"مقاله پژوهشی"

ارزیابی عوامل موثر بر خطر شوری آبهای زیرزمینی با استفاده از روش‌های داده‌کاوی و آماری در مناطق خشک و نیمه‌خشک

حمیدرضا قره چایی[۱]، علی اکبر نظری سامانی[۲]، شهرام خلیقی سیگارودی[۳]، ابوالحسن فتح آبادی[۴] و خالد احمد آلی[۵]

۱- کارشناس فنی طرح حفاظت از تالاب‌های ایران
۲- دانشیار گروه احیا مناطق خشک و کوهستانی، دانشگاه تهران، تهران، ایران، (نویسنده مسوول: aknazari@ut.ac.ir)
۳ و ۵- دانشیار و استادیار، گروه احیا مناطق خشک و کوهستانی، دانشگاه تهران، تهران، ایران
۴- استادیار گروه مرتع و آبخیزداری، دانشگاه گنبدکاووس، تهران، ایران
تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۶/۱۸ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۷/۲۳
صفحه: ۴۵ تا ۶۰

چکیده

طی دهه گذشته روند افت سطح ایستابی و همچنین کاهش کیفیت آب‌های زیر زمینی در کنار کمیت مسئله اساسی در مدیریت منابع آب به حساب می‌آید. در پژوهش حاضر اقدام به پهنه‌بندی خطر شوری آب‌های زیرزمینی با استفاده از روش‌های نسبت فراوانی، شاخص آماری، وزن شاهد، الگوریتم طبقه‌بندی درخت تصمیم و جنگل تصادفی در بخش جنوبی حوزه آبخیز بختگان گردید. پس از در نظر گرفتن حد آستانه شوری برای آب‌های زیرزمینی (EC >1000 میکروزیمنس بر سانتی‌متر) و تهیه نقشه آن، نقشه ۲۱ عامل موثر در فرآیند شوری آب‌های زیرزمینی شامل ارتفاع، فاصله از تاقدیس‌ها، نادویس‌ها، کفه‌های نمکی، دریاچه‌های شور و فاصله سدها، شاخص شوری خاک، شاخص رطوبت توپوگرافی، انحنای کلی، انحنای دشت، انحنای پروفیل، جریان تجمعی، جهت جریان، شیب، جهت، کاربری اراضی، خاک، اقلیم، پوشش اراضی، افت آب‌های زیرزمینی، سطح آب‌های زیرزمینی تهیه گردید. داده‌های هدایت الکتریکی به دو دسته آموزش و اعتبارسنجی تقسیم و با مقایسه نقشه شوری آب‌های زیرزمینی با ۲۱ فاکتور مستقل، وزن‌دهی روش‌های دو متغیره و پارامترهای روش‌های چند متغیره برآورد گردید. نتایج روش حذف ویژگی بازگشتی (RFE) نشان داد که در دشت‌های جنوبی حوزه آبخیز بختگان عوامل ارتفاع، فاصله از کفه‌های نمکی، فاصله از ناودیس‌ها و تاقدیس‌ها و فاصله از دریاچه‌های آب شور از اهمیت بیشتری در رخداد شوری آب‌های زیرزمینی برخوردار هستند. نتایج اعتبارسنجی مدل‌های دو متغیره مقدار مساحت زیر منحنی (ROC) را برای روش‌های نسبت فراوانی (۰/۹۲۳)، شاخص آماری (۰/۹۰۵) و وزن شاهد (۰/۹۰۸) برآورد نمود که گویای عملکرد بهتر روش نسبت فراوانی در مقایسه با دو روش دیگر می‌باشد. همچنین نتایج روش‌های چند متغیره بیانگر عملکرد بهتر روش جنگل تصادفی با مقادیر ضریب تطابق (۰/۹۱) و ضریب همبستگی (۰/۸۵) نسبت به روش الگوریتم طبقه‌بندی درخت تصمیم با ضریب تطابق (۰/۸۹) و ضریب همبستگی (۰/۸۲) بود. به طور کلی در هر تحقیقی کارایی مدل‌ها بستگی به انتخاب مناسب فاکتوردهای موثر در وقوع پدیده مورد بررسی، کیفیت داده‌های جمع‌آوری شده و کیفیت نقشه‌های مورد استفاده دارد.

واژه‌های کلیدی: جنگل تصادفی، چند متغیره، شوری آب‌های زیرزمینی، ضریب تطابق، منحنی ROC

