می‌شود [21]:

$$S = \sum_{k=1}^{n-1} \sum_{j=k+1}^{n} \mathrm{sgn}(X_j - X_k) \quad (۱۲)$$

که در آن، n تعداد داده و sgn تابع علامت است. تابع علامت مشخص می‌کند که اختلاف بین دو داده مثبت، منفی یا صفر است. تابع علامت اگر اختلاف زوج داده مثبت باشد مقدار (۱+)، اگر منفی باشد (۱−) و صفر باشد مقدار (۰) را برمی‌گرداند. در آزمون من-کندال مجموع این مقادیر علامت برای تمام زوج‌های ممکن محاسبه شده و پارامتر S به دست می‌آید. علامت مثبت S نشان‌دهنده روند افزایشی و علامت منفی نشان‌دهنده روند کاهشی در سری زمانی است.

برای برآورد اولیه پارامترهای p و q از توابع همبستگی خودکار ACF و همبستگی جزئی PACF استفاده می‌شود. بررسی هم‌زمان این دو نمودار با هم می‌تواند ایده‌ای مناسب برای پیدا کردن مقادیر مناسب برای پارامترهای p و q به دست دهد. تابع همبستگی خودکار در واقع همبستگی یک سری زمانی را محاسبه و ترسیم می‌کند. همبستگی، به صورت همبستگی بین داده‌های مشاهده‌ای یک سری زمانی با خودش در حالی که k واحد زمانی تأخیر داده شده باشد. میزان خودهمبستگی توسط ضریب همبستگی پیرسون با استفاده از معادله (۱۳) محاسبه می‌شود [22].

$$\rho_k = \frac{\sum_{t=k+1}^{T}(r_t - \bar{r})(r_{t-k} - \bar{r})}{\sum_{t=1}^{T}(r_t - \bar{r})^2} \quad (۱۳)$$

که در آن، ρ_k ضریب همبستگی پیرسون، r میانگین سری زمانی اصلی، r_t سری زمانی و r_{t-k} سری زمانی با k مرتبه تأخیر است. ضریب همبستگی پیرسون (Pearson) بین ۱− و ۱ متغیر است. هرچه این ضریب به ۱ یا ۱− نزدیکتر باشد بیانگر همبستگی زیاد مدل با خودش است.

به طور مشابه، همبستگی جزئی، اثر فاکتورهای دیگر از جمله اثر دخالت تأخیرها در میزان همبستگی پیرسون را بیان می‌کند. به عنوان مثال، همبستگی جزئی خودکار در تأخیر چهارم، در واقع همبستگی پیرسون در تأخیر چهارم است در صورتی که اثر تأخیرهای اول، دوم و سوم در آن حذف شود. به عبارت دیگر اگر ضریب همبستگی پیرسون بین دو سری زمانی x و y برابر a و همبستگی جزئی بین x و y برابر b باشد و دو مقدار a و b با هم برابر باشند نشان می‌دهد فاکتور دیگری در همبستگی x و y تأثیرگذار نیست. اما اگر این دو عدد با هم برابر نشوند نشان می‌دهد یک عامل سومی نیز در همبستگی بین x و y اثر دارد (به طور مثال تأخیر سوم در میزان همبستگی تأخیر چهارم اثرگذار است). میزان خودهمبستگی جزئی توسط معادله (۱۴) محاسبه می‌شود.

$$\rho_{x,y,z} = \frac{\rho_{x,y} - \rho_{x,z}\rho_{y,z}}{\sqrt{1-\rho_{x,z}^2} \times \sqrt{1-\rho_{y,z}^2}} \quad (۱۴)$$

که در آن، x و y و z سری زمانی و $\rho_{x,y}$ ضریب پیرسون بین x و y است.

بعد از تعیین پارامترهای p، d و q باید آزمون کفایت پارامترهای مدل اجرا شود. این امر توسط معیار اطلاعات آکائیکه AIC به صورت معادله (۱۵) انجام می‌شود [23]:

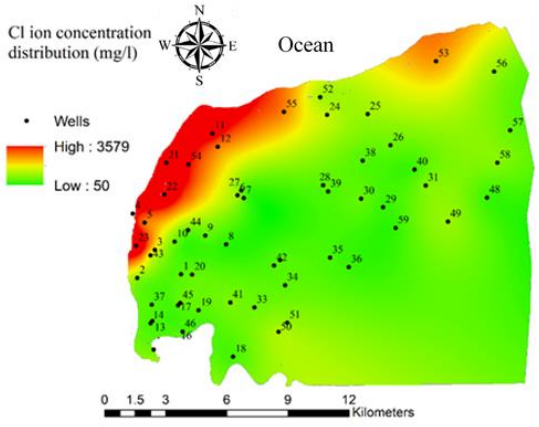
$$AIC = N\mathrm{Ln}\sigma_\varepsilon^2 + 2p \quad (۱۵)$$

که در آن، N تعداد داده‌های سری زمانی، σ_ε^2 واریانس باقیمانده‌های سری زمانی و p مرتبه خودهمبستگی است. برای انجام این آزمون مقادیر AIC(p+1)، AIC(p-1) و AIC(p) محاسبه می‌گردد. هرگاه معیار اطلاعات آکائیکه برای مدل با مرتبه p انتخابی از هر دو مقدار AIC(p+1) و AIC(p-1) کوچکتر باشد آن‌گاه مرتبه مدل مناسب انتخاب شده و کفایت پارامترهای مدل محرز می‌شود. عملکرد مدل ARIMA در این پژوهش، با استفاده از سه معیار نش-سوتکلیف NS، میانگین خطای مطلق MAE و ریشه میانگین مربعات خطای نرمال شده NRMSE ارزیابی شد.