مقدمه

در چند دهۀ اخیر، برداشت بیش از حد آب‌های زیرزمینی در دشت‌های کشور به کاهش قابل توجه سطح ایستابی، کیفیت آب و افزایش هزینه‌های استحصال آب منجر شده است. کاهش سطح و شوری آب‌های زیرزمینی مانع بسیار مهمی در قابلیت توسعه پایدار مناطق خشک و نیمه‌خشک محسوب می‌شود. پدیده شوری آب‌های زیرزمینی در برگیرنده مجموعه‌ای پیچیده و درهم تنیده از تاثیرات منفی است که بر ابعاد مختلف فعالیت‌های اقتصادی و اجتماعی هر منطقه‌ای اثر می‌گذارد. پدیده شوری آب‌های زیرزمینی برآیند کمبود مولفه‌های طبیعی (بارندگی، نوع تشکیلات زمین‌شناسی و ...) و مولفه‌های اجتماعی (نیاز بیشتر به آب ناشی از فعالیت‌هایی همچون کشاورزی، توسعه صنعت و گسترش شهرنشینی و ...) است. بنابراین در مکان‌هایی که این هر دو عامل فراهم باشند احتمال و خطر بروز شوری آب‌های زیرزمینی نیز افزایش می‌یابد. در منابع مختلف به روش‌های متعددی برای تهیه نقشه‌های خطر شوری آب‌های زیرزمینی اشاره شده است که از میان آنها می‌توان به روش‌های تعیینی و آماری اشاره نمود که بر ارتباط بین فاکتورهای محیطی و توزیع فرآیند مورد بررسی، تمرکز کرده‌اند (۲۶). روش‌های تعیینی بر اساس مدل‌های فیزیکی و پارامترهای ژئوتکنیکی پایه‌گذاری شده‌اند و با استفاده از این روش‌ها می‌توان آستانه عوامل محرک را تعیین نمود. از نقاط ضعف این مدل‌ها استفاده از تعداد معدودی پارامتر و نیاز به داده‌های ورودی با جزئیات بالا می‌باشد (۱۷). از روش‌های آماری و مدل‌های داده‌کاوی به منظور تهیه نقشه‌های خطر می‌توان به روش‌های نسبت فراوانی، وزن مشاهداتی، جنگل تصادفی، الگوریتم درخت تصمیم، شبکه عصبی مصنوعی، مدل‌های تعمیم یافته خطی و غیره اشاره نمود. از مزایای این روش‌ها به ساده بودن فهم آنها، عدم نیاز به مشاهدات زمینی دقیق و تداخل دادن دامنه گسترده‌ای از متغیرهای مستقل شاره نمود (۸). در سالیان اخیر و در موارد متعدد به تهیه نقشه‌های خطر پهنه‌بندی پرداخته‌اند. این مطالعات از طیف وسیعی از روش‌ها شبکه‌های عصبی مصنوعی (۱۹ و ۸)، سیستم‌های تصمیم‌گیری چند معیاره (۱۱، ۱۲، ۲)، تحلیل رگرسیون لجستیک (۲۲، ۲۴)، الگوریتم درخت تصمیم (۱۶) نزدیک‌ترین همسایه (۲۳) وزن

[Downloaded from drnl.sanru.ac.ir on 2025-12-20]
[DOR: 20.1001.1.27174425.1399.1.1.8.7]

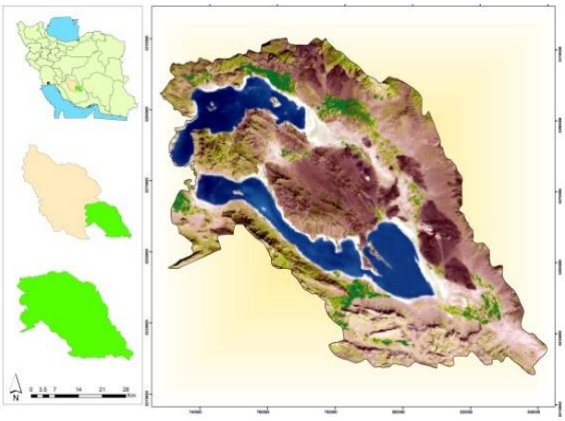
شاهد و ماشین‌های بردار پشتیبان (۱۱)، سیستم‌های نروفازی (۲۵) استفاده نموده‌اند. اولین پژوهش‌ها در ارتباط با تعیین پهنه‌ها و عوامل موثر در شوری آب‌های زیرزمینی توسط برادد و همکاران (۵) انجام شد. ایشان یک روش پیشنهادی به منظور پیش‌بینی شوری، شامل سه گام: ۱) تهیه نقشه شوری در مقیاس وسیع منطقه‌ای؛ ۲) بررسی نتایج تحقیقات در مقیاس‌های مختلف و ۳) توسعه ابزارهای پیش‌بینی با استفاده از سیستم اطلاعات جغرافیایی را در منطقه‌ای از استرالیا ارایه دادند. برادد و همکاران (۵) در پژوهش خود نقشه خطر شوری بر اساس رابطه‌ای که میان وقوع شوری و ترکیب خاصی از ویژگی‌های زمین وجود داشت تهیه نمودند. پس از پهنه‌بندی رخساره شوری با استفاده از روش وزن شواهد درجه خطر شوری در مناطق مختلف برآورد گردید. به تدریج با معرفی روش‌های داده‌کاوی، استفاده از این روش‌ها در پهنه‌بندی خطر بیشتر بکار گرفته شده است چرا که با استفاده از روش‌های داده‌کاوی می‌توان مسائل پیچیده چند متغیره را حل نمود و یک مدل پیش‌بینی برای حجم وسیعی از داده‌ها ارائه نمود.

دشت‌های واقع در جنوب حوزه آبخیز بختگان از دشت‌های حاصلخیز کشور به شمار می‌روند که به علت موقعیت ویژهٔ خود و نیز بدلیل برداشت‌های بی‌رویه از آب‌های زیرزمینی با خطر جدی افزایش میزان شوری آب‌های زیرزمینی روبرو هستند. پژوهش‌های پیشین موید آن است که میزان شوری آب زیرزمینی این حوضه در اثر خشکسالی و تشدید برداشت‌های بی‌رویه طی سال‌های اخیر افزایش یافته است. از سوی دیگر، توزیع فضایی میزان شوری آب‌های زیرزمینی در این حوضه یکنواختی کاملی ندارد و در برخی مناطق، وضعیت بحرانی و در برخی مناطق، مطلوب‌تر به نظر می‌رسد. با این حال با توجه به شرایط حاکم بر مناطق خشک و نیمه‌خشک به آمادگی در برابر فاجعه شوری آب‌های زیرزمینی به خصوص ارزیابی مکانی خطر در برابر آن توجه بسیار کمی شده است. بنابراین، با توجه به شرایط حاکم بر حوزه آبخیز بختگان، تعیین پهنه‌های خطر شوری آب‌های زیرزمینی و عوامل موثر بر این مسئله از اهمیت ویژه‌ای برخوردار می‌باشد. بنابراین در این پژوهش سعی شد عوامل موثر بر شوری آب‌های زیرزمینی در منطقه مورد ارزیابی قرار گیرند و خطر شوری آب‌های زیرزمینی پهنه‌بندی گردند. همچنین کارایی روش‌های دو متغیره و چند متغیره مورد بررسی قرار گیرد.

مواد و روش‌ها

معرفی منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه با وسعت ۶۱۳۷ کیلومترمربع در بخش جنوبی حوزه آبخیز بختگان، در استان فارس بین طول‌های جغرافیایی ۲۰ ۵۳ درجه تا ۲۰ ۵۴ دقیقه و عرض‌های جغرافیایی ۲۹ درجه و دقیقه تا ۶۰ ۲۹ درجه دقیقه واقع گردیده است (شکل ۱). متوسط ۳۰ ساله بارندگی این منطقه در حدود ۱۸۵ میلی‌متر، میانگین دمای آن ۱۹/۴ درجه سانتی‌گراد و میزان متوسط تبخیر سالانه آن در حدود ۹۳ میلیمتر است. زمین‌شناسی این منطقه با نام سازند نی‌ریز از نظر لیتولوژی به سه بخش زیرین شامل دولومیت نازک و شیل سبز، بخش میانی شامل سیلت‌ستون، ماسه سنگ و شیل سیلتی سبز و بخش فوقانی شامل آهک رسی نازک لایه و گل‌سنگ تقسیم می‌شود. دشت‌ها در این منطقه از نظر وضعیت بهره‌برداری جزو دشت‌های ممنوعه به شمار می‌رود. نوسانات آب ورودی به دریاچه بختگان که در بخش جنوبی دشت نی‌ریز واقع گردیده است بسیار شدید می‌باشد به نحوی که آمار و ارقام نشان دهنده خشک شدن دریاچه در سال آبی ۵۰-۱۳۴۹ و پر شدن کامل دریاچه در سال ۵۷-۱۳۵۶ می‌باشد.



شکل ۱- منطقه مورد مطالعه
Figure1. Study area

داده‌ها

شوری مقدار کل مواد جامد معدنی است که در آب حل می‌شوند و با اندازه‌گیری میزان حضور نمک‌های مختلف در آب می‌تواند مستقیماً محاسبه شود. اما ارزیابی هدایت الکتریکی آب یک روش عملی و غیر مستقیم برای بیان شوری می‌باشد. بنابراین، بهترین روش برای بیان شوری ارزیابی میزان هدایت الکتریکی (EC) آب است که اندازه‌گیری خوبی از حساسیت به شوری است زیرا

[Downloaded from drnl.sanru.ac.ir on 2025-12-20]
[DOR: 20.1001.1.27174425.1399.1.1.8.7]

منعکس‌کننده کل مواد جامد محلول است. در این مطالعه، داده‌های EC را از سال ۲۰۰۳ تا ۲۰۱۸ از شرکت مدیریت منابع آب ایران جمع‌آوری گردید. تعداد ۱۳۱ چاه در منطقه مورد مطالعه وجود داشته است که داده‌های کیفیت آب زیرزمینی را اندازه گیری کرده‌اند. میانگین مقدار سالانه EC برای چاه‌ها برای سال ۲۰۱۸ محاسبه شد. بر اساس مرور منابعی که صورت پذیرفت، مقادیر EC بیش از ۱۰۰۰ میکروزیمنس بر سانتی‌متر کیفیت آب نامناسب را به منظور استفاده‌های شرب، صنعت برجسته می‌کند و حتی برای آبیاری مناسب نیست (۲۱). بنابراین، آستانه‌ای برابر با ۱۰۰۰ میکروزیمنس بر سانتی‌متر برای EC برای جدا کردن چاه‌های شور و غیر شور و اختصاص مقادیر صفر و ۱ برای مدل‌سازی شوری آب‌های زیرزمینی (روش‌های دو متغیره) در نظر گرفته شد. برای مدل‌سازی روش‌های چند متغیره سری زمانی داده‌های هدایت الکتریکی بعنوان ورودی مدل‌ها در نظر گرفته شدند.