۳- نتایج

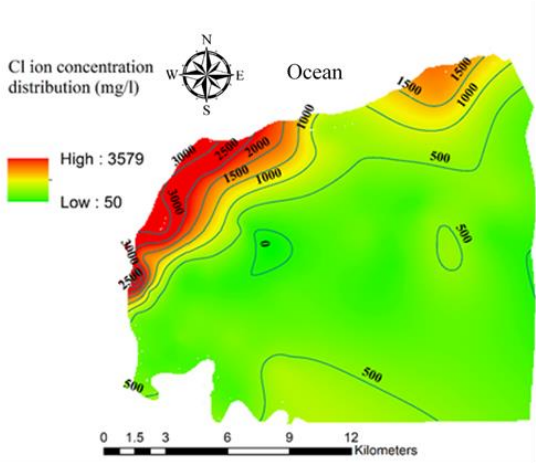
۳-۱- تعیین آسیب‌پذیری

با توجه به توپوگرافی منطقه، ضخامت سفره آب زیرزمینی در بیشتر قسمت‌ها، تقریباً بین ۱۰ تا ۳۰ متر متغیر است. با در نظرگیری میزان در دسترس بودن داده‌ها، وضعیت فعلی (CS) برای دوره زمانی ۲۰۰۷ تا ۲۰۱۰ و وضعیت گذشته (PS) برای دوره زمانی ۲۰۰۳ تا ۲۰۰۶ در نظر گرفته شده است. شکل (۲) توزیع غلظت کلرید و موقعیت چاه‌های مشاهده‌ای را در منطقه نشان می‌دهد.



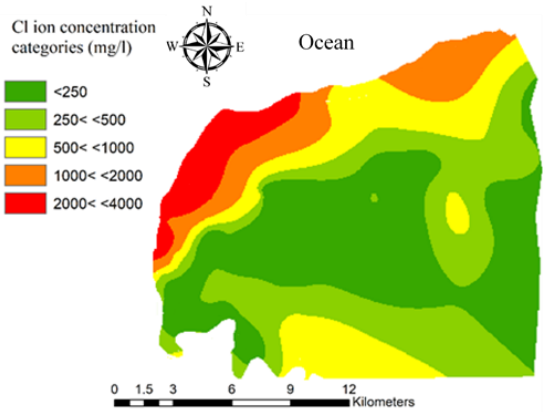
شکل ۲. توزیع غلظت یون کلرید و موقعیت چاه‌ها

Fig. 2. Cl concentration distribution and wells' location



شکل ۳. خطوط هم‌تراز غلظت یون کلرید

Fig. 3. Cl concentration isolines



شکل ۴. دسته‌بندی غلظت یون کلرید

Fig. 4. Cl concentration categories

برای استفاده از شاخص SIVI لازم است یک نقشه ایزوکلرید برای این دوره‌های زمانی تهیه شود که در شکل (۳) ارائه شده است. توزیع غلظت Cl و دسته‌بندی آن در شکل (۴) نشان داده شده است.

جدول ۹. محاسبات مربوط به نمایه S

Table 10. S variable calculation

Cl^- range (mg/l)	0-250	>250
S_i (km^2)	104.53	187.11
Variable	Value	
S_a (km^2)	187.11	
S_t (km^2)	291.64	
S	0.641	

جدول ۱۰. محاسبات مربوط به نمایه I

Table 11. I variable calculation

Cl^- range (mg/l)	250-500	500-1000	1000-2000	2000-4000
S_i (km^2)	81.91	52.36	30.85	22
$\overline{Cl}$ (mg/l)	375	750	1500	3000
$S_i \times \overline{Cl}$	30716.25	39270	46275	66000
	Variable		Value	
	$\sum S_i \times \overline{Cl}$		182261.25	
	S_a (km^2)		187.11	
	I		974.09	

جدول ۱۱. محاسبات مربوط به نمایه T

Table 12. T variable calculation

Maximum annual Cl concentration (mg/l)	Minimum annual Cl concentration (mg/l)	T
3579	50	0.214

جدول ۱۲. محاسبات مربوط به نمایه E

Table 13. E variable calculation

Cl concentration in CS	Cl concentration in PS	E
694	650	1.07

نمایه‌های S و I بر اساس مساحت مناطقی که غلظت یون کلرید بیش از Vr دارند محاسبه می‌شوند. داده‌ها و محاسبات مربوط به این دو نمایه در جداول (۱۰ و ۱۱) ارائه شده است.

نمایه‌های T و E نیز براساس میزان غلظت کل در دوره زمانی CS و PS محاسبه می‌شوند. داده‌ها و محاسبات مربوط به این دو نمایه در جداول (۱۲ و ۱۳) ارائه شده است.

داده‌های هدایت هیدرولیکی (K) از چاه‌های مشاهده‌ای حاصل شده و سپس با استفاده از روش کریجینگ و نرم‌افزار ArcGIS برای کل آبخوان مورد نظر درون‌یابی و تخمین زده شد. مقادیر نشان می‌دهد که ضریب هدایت هیدرولیکی بین ۱۵ تا ۱۹۲ متر در روز در

منطقه متغیر است (شکل ۵). نتایج طبقه‌بندی نشان می‌دهد که بیشتر مساحت منطقه (۲۱۵/۳۲ کیلومتر مربع) دارای ضریب هدایت هیدرولیکی کمتر از ۴۰ متر در روز است که نشان‌دهنده آسیب‌پذیری کم در برابر نفوذ آب دریا است. از طرف دیگر، ۷۶/۳۲ کیلومتر مربع از منطقه دارای مقدار K بیش از ۴۰ متر در روز بوده که نشان‌دهنده آسیب‌پذیری زیاد می‌باشد. قسمت‌هایی در مرکز و ساحل شمال غربی دارای مقادیر بالای ضریب هدایت هیدرولیکی هستند. این تقسیم‌بندی در شکل (۶) نشان داده شده است. داده‌ها و چگونگی محاسبات نمایه C نیز در جدول (۱۴) ارائه شده است.

ارتفاع سطح آب زیرزمینی بالاتر از تراز سطح دریا در قالب یک نقشه در شکل (۷) نشان داده شده است. داده‌ها و محاسبات نمایه H در جدول (۱۵) ارائه شده است. حدود ۹۹ کیلومتر مربع از آبخوان شاویه فاصله‌ای کمتر از ۱/۵ کیلومتر از خط ساحلی دارد که با توجه به دسته‌بندی ارائه شده به عنوان آبخوان (فاصله متوسط) طبقه‌بندی می‌شود. نتایج نمایه D در جدول (۱۶) ارائه شده است.

جدول ۱۳. محاسبات مربوط به نمایه C

Table 14. C variable calculation

Hydraulic conductivity range (m/d)	<40	>40
S_i (km^2)	146.56	145.08
Variable	Value	
S_b (km^2)	145.08	
S_t (km^2)	291.64	
C	0.51	

جدول ۱۴. محاسبات مربوط به نمایه H

Table 15. H variable calculation

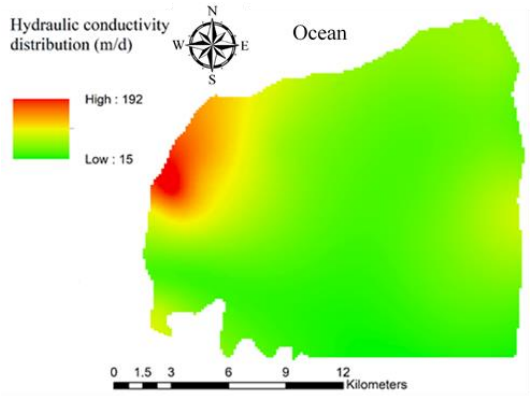
Height range (m)	<1	>1
S_i (km^2)	149.6	142.04
Variable	Value	
S_c (km^2)	149.6	
S_t (km^2)	291.64	
H	0.51	

جدول ۱۵. محاسبات مربوط به نمایه D

Table 16. D variable calculation

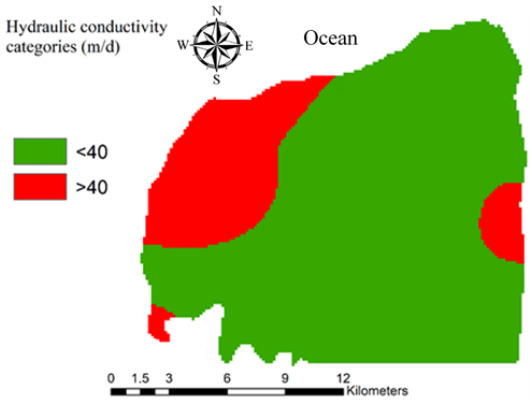
Distance from shore (m)	S_d (km^2)	S_t (km^2)	D
>1.5	99	291.64	0.34

برای تعیین متغیر A باید توجه شود که آبخوان شاویه یک آبخوان آزاد است پس با توجه به مقادیر معرفی شده، به این نمایه، مقدار ۳ اختصاص داده شده است. در نهایت با استفاده از هشت نمایه پیشنهادی برای شاخص SIVI، آسیب‌پذیری نهایی برای منطقه مورد نظر، تعیین شد (شکل ۸). خلاصه نتایج در جدول (۱۷) ارائه شده است.



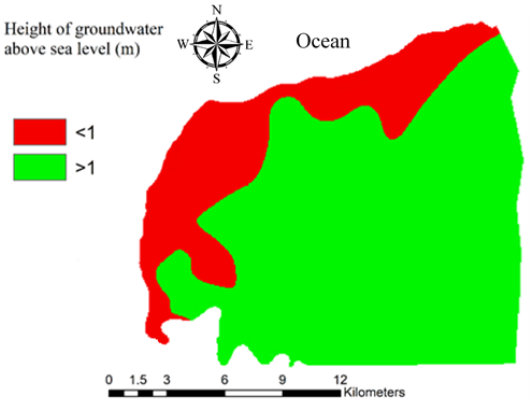
شکل ۵. توزیع هدایت هیدرولیکی

Fig. 5. Hydraulic conductivity distribution



شکل ۶. دسته‌بندی هدایت هیدرولیکی

Fig. 6. Hydraulic conductivity categories



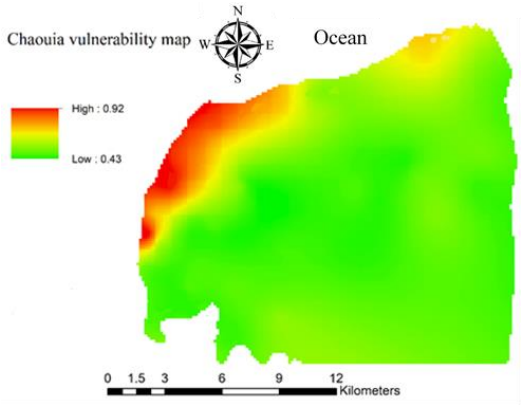
شکل ۷. دسته‌بندی اختلاف سطح آب زیرزمینی و تراز دریا

Fig. 7. Height of groundwater above sea level categories

جدول ۱۶. محاسبات شاخص SIVI

Table 17. SIVI index calculation

Variables	S	I	T	E	A	C	H	D	SIVI index
Calculated values	0.641	974.09	0.214	1.071	Unconfined	0.51	0.51	0.34	
Assigned values	3	2	2	1	3	2	3	0	0.61
Status	High	Moderate	Moderate	Moderate deterioration	High	High	High	Medium	High



شکل ۸. نقشه آسیب‌پذیری

Fig. 8. Vulnerability map

جدول ۱۷. رتبه‌بندی اهمیت هر متغیر در روش GSA

Table 18. Variable ranks in GSA method

Rank	Variable	GSA coefficient
1	E	4.82×10^{-3}
2	H	5.1×10^{-4}
3	D	4×10^{-4}
4	C	2.43×10^{-4}
5	T	1.4×10^{-4}
6	S	7.24×10^{-5}
7	I	4.41×10^{-5}