انتخاب متغیرها جهت مدل‌سازی

این مطالعه از روش حذف ویژگی بازگشتی (RFE)[1] برای یافتن و انتخاب ترکیب اصلی شاخص‌ها در راستای تهیه نقشه‌های خطر شوری آب‌های زیرزمینی استفاده شد. حذف ویژگی بازگشتی یک روش یادگیری ماشینی است که با توجه به زیر مجموعه‌های پیش‌بینی کننده مدلی ایجاد، آنها را بصورت جداگانه محاسبه و سپس آنها را از طریق انتخاب ویژگی‌ها بدست می‌آورد. این مدل تنها براساس مهم‌ترین پیش‌بینی کننده‌ها بازسازی می‌شود و پیش‌بینی کننده‌های کم اهمیت‌تر از بین می‌روند. تعداد و اندازه زیر مجموعه‌های پیش‌بینی شده می‌تواند به عنوان ابزاری برای بهینه‌سازی عملکرد مدل تنظیم شود. روش حذف بازگشتی بطور گسترده در ساخت مدل در زمینه‌های مختلف علمی مورد استفاده قرار می‌گیرد. همچنین اخیرا از این روش به منظور پیش‌بینی آلودگی آبهای زیرزمینی و مدل‌سازی ریسک شوری آب‌های زیرزمینی مورد استفاده قرار گرفته است. از آنجا که روش حذف ویژگی بازگشتی یک پکیج است، از الگوریتم جنگل تصادفی برای آموزش آن استفاده می‌شود. علاوه بر این، انتخاب بهترین ویژگی‌ها بر اساس اعتبارسنجی متقاطع با پنج فولد و دقت متریک با استفاده از پکیج کارت نرم‌افزار R 3.6.3 انجام شد.

تهیه نقشه لایه‌های اطلاعاتی شاخص‌ها

به منظور ارزیابی عوامل موثر بر خطر شوری آب‌های زیرزمینی، فاکتورهای مختلف بر اساس سه ویژگی کلیدی: مرتبط بودن، در دسترس بودن و مقیاس انتخاب شدند. بر همین اساس فاکتورهای: ارتفاع، فاصله از تاقدیس‌ها، نادویس‌ها، کفه‌های نمکی، دریاچه‌های شور و فاصله سدها، شاخص شوری خاک، شاخص رطوبت توپوگرافی، انحنای کلی، انحنای دشت، انحنای پروفیل، جریان تجمعی، جهت جریان، شیب، جهت، کاربری اراضی، خاک، اقلیم، پوشش اراضی، افت آب‌های زیرزمینی، سطح آب‌های زیرزمینی بعنوان فاکتورهای موثر در خطر شوری آب‌های زیرزمینی تعیین و سپس فاکتورهای تاثیرگذار بر روی پهنه‌بندی شوری آب‌های زیرزمینی و ارزیابی آنها با در نظر گرفتن نحوه تاثیرگذاری آنها با استفاده از نرم‌افزار Arc GIS برای مدل آماده‌سازی شدن

اجرای روش‌های مختلف

روش نسبت فراوانی[2] (*FR*)

از روش‌های دو متغیره که برای پهنه‌بندی خطر استفاده می‌شود، روش نسبت فراوانی (*FR*) است. روش *FR* یک مدل احتمالی ساده و قابل درک است که در آن *FR* عبارت است از نسبت مساحت پدیده در کل منطقه به مساحت کل منطقه و همچنین نسبت احتمال وقوع یا عدم وقوع پدیده برای یک ویژگی تعریف می‌شود که می‌تواند توسط رابطه (۱) بیان گردد (۴).

$$LSI = \sum FR \qquad \text{(رابطه ۱)}$$

LSI: شاخص حساسیت و *FR*: نسبت فراوانی است که با رابطه (۶-۳) بدست می‌آید:

(رابطه ۲)

$$FR = \frac{\dfrac{N_{pix}(SX_i)}{\sum_{i=1}^{n} SX_i}}{\dfrac{N_{pix}(X_j)}{\sum_{j=1}^{n} N_{pix}(X_j)}}$$

$N_{pix}(SX_i)$ تعداد پیکسل وقوع در کلاس i از پارامتر X

$N_{pix}(X_j)$ تعداد کل پیکسل‌ها در کلاس پارامتر X

n تعداد کلاس‌های پارامتر X

وزن نسبت فراوانی تمام لایه‌های اطلاعاتی مورد استفاده در این مطالعه در اکسل محاسبه شد. با انتقال وزن‌های محاسباتی به نرم‌افزار *ArcGIS* وزن‌های لایه‌های مختلف جمع و در نهایت نقشه نهایی خطر به دست خواهد آمد.

مدل شاخص آماری[3] (*SI*)

این مدل توسط (وان وستن و همکاران، ۳۰) به منظور تحلیل حساسیت زمین لغزش ارائه شد. در مدل *SI*، ارزش وزنی هر کلاس از پارامترها با لگاریتم‌گیری از نسبت تراکم رخداد در کلاس مورد نظر بر تراکم رخداد در کل نقشه بدست می‌آید. چنانچه در یک کلاس تعداد رخداد مورد بررسی کمتر از حد نرمال منطقه باشد وزن آن کمتر از صفر و چنانچه تعداد رخداد کلاس مورد نظر بیشتر از مقدار نرمال آن در منطقه باشد وزن کلاس مورد نظر بزرگتر از صفر بدست می‌آید.

$$W_{ij} = \ln\left(\frac{f_{ij}}{f}\right) = \ln\left(\frac{A*ij}{A_{ij}}\right) * \ln\left(\frac{A_*}{A}\right) \qquad \text{(رابطه ۳)}$$

W_{ij} وزن داده شده به طبقه i از پارامتر j

F_{ij} تراکم نقاط وقوع در کلاس i از پارامتر j

f تراکم نقاط وقوع در کل نقشه

$(A*ij)$ مساحت مناطق با شوری آب‌های زیرزمینی در کلاس i از پارامتر j

A_{ij} مساحت کلاس i از پارامتر j

1- Recursive Feature Elements 2- Frequency Ratio 3- Statistical index model

[Downloaded from drnl.sanru.ac.ir on 2025-12-20]

[DOR: 20.1001.1.27174425.1399.1.1.8.7]

A^* مساحت کل مناطق با شوری آب‌های زیرزمینی و A کل مساحت نقشه است

روش شاخص آماری بر اساس هم‌بستگی نقشه شوری آب‌های زیرزمینی با پارامترهای موثر بر وقوع آن‌ها بنا گذاشته شده است. این بدان معناست که وزن‌ها فقط برای کلاس‌هایی از پارامترهایی که پدیده مورد بررسی اتفاق افتاده است؛ قابل محاسبه است. اگر یک کلاس از پارامتر مشخص فاقد مورد بررسی باشد هیچ هم‌بستگی با نقشه منطقه ندارد.

مدل وزن شاهد[1]

مدل وزن شاهد یک روش داده‌محور است که براساس تئوری بیز پایه‌گذاری شده است و در جاهایی که داده کافی جهت تخمین اهمیت نسبی لایه‌های مختلف با استفاده از روش‌های آماری وجود دارد، استفاده می‌شود (۴). از مزایای روش وزن شاهد، تعداد کم فاکتورهای مستقل و امکان بررسی تاثیر هر یک از فاکتورهای مستقل به طور جداگانه بر روی وقوع پدیده مورد بررسی می‌باشد. در این مقاله به منظور کاهش تعداد صفحات از آوردن جزئیات مربوط به روش وزن شاهد خودداری شده که می‌توان برای کسب اطلاعات بیشتر به (۴) مراجع شود.

جنگل تصادفی (RF)

روش جنگل تصادفی (۶) بر این اساس پایه‌گذاری شده است که با کاهش همبستگی بین متغیرها تاثیر میانگین‌گیری بر کاهش واریانس خروجی مدل بیشتر شود. این امر با رشد دادن درختان مختلف در حالتی که متغیرهای انتخاب شده برای هر درخت متفاوت است و بصورت تصادفی انتخاب شده است امکان پذیر می‌باشد. در این شرایط در حالتی که هر درخت بر روی نمونه‌های بازنمونه‌گیری شده بوت استرپی رشد می‌کند قبل از هر تقسیم از بین p متغیر m که $m<=P$ است. پارامتر بصورت تصادفی برای تقسیم انتخاب می‌شود. در حالتی که جنگل تصادفی برای کلاسه‌بندی استفاده گردد هر درخت برای هر بردار ورودی یک کلاس را انتخاب می‌کند در نهایت کلاسی که بیشترین فراوانی را دارد به عنوان کلاس نهایی آن بردار انتخاب می‌شود. برای اجرای روش جنگل تصادفی از پکیج Random Forest نرم‌افزار R 3.6.3 استفاده گردید.

درخت طبقه‌بندی و رگرسیون[2]

درخت طبقه‌بندی و رگرسیون یکی از ابزارهای قوی و متداول برای دسته‌بندی و پیش‌بینی است که توسط بریمن و همکاران (۶) به‌طور کامل معرفی شد. این روش برای متغیرهای کمی طراحی گردیده ولی قابل‌استفاده برای هر نوع متغیری است. بر اساس این الگوریتم، نرم‌افزار آماری تحت نام CARTنیز ساخته شده است که از شناخته‌شده‌ترین برنامه‌ها است. در ساده‌ترین بیان، این مدل به ارائه شاخص‌های مختلف پرداخته تا بر اساس قوانین موجود پیش‌بینی خود را انجام دهد. این مدل موجب تشکیل یک گراف شبیه درخت تصمیم با تقسیمات دوتایی برای معرفی یک الگوی رده‌بندی و تشخیصی می‌گردد. غالباً برای بکارگیری مدل CART از تابع ناجوری و شاخص جینی به‌عنوان معیاری برای انتخاب متغیرهای مناسب استفاده می‌شود. تابع ناجوری برای گروهی مانند t و یک متغیر وابسته با k رده به صورت رابطه ۴ تعریف می‌شود.

$$I(t)=\Phi\left[P\left(C=C_1|t\right),\ldots,P\left(C=C_k|t\right)\right] \quad \text{(رابطه ۴)}$$

شاخص جینی اغلب در مدل‌های درختی با تقسیمات دوتایی در هر گره استفاده و به صورت رابطه ۵ تعریف می‌گردد. در این روش تمامی متغیرها را در گره امتحان کرده و آن متغیری که از همه کوچکتر باشد را انتخاب می‌کنیم.