همان‌طور که مشاهده می‌شود، میزان شاخص SIVI حدود ۰/۶۱ به دست آمده که نشان می‌دهد آبخوان شاویه از نظر آسیب‌پذیری در دسته‌بندی "زیاد" قرار می‌گیرد پس آسیب‌پذیری بالایی در برابر نفوذ آب شور دریا دارد. نمایه S با مقدار ۰/۶۴۱ در دسته‌بندی ارائه شده، وضعیت "زیاد" را دارد که نشان می‌دهد منطقه تحت تأثیر نفوذ گسترده و در معرض خطر گسترش آب شور است. نمایه شدت نفوذ (I) با مقدار ۹۷۳/۹۵ در دسته "متوسط" قرار دارد و نشان می‌دهد میزان نفوذ قبلی در منطقه وجود داشته است.

نمایه T با مقدار ۰/۲۱۴ نشان می‌دهد به دلیل تغییرات در غلظت یون کلرید در آب‌های زیرزمینی در طول سال، از این نظر منطقه در وضعیت آسیب‌پذیری "متوسط" قرار دارد. همچنین، نمایه E با مقدار ۱/۰۷۱ نشان‌دهنده قابلیت "زوال متوسط" منطقه از منظر بازگشت به حالت اولیه در برابر نفوذ آب دریا است. ویژگی‌های ذاتی منطقه نشان می‌دهند که این منطقه به دلیل ویژگی‌های آبخوان از جمله پایین بودن سطح آب زیرزمینی نسبت به تراز آب دریا، هدایت هیدرولیکی بالا و آزاد بودن آبخوان، پتانسیل ذاتی برای نفوذ آب شور دریا را دارد. با این حال، فاصله از خط ساحلی نسبتاً زیاد این محدوده تا حدودی آسیب‌پذیری در برابر نفوذ آب دریا را کاهش می‌دهد. مقدار آسیب‌پذیری کل آبخوان از ۰/۴۳ تا ۰/۹۲ متغیر است. ساحل شمالی و شمال غربی آسیب‌پذیرترین منطقه هستند در حالی که مناطق جنوبی تحت تأثیر نفوذ آب دریا نیستند.

۳-۲- تحلیل حساسیت

نتایج روش کلی GSA نشان می‌دهد که متغیر E بیشترین اهمیت را دارد. در مقابل، نمایه‌های S و I کمترین اهمیت را داشته‌اند. خلاصه رتبه‌بندی حاصل از تحلیل حساسیت GSA در جدول (۱۸) نشان داده شده است.

همچنین نتایج تحلیل حساسیت نشان می‌دهد میزان شاخص SIVI تا ۱۵ درصد قابل تغییر است پس بازه تغییرات آن بین ۰,۵۲ تا ۰,۷ متغیر خواهد بود.

۳-۳- پیش‌بینی

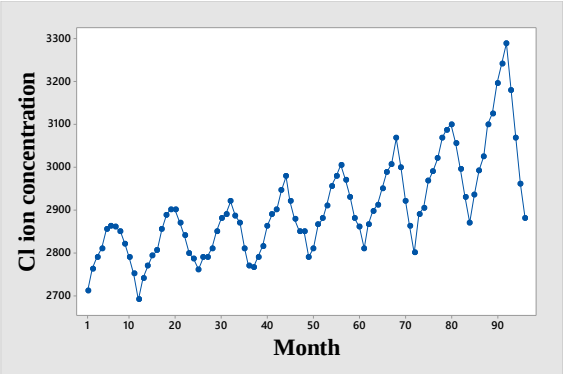
در این پژوهش، برای پیش‌بینی آسیب‌پذیری در برابر نفوذ آب دریا، از مدل ARIMA استفاده شده است. برای دستیابی به این هدف، با توجه به تحلیل حساسیت صورت گرفته، متغیر E که دربرگیرنده غلظت یون کلر است برای مدلسازی انتخاب شد. غلظت یون کلرید برای سال ۲۰۱۱ بر اساس مقادیر ثبت شده بین سال‌های ۲۰۰۳ تا ۲۰۱۰ برای هر چاه مشاهده‌ای پیش‌بینی شده و

به وسیله آن شاخص SIVI برای بازه کوتاه مدت یک ساله ۲۰۱۱ محاسبه و پیش‌بینی شده است. در کل، میزان غلظت یون کلرید برای ۵۹ چاه مشاهده‌ای برای سال ۲۰۱۱ توسط مدل ARIMA پیش‌بینی و به منظور اعتبارسنجی نتایج، مقادیر پیش‌بینی شده با مقادیر اندازه‌گیری شده مقایسه شده است. در ادامه جزییات محاسبات برای چاه شماره ۲۱ (مشخص شده در شکل ۲) آورده شده و در انتها خلاصه نتایج برای هر ۵۹ چاه ارائه شده است. چاه شماره ۲۱ به دلیل قرارگیری در بخش آسیب‌پذیری شدید و نزدیکی زیاد به ساحل برای ارائه ریز محاسبات انتخاب شده است.

مدل ARIMA دارای سه پارامتر p، d و q است که به ترتیب مرتبه تأخیر، مرتبه تفاضل‌گیری و درجه میانگین متحرک هستند. برای محاسبه d، ابتدا سری زمانی غلظت یون Cl در شکل ۹ رسم شده است. نقاط نمودار بیانگر غلظت یون کلرید در هر ماه هستند. این نقاط با خط به یکدیگر متصل شده‌اند تا روند افزایش یا کاهشی سری زمانی به خوبی مشخص شود. همان‌طور که مشاهده می‌شود، سری زمانی روند مثبتی (افزایشی) وجود دارد. این موضوع با آزمون من-کندال نیز تأیید می‌شود. براساس آزمون من-کندال میزان شاخص Z بیش از ۳/۵ به دست آمده که بزرگتر از ۱/۹۶ بوده و نشان‌دهنده روند مثبت در سری زمانی است (با فرض ۵ درصد خطا).