(رابطه ۵)

$$I(t)=gini(t)-\sum_{j=1}^{k}P^2\left(C=C_j|t\right)$$

از لحاظ تئوری، ابتدا مقدار تابع ناجوری در حالت کلی برای متغیر پاسخ محاسبه می‌گردد. در مرحله بعد برای تمام متغیرهای کمکی، با توجه به بهترین تقسیمات دوتایی برای متغیر پاسخ، مقدار تابع ناجوری در هریک از دو زیر مجموعه ایجاد شده محاسبه و میانگین وزنی آنها از مقدار تابع ناجوری کل کم می‌گردد. از بین متغیرهای کمکی، متغیری که دارای بیشترین مقدار برای این رابطه باشد، در گام اول برای رده‌بندی درختی انتخاب می‌گردد.

اعتبارسنجی نقشه‌های خطر

اعتبارسنجی روش‌های دو متغیره (۰ و ۱)

تجزیه و تحلیل برخورد خطا در جدول توافقی به منظور اعتبارسنجی عملکرد مدل‌ها برای پیش‌بینی دوگانگی (آری/خیر) استفاده می‌شود. بنابراین با توجه به مطالعات گذشته برای ارزیابی و اعتبارسنجی مدل‌سازی‌ها از آماره‌های حساسیت، ویژگی، صحت و ضریب کاپا زیر استفاده شد.

TP (true positive)

TN (true negative)

FP (false positive)

FN (fals negative)

$$SST\ \text{(Snesitivity)}=\frac{TP}{TP+FN} \quad \text{(رابطه ۶)}$$

$$SPF\ \text{(Specificity)}=\frac{TN}{FP+TN} \quad \text{(رابطه ۷)}$$

$$ACC\ (accuracy)=\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad \text{(رابطه ۸)}$$

$$k\ (Kappa)=\ \mathrm{K}=\frac{P_P-P_e}{1-P_e}$$

$$\mathrm{P}_P=\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad \text{(رابطه ۹)}$$

$$\mathrm{P}_e=\frac{(TP+FN)(TP+FP)+(TN+FN)(TN+FP)}{(TP+TN+FP+FN)^2}$$

این شاخص‌ها با استفاده از تجزیه و تحلیل خطا و برخورد از طریق یک جدول توافقی محاسبه می‌شوند. جدول توافقی یک ماتریکس شامل احتمالات طبقه‌بندی‌های درست و نادرست داده‌ها است. دامنه تمام شاخص‌ها بین ۰ و ۱ می‌باشد، بطوری‌که ۱ نشان‌دهنده بهترین کارایی است (۲۷). در

1- 2Weights-of-evidence model

2- Classification and Regression Tree: CART

[Downloaded from drnl.sanru.ac.ir on 2025-12-20]

[DOR: 20.1001.1.27174425.1399.1.1.8.7]

طبقه‌بندی خطر فرونشست و شوری آب‌های زیرزمینی، هر کلاس به یک طبقه مثبت (خطر) و یا کلاس منفی (عدم خطر) تعلق دارند. تعداد پیکسل‌های مثبت و منفی صحیح می‌باشند. در مقابل، تعداد پیسکل‌های مثبت و منفی که به اشتباه طبقه‌بندی شده‌اند به عنوان طبقه‌بندی‌های مثبت و منفی غیر صحیح شناخته می‌شوند (۲۶). دقت هر دو طبقه‌بندی با استفاده از مقدار سطح زیر منحنی (AUC) در منحنی مشخصه عملکرد سیستم (ROC) نشان داد می‌شود. مقدار AUC بین ۰ (یک آزمون تشخیصی که قادر به تمایز مکان‌های وقوع از عدم وقوع نیست) و ۱ (نشان دهنده این است که یک مثبت صحیح برابر با یک و یک مثبت غیر صحیح برابر با صفر است) می‌باشد (۱۲).

اعتبارسنجی روش‌های چند متغیره (پیوسته)

به منظور ارزیابی عملکرد مدل‌های چند متغیره ۴ معیار مورد استفاده قرار گرفت که این معیارها عبارتند از : ضریب تعیین (R^2)، ضریب ناش ساتکلیف (NSE)، ضریب کلینگ گوپتا (KGE) و ضریب همبستگی (COR) می‌باشند.

$$R^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^{N}(O_i - \bar{O}_i)(P_i - \bar{P})}{\sum_{i=1}^{N}(O_i - \bar{O}_i)^2 \sum_{i=1}^{N}(P_i - \bar{P})} \right)^2 \quad \text{(رابطه ۱۰)}$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}(O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(O_i - \bar{O}_i)^2} \quad \text{(رابطه ۱۱)}$$

$$KGE = 1 - \sqrt{(cc-1)^2 + (\alpha-1)^2 + (\beta-1)^2} \quad \text{(رابطه ۱۲)}$$

$$COR = \frac{\sum_{i=1}^{N}(FOI - \bar{FOI})(FSI - \bar{FSI})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N}(FOI - \bar{FOI})^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{N}(FSI - \bar{FSI})^2}} \quad \text{(رابطه ۱۳)}$$