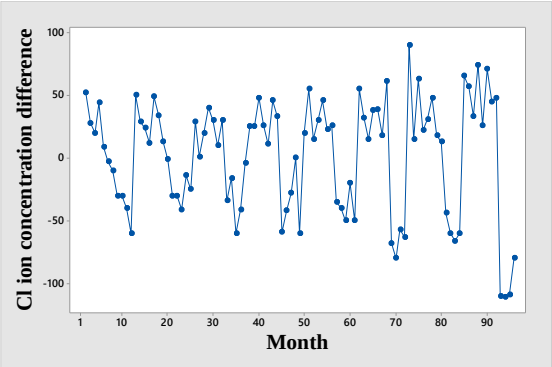
برای حذف روند، یک گام تأخیر زمانی اعمال و عمل تفاضل‌گیری انجام می‌شود. با این کار میزان شاخص Z به ۰/۰۹۳- تغییر می‌کند. با در نظر گرفتن فاصله اطمینان ۹۵ درصد، سری زمانی ایستا می‌شود و روند آن حذف می‌شود. این مورد در شکل (۱۰) نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، روند مثبت از بین رفته و سری زمانی ایستا شده است. با توجه به این که با یک مرتبه تفاضل‌گیری سری زمانی ایستا شده پس پارامتر d برابر یک در نظر گرفته می‌شود.

مطابق با روش استاندارد باکس و جنکینز، برآورد اولیه مرتبه p از روی نمودار PACF و مرتبه q از نمودار ACF تعیین می‌گردد. در نمودار ACF (شکل ۱۱)، الگوی کاهش تدریجی با یک مقدار معنی‌دار در مرتبه اول رخداده است. این رفتار نشان می‌دهد q=1 می‌تواند برآورد اولیه مناسبی باشد. در نمودار PACF (شکل ۱۲)، از مرتبه سوم به بعد مقدار نمودار به طور ناگهانی درون محدوده اطمینان قرار می‌گیرد. پس p=3 در نظر گرفته شد.



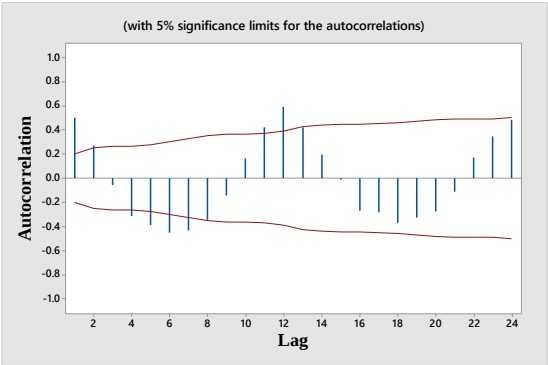
شکل ۹. سری زمانی ماهانه غلظت کلرید

Fig. 9. Cl concentration time series



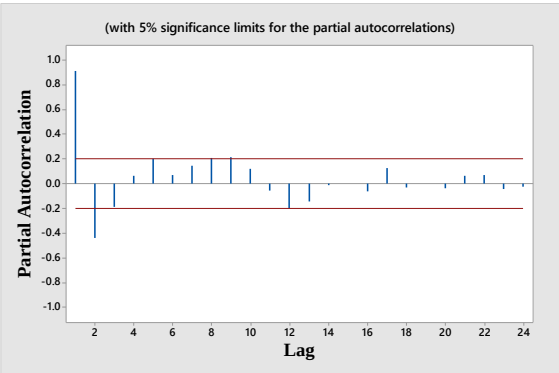
شکل ۱۰. اعمال یک گام تأخیر زمانی به سری زمانی غلظت کلر و تفاضل‌گیری برای بررسی ایستایی

Fig. 10. Applying a time lag to the Cl concentration time series and to check for stationarity



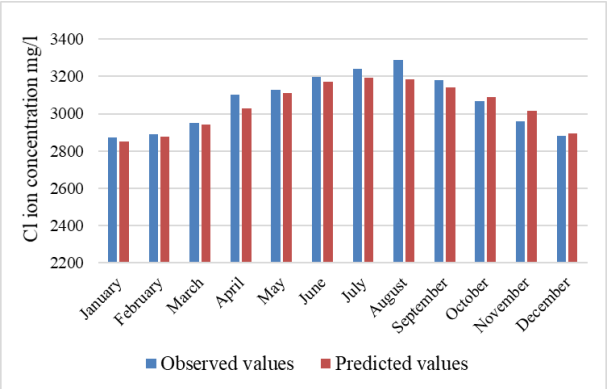
شکل ۱۱. تابع ACF برای سری زمانی غلظت کلر

Fig. 11. ACF function for Cl concentration time series



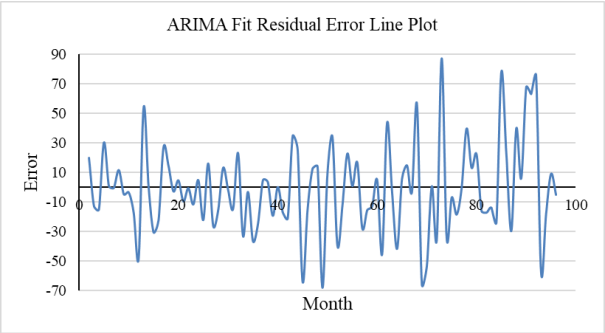
شکل ۱۲. تابع PACF برای سری زمانی غلظت کلر