نتایج و بحث

با بررسی مقادیر هدایت الکتریکی از ۱۲۴ چاه مشاهده‌ای، و با در نظر گرفتن حد آستانه ۱۰۰۰ میکروزیمنس بر سانتی‌متر برای مدل‌های دو متغیره، تعداد ۹۳ مشاهده بعنوان نقاط وقوع و ۳۱ بعنوان نقاط عدم وقوع انتخاب گردید. لازم به توضیح است مقدار ۱۰۰۰ میکروزیمنس بر سانتی‌متر با توجه به مرور منابع و همچنین نوع کاربری منطقه مدنظر قرار گرفت چرا که حد آستانه مناسب برای فعالیت‌های کشاورزی در منابع مختلف مقدار هدایت الکتریکی کمتر از ۱۰۰۰ میکروزیمنس بر سانتی‌متر لحاظ گردیده است. در اجرای روش‌های چند متغیره از آنجا که سری زمانی داده‌ها بعنوان ورودی مدل‌ها مدنظر قرار گرفت به منظور پیش‌بینی نقشه خطر حد آستانه‌ای برای هدایت الکتریکی لحاظ نگردید. پس از تهیه نقشه پراکنش نقاط شوری آب‌های زیرزمینی و فاکتورهای موثر اقدام به اجرای روش‌های دو متغیره و محاسبه وزن‌ها گردید که نتایج آن در جدول (۱) ارائه شده است.

بر اساس نتایج بدست آمده که در جدول (۱) قابل ملاحظه می‌باشد در روش نسبت فراوانی کمترین مقدار وزن بدست آمده برابر با صفر است که مربوط به طبقه‌هایی است که در آنها هیچ نقطه‌ای با شوری بالاتر از ۱۰۰۰ میکروزمینس بر سانتی‌متر مشاهده نشده است و با افزایش نقاط مشاهده‌ای در هر طبقه مقدار وزن‌های محاسباتی بیشتر می‌شود. در این حالت چنانچه وزن بدست آمده برای طبقه مشخصی از یک فاکتور بزرگتر از یک باشد بیانگر همبستگی قوی میان فاکتور مورد نظر و وقوع پدیده شوری آب‌های زیرزمینی است و چنانچه این وزن کمتر از ۱ باشد نشان دهنده همبستگی ضعیف بین فاکتور مورد نظر و احتمال وقوع شوری آب‌های زیرزمینی در منطقه مورد مطالعه است. در منطقه مورد مطالعه با تلفیق نقشه‌های کاربری اراضی با شوری آب‌های زیرزمینی که با در نظر گرفتن مساحت هر یک از کاربری‌ها بدست آمده است نشان می‌دهد بزرگترین وزن نسبت فراوانی برای اراضی تحت آبیاری و شورزارها است و در مناطق مسکونی بخاطر مساحت کم این مناطق هیچ نقطه شوری مشاهده نگردید. همچنین نتایج به دست آمده از تلفیق نقشه نوع خاک با شوری آب‌های زیرزمینی منطقه در جدول (۱) نشان می‌دهد که بیشترین پیکسل‌های داری شوری آب‌های زیرزمینی در خاک‌های اینسپتی سویل مشاهده شده است. با در نظر گرفتن مساحت هر یک از انواع خاک بزرگترین وزن نسبت فراوانی برای خاک‌های آنسپتی سویل بدست آمده است. اینتسپتی سویل‌ها خاک‌هایی دارای افق‌های کمبیک، کلسیک، پتروکلسیک و ژیپسیک و سالیک می‌باشند. نتایج به دست آمده از تلفیق نقشه نوع اقلیم با شوری آبهای زیرزمینی منطقه بیان داشت که بیشترین پیسکل‌های داری شوری آب‌های زیرزمینی در اقلیم زمستانی خنک و تابستانی گرم واقع شده است. بنابراین بزرگترین وزن نسبت فراوانی با مقدار ۱/۰۸۲ برای اقلیم زمستانی خنک و تابستانی گرم بدست آمده است. همچنین بررسی حساسیت پوشش اراضی با شوری آب‌های زیرزمینی نشان می‌دهد که بیشترین پیکسل‌های داری شوری آب‌های زیرزمینی به ترتیب در اراضی تحت آبیاری، اراضی دیم و شورزارها مشاهده شده است. با در نظر گرفتن مساحت هر یک از انواع خاک بزرگترین وزن نسبت فراوانی برای کلاس اراضی تحت آبیاری با مقادیر FR بزرگتر از ۲/۴۹۴ بدست آمده است. در مورد عامل ارتفاع، بیشترین شوری آب‌های زیرزمینی در کلاس ارتفاعی ۱۴۹۰ تا ۱۶۵۷ متر مشاهده شده است. از ارتفاع ۱۶۵۷ متر به بالا شوری آب‌های زیرزمینی مشاهده نشده است. بزرگترین مقادیر نسبت فراوانی در طبقات ارتفاعی اول یعنی در ارتفاعات کمتر از ۱۶۵۷ متر بدست آمد. پراکندگی شوری آب‌های زیرزمینی نسبت به فاصله از دریاچه‌های شور نشان داد که بیشترین حساسیت نسبت به شوری آب‌های زیرزمینی در فاصله ۰ تا ۶/۸ کیلومتری نزدیک دریاچه‌های شور است و کمترین حساسیت نسبت به شوری آب‌های زیرزمینی، دورترین فاصله را نسبت به دریاچه‌های شور دارد، همچنین نتایج به دست

[Downloaded from drnl.sanru.ac.ir on 2025-12-20]

[DOR: 20.1001.1.27174425.1399.1.1.8.7]

آمده از بررسی نقشه پراکندگی شوری آب‌های زیرزمینی نسبت به فاصله از کفه‌های نمکی نیز نشان می‌دهد با افزایش فاصله از کفه‌های نمکی شوری آب‌های زیرزمینی کاهش پیدا می‌کنند. بیشترین حساسیت به شوری آب‌های زیرزمینی در طبقه با فاصله ۳۸۹۹-۰ متری و ۲۱ تا ۲۶ کیلومتری با FR بزرگتر از ۱ بدست آمد. در مورد شوری خاک می‌توان چنین نتیجه گرفت که بیشترین همبستگی شوری آب‌های زیرزمینی و شوری خاک در کلاس ۰/۲۹- تا ۰/۵۲- قابل مشاهده است چرا که این کلاس دارای بیشترین میزان FR می‌باشد. بررسی نقشه پراکندگی شوری آب‌های زیرزمینی نسبت به انحنای کلی، انحنای دشت، انحنای پروفیل نشان می‌دهد کلاس سه این متغییرها با FRبزرگتر از ۱ بیشترین حساسیت به شوری آب‌های زیرزمینی را دارند و در سایر موارد مقادیر کمتر از ۱ می‌باشد. رابطه بین شاخص رطوبت توپوگرافی و شوری آب‌های زیرزمینی نشان می‌دهد در کلاس‌هایی که رطوبت توپوگرافی بین ۷/۶ تا ۱۳ باشد FR بزرگتر از ۱ بدست می‌آید و حساسیت به شوری آب‌های زیرزمینی در این محدوده بالا است و در مناطق با مقادیر رطوبت توپوگرافی کمتر از ۷/۶ مقدار نسبت فراوانی صفر می‌باشد. همچنین بر اساس نتایج بدست آمده در شیب‌های ۰ تا ۵ درصد بیشترین مناطق دارای شوری آب‌های زیرزمینی در منطقه مورد مطالعه شاهده شده است. این در حالی است که از شیب‌های ۱۰ درصد به بالا هیچ نقطه‌ای با شوری بالاتر از ۱۰۰۰ میکروزیمنس مشاهده نگردیده است که بیانگر آن است که با افزایش شیب از تعداد پهنه‌های با شوری آب‌های زیرزمینی و وزن نسبت فراوانی کاسته می‌شود. در بررسی نقشه‌های جهت و شوری آب‌های زیرزمینی مشخص گردید در جهت‌های شمالی، شرقی و جنوب غربی مقادیر FR بیشتر از یک بدست آمده است. برای این فاکتور کمترین و بیشترین مقادیر وزن‌های محاسباتی به ترتیب برابر با ۰/۲۳۲ و ۱/۵۵۷ می‌باشد. در خصوص حساسیت شوری آب‌های زیرزمینی به افت و سطح آب‌های زیرزمینی مشخص گردید بیشترین حساسیت در کلاس ۱۴ تا ۲۱ متری افت و در سطح آب‌های زیرزمینی کمتر از ۱۵۹۳ متری دیده می‌شود. همان‌گونه که در شکل (۳) قابل ملاحظه است بزرگترین و کوچکترین وزن‌ها به ترتیب برابر با ۳۷/۰۵ و ۵/۴۴ که در قسمت‌های حاشیه دریاچه و کفه نمکی بدست آمده‌اند.

نتایج روش شاخص آماری SI در جدول (۱) ارائه شده است. با توجه به جدول (۱) ملاحظه می‌شود کاربری‌های اراضی تحت آبیاری و شورزارها ارزش وزنی آنها مثبت می‌باشد و که اراضی تحت آبیاری دارای بیشترین وزن می‌باشند. در مورد نوع خاک در کلاس‌های خاک‌های انسپتی‌سویل ارزش وزنی بیشترین مقدار را دارا بود. در خصوص نوع اقلیم تنها در کلاس زمستانی خنک و تابستانی گرم ارزش وزنی مثبت و در سایر کلاس‌ها ارزش وزنی صفر برآورد گردید. ارزش وزنی در ارتفاع بین ۱۴۹۰ تا ۱۶۵۷ متر مثبت است و از ارتفاع ۱۶۵۷ به بالا ارزش وزنی برابر صفر است. پراکندگی شوری آب‌های زیرزمینی نسبت به فاصله از دریاچه‌های شور نشان داد که بیشترین ارزش وزنی در فاصله ۰ تا ۶۸۵۵ متری نزدیک دریاچه‌های شور است. همچنین نتایج به دست آمده از بررسی نقشه پراکندگی شوری آب‌های زیرزمینی نسبت به فاصله