Fig. 12. PACF function for Cl concentration time series



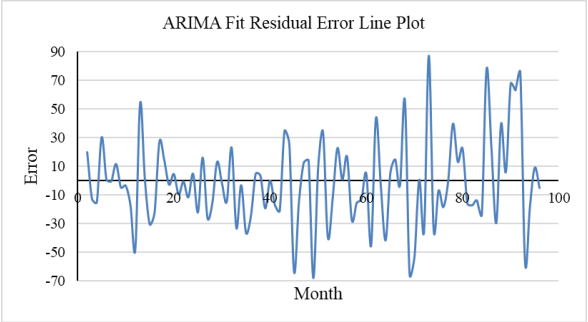
شکل ۱۲. مقایسه غلظت یون کلرید پیش‌بینی شده توسط مدل ARIMA(3,1,1) و مشاهداتی در چاه ۲۱ برای سال ۲۰۱۱

Fig. 13. Comparison of Cl concentrations predicted by the ARIMA(3,1,1) and observations in Well #21 for 2011



شکل ۱۳. تابع خطای باقیمانده داده‌های برازش داده شده توسط مدل ARIMA

Fig. 14. Residual error function of data fitted by ARIMA model



شکل ۱۴. تابع چگالی احتمال خطای باقیمانده داده‌های برازش داده شده توسط مدل ARIMA

Fig. 15. Probability density function of the error of the data fitted by the ARIMA model

بعد از برآورد اولیه هر سه پارامتر p، d و q برای بررسی کفایت پارامترهای مدل از آزمون AIC استفاده شد. بر اساس این معیار، مقادیر مختلف q و p برای شبیه‌سازی مدل‌های مختلف در نظر گرفته شد. نتیجه نشان داد که مدل ARIMA(3,1,1) بهترین مدل پیش‌بینی غلظت یون کلرید در چاه شماره ۲۱ است به طوری که کمترین میزان AIC و بیشترین مقدار NS را داشت.

۳-۳-۱- اعتبارسنجی مدل

شکل (۱۳) مقایسه بین غلظت یون کلرید مشاهداتی و پیش‌بینی شده با استفاده از مدل ARIMA(3,1,1) را برای چاه مشاهده‌ای ۲۱ نشان می‌دهد. این چاه یکی از چاه‌های مشاهده شده است که غلظت یون کلرید در آن بالاتر از Vr بوده و نزدیک به خط ساحلی می‌باشد. میانگین خطای مطلق (MAE) و مقدار نش-سوتکلیف (NS) به ترتیب ۳۶/۴۲ میلی‌گرم در لیتر و ۰/۸۹ به دست آمد که مقادیر قابل قبولی می‌باشند. تفاضل داده‌های مشاهداتی و داده‌های برازش داده شده توسط مدل ARIMA به داده‌های مشاهداتی به عنوان خطای باقی‌مانده معرفی می‌شود. توابع خطای باقی‌مانده و چگالی احتمال خطای باقیمانده به ترتیب در شکل‌های (۱۴ و ۱۵) نشان داده شده است.

با توجه به مقادیر NS و MAE می‌توان نتیجه گرفت که مدل ARIMA(3,1,1) به خوبی غلظت کلر را در چاه‌های مشاهداتی پیش‌بینی می‌نماید. فرآیند تشخیص بهترین مدل پیش‌بینی برای هر ۵۹ چاه مورد مطالعه اجرا شد. مدل‌های برگزیده برای هر چاه در جدول (۱۹) آورده شده است. همان‌طور که مشخص است مدل ARIMA(2,1,1) در بیشتر چاه‌ها به عنوان بهترین مدل انتخاب شده و بعد از آن مدل ARIMA(1,1,1) مدل منتخب می‌باشد.

۳-۳-۲- پیش‌بینی آسیب‌پذیری

در ادامه، با استفاده از مقادیر پیش‌بینی شده غلظت یون کلر برای هر ۵۹ چاه مشاهداتی، نقشه ایزوکلرید جدید برای سال ۲۰۱۱ ترسیم و شاخص SIVI محاسبه و پیش‌بینی شد. نتایج نشان داد مقدار شاخص SIVI از ۰/۶۱ به ۰/۶۶ افزایش یافته است (حدود ۸ درصد افزایش آسیب‌پذیری) که نشان می‌دهد مناطق بیشتری از سفره‌های زیرزمینی در حال تغییر وضعیت به سطح بالای آسیب پذیری هستند.

۴- نتیجه‌گیری

در این پژوهش، به منظور بررسی نفوذ آب شور دریا در سواحل از یک شاخص جدید استفاده شد که علاوه بر در نظرگیری ویژگی‌های فصلی و پویایی منطقه، ویژگی‌های ذاتی آبخوان از جمله نوع آبخوان و ضریب هدایت هیدرولیکی را لحاظ می‌کند. با توجه به این که متغیرهای به کار رفته در شاخص SIVI مستقل از منطقه مطالعاتی هستند، از این شاخص می‌توان در سایر

جدول ۱۸. مدل ARIMA نهایی برای همه چاه‌های مشاهداتی

Table 19. Final ARIMA model for all wells

Well	ARIMA	NS	MAE	NRMSE	Well	ARIMA	NS	MAE	NRMSE	Well	ARIMA	NS	MAE	NRMSE
1	(2,1,1)	0.91	18	0.09	21	(3,1,1)	0.89	20	0.11	41	(1,1,1)	0.85	26	0.14
2	(2,1,1)	0.85	26	0.14	22	(1,1,1)	0.83	27	0.15	42	(2,1,1)	0.9	19	0.10
3	(1,1,1)	0.79	32	0.18	23	(1,2,1)	0.77	35	0.21	43	(1,0,1)	0.76	35	0.21
4	(1,1,1)	0.82	28	0.16	24	(1,2,1)	0.76	35	0.21	44	(2,1,2)	0.78	33	0.18
5	(1,1,1)	0.81	29	0.16	25	(2,1,2)	0.75	36	0.20	45	(2,1,1)	0.89	20	0.11
6	(2,1,1)	0.86	24	0.13	26	(2,1,1)	0.86	24	0.13	46	(3,1,1)	0.86	24	0.13
7	(1,1,1)	0.77	34	0.19	27	(1,1,1)	0.83	27	0.15	47	(1,2,1)	0.79	32	0.18
8	(2,2,1)	0.75	36	0.20	28	(3,1,1)	0.81	29	0.16	48	(2,2,1)	0.75	36	0.20
9	(3,1,1)	0.85	26	0.14	29	(2,1,2)	0.82	28	0.16	49	(1,1,1)	0.86	24	0.13
10	(1,1,1)	0.86	24	0.13	30	(1,1,1)	0.84	27	0.15	50	(2,1,1)	0.89	20	0.11
11	(3,1,1)	0.88	22	0.12	31	(1,2,1)	0.78	33	0.18	51	(1,1,1)	0.86	24	0.13
12	(2,1,2)	0.68	42	0.28	32	(2,1,1)	0.83	27	0.15	52	(1,1,1)	0.87	23	0.12
13	(2,2,1)	0.75	36	0.20	33	(1,1,1)	0.88	22	0.12	53	(2,2,1)	0.79	32	0.18
14	(2,1,1)	0.89	20	0.11	34	(2,1,1)	0.89	20	0.11	54	(2,1,1)	0.88	22	0.12
15	(1,1,1)	0.9	19	0.10	35	(1,0,1)	0.65	45	0.32	55	(3,1,1)	0.88	22	0.12
16	(2,1,2)	0.75	36	0.20	36	(1,0,1)	0.71	40	0.26	56	(2,2,1)	0.89	20	0.11
17	(3,1,1)	0.86	24	0.13	37	(2,1,2)	0.75	36	0.20	57	(2,1,1)	0.91	18	0.09
18	(2,1,2)	0.85	26	0.14	38	(2,1,1)	0.81	29	0.16	58	(2,1,1)	0.85	26	0.14
19	(1,1,1)	0.89	20	0.11	39	(1,1,1)	0.86	24	0.13	59	(1,1,1)	0.86	24	0.13
20	(2,2,1)	0.77	34	0.19	40	(2,1,1)	0.89	20	0.11					

آبخوان‌های ساحلی نیز استفاده نمود. برای بررسی کاربرد آن، این شاخص روی آبخوان ساحلی شاویه اعمال شد. نتایج نشان داد شاخص SIVI قابلیت بالایی در شناسایی مناطق آسیب‌پذیر دارد. در انتها مدل‌سازی سری زمانی برای پیش‌بینی نشان داد مدل ARIMA(2,1,1) بهترین مدل برای پیش‌بینی غلظت یون کلر در چاه‌های مشاهده‌ای منطقه می‌باشد.

نتایج این پژوهش نشان داد که مدل‌های خودهمبسته با میانگین خطای مطلق ۲۵ میلی‌گرم در لیتر و ضریب نش-ساتکلیف بالای ۰٫۸۵ برای بیشتر چاه‌ها عملکرد بسیار مناسبی در پیش‌بینی کوتاه مدت غلظت یون کلر و به تبع آن شاخص SIVI در آبخوان‌های ساحلی دارد. بنابراین مدل ARIMA می‌تواند به عنوان یک ابزار کم هزینه، در دسترس و با دقت قابل قبول برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت روند نفوذ آب شور در آبخوان‌های ساحلی قرار گیرد.

برای مطالعات آینده پیشنهاد می‌شود (۱) کارکرد مدل‌های سری زمانی با مدل‌های ماشین لرنینگ مقایسه و کارایی آنها ارزیابی شود و (۲) از شاخص پیشنهادی و مدل ARIMA در آبخوان‌های ساحلی ایران استفاده شود.

پی‌نوشت‌ها

SIVI: Seawater Intrusion Vulnerability Index

ARIMA: Autoregressive Integrated Moving Average

GALDIT: Groundwater occurrence, Aquifer hydraulic conductivity, height of groundwater Level of above sea level, Distance from shoreline, Impact of present status of seawater intrusion, Thickness of aquifer

WQI: Water Quality Index

ANN: Artificial Neural Network

ML: Machine Learning

PACF: Partial Auto Correlation Function

SVM: Support Vector Machine

MLP: Multi Layer Perception

AR: Auto Regressive

GSA: Global Sensitivity Analysis

OAT: One factor At a Time

AIC: Akaike Information Criterion

NS: Nash Sutcliffe

MAE: Mean Absolute Error

ACF: Auto Correlation Function

NRMSE: Normalized Root Mean Square Error

تشکر و قدردانی

بدین وسیله از تمامی عزیزانی که ما را در راستای انجام این پژوهش یاری رساندند و به ویژه داوران محترم بابت بررسی مقاله و ارائه نقطه نظرات سازنده تشکر می‌گردد.

تعارض منافع

هیچ تعارض منافعی برای نویسنده این مقاله در انتشار آن وجود ندارد.

نقش نویسندگان

سهم هر یک از نویسندگان با هم برابر است.

منابع مالی

در انجام این پژوهش، از هیچ منبع مالی کمک گرفته نشده است.

بیانیه هوش مصنوعی

در این مقاله، از ابزارهای هوش مصنوعی استفاده نشده است.

References

[1] Lobo-Ferreira, J.P., Chachadi, A.G., Diamantino, C. and Henriques, M.J., 2005. Assessing aquifer vulnerability to seawater intrusion using GALDIT method: Part 1 application to the Portuguese aquifer of Monte Gordo. *Fourth Inter-Celtic Colloquium on Hydrogeology and Management of Water Resources*, Portugal, 11–14 July 2005, CD of Proceedings.

[2] Kim, I.H., Chung, I.-M. and Chang, S.W., 2021. Development of seawater intrusion vulnerability assessment for averaged seasonality of using modified GALDIT method. *Water*, 13(13), p.1820. doi: 10.3390/w13131820

[3] Chandrajith, R., Bandara, U.G.C., Diyabalanage, S., Senaratne, S. and Barth, J.A., 2022. Application of Water Quality Index as a vulnerability indicator to determine seawater intrusion in unconsolidated sedimentary aquifers in a tropical coastal region of Sri Lanka. *Groundwater for Sustainable Development*, 19, 100831. doi: 10.1016/j.gsd.2022.100831.

[4] Imaz-Lamadrid, M.A., Wurl, J., Ramos-Velázquez, E. and Gutiérrez-González, M.V.G., 2023. SWIVI: A climate change-oriented multi-parametric framework to enhance saltwater intrusion vulnerability assessment. *Groundwater for Sustainable Development*, 23, 101027. doi: 10.1016/j.gsd.2023.101027.

[5] Gatdula, N. and Blanco, A., 2024. Assessment of the vulnerability of coastal agriculture to seawater intrusion using remote sensing, GIS, and Multi-Criteria Decision Analysis. *International Journal of Digital Earth*, 17(1), 2367733. doi: 10.1080/17538947.2024.2367733.

[6] Zhang, L. and Xin, F., 2016. Prediction model of river water quality time series based on ARIMA model. In: *Geo-informatics in Sustainable Ecosystem and Society*, pp.127–133. Springer, Singapore. doi: 10.1007/978-981-13-7025-0_13.

[7] Guo, B., Zhang, S., Liu, K., Yang, P., Xing, H., Feng, Q., Zhu, W., Zhang, Y. and Jia, W., 2023. Prediction of groundwater level under the influence of groundwater exploitation using a data-driven method with the combination of time series analysis and long short-term memory: a case study of a coastal aquifer in Rizhao City, Northern China. *Frontiers in Environmental Science*, 11, 1253949. doi: 10.3389/fenvs.2023.1253949.

[8] BinMakhashen, G.M. and Benaafi, M., 2024. Predicting seawater intrusion in coastal areas using machine learning: A case study of arid coastal aquifers, Saudi Arabia. *Groundwater for Sustainable Development*, 26, 101300. doi: 10.1016/j.gsd.2024.101300.

[9] Thai, T.T., Liem, N.D., Luu, P.T., Yen, N.T.M., Yen, T.T.H., Quang, N.X., Van Tan, L. and Hoai, P.N., 2022. Performance evaluation of Auto-Regressive Integrated Moving Average models for forecasting saltwater intrusion into Mekong river estuaries of Vietnam. *Vietnam Journal of Earth Sciences*, 44(1), pp.18–32. doi: 10.15625/2615-9783/16440.

[10] Younsi, A., Mania, J., Lhadi, E.K. and Mudry, J., 2001. Incidences de pluies exceptionnelles sur un aquifère libre côtier en zone semi-aride (Chaouia, Maroc). *Revue des sciences de l'eau / Journal of Water Science*, 14(2), pp.115–130. doi: 10.7202/705412ar.

[11] Najib, S., Fadili, A., Mehdi, K., Riss, J. and Makan, A., 2017. Contribution of hydrochemical and geoelectrical approaches to investigate salinization process and seawater intrusion in the coastal aquifers of Chaouia, Morocco. *Journal of Contaminant Hydrology*, 198, pp.24–36. doi: 10.1016/j.jconhyd.2017.01.003.

[12] Zeynolabedin, A. and Ghiassi, R., 2019. The SIVI index: a comprehensive approach for investigating seawater intrusion vulnerability for island and coastal aquifers. *Environmental Earth Sciences*, 78(24), p.666. doi: 10.1007/s12665-019-8651-z.

[13] Ballesteros, B.J., Morell, I., García-Menéndez, O. and Renau-Pruñonosa, A., 2016. A standardized index for assessing seawater intrusion in coastal aquifers: the SITE index. *Water Resources Management*, 30(13), pp.4513–4527. doi: 10.1007/s11269-016-1433-4.

[14] Chachadi, A.G., 2005. Seawater intrusion mapping using modified GALDIT indicator model: a case study

in Goa. *Jalvigyan Sameeksha*, 20, pp.29–45.

[15] Sobol, I.M., 2001. Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates. *Mathematics and Computers in Simulation*, 55(1–3), pp.271–280. doi: 10.1016/S0378-4754(00)00270-6.

[16] Tang, Y., Reed, P., Wagener, T. and van Werkhoven, K., 2007. Comparing sensitivity analysis methods to advance lumped watershed model identification and evaluation. *Hydrology and Earth System Sciences*, 11(2), pp.793–817. doi: 10.5194/hess-11-793-2007.

[17] Saltelli, A., 2002. Making best use of model evaluations to compute sensitivity indices. *Computer Physics Communications*, 145(2), pp.280–297. doi: 10.1016/S0010-4655(02)00280-1.

[18] Box, G.E. and Jenkins, G.M., 1976. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. San Francisco, CA: Holden-Day.

[19] Mishra, A.K. and Desai, V.R., 2005. Drought forecasting using stochastic models. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 19(5), pp.326–339. doi: 10.1007/s00477-005-0238-4.

[20] Zeynolabedin, A., Ghiassi, R. and Dolatshahi Pirooz, M., 2021. Seawater intrusion vulnerability evaluation and prediction: a case study of Qeshm Island, Iran. *Journal of Water and Climate Change*, 12(1), pp.265–277. doi: 10.2166/wcc.2020.220.

[21] Kendall, M.G., 1975. *Rank Correlation Methods*. 4th ed. London: Charles Griffin.

[22] Pearson, K., 1895. VII. Note on regression and inheritance in the case of two parents. *Proceedings of the Royal Society of London*, 58(347–352), pp.240–242.

[23] Akaike, H., 1974. A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6), pp.716–723. doi: 10.1109/TAC.1974.1100705.

چگونه به این مقاله ارجاع دهیم؟

Zeynolabedin, A. and Sharghi, S., 2027. Evaluating the efficiency of autoregressive models in predicting the vulnerability of coastal aquifers to seawater intrusion. *Modares Civil Engineering journal*, 26(6), pp.67-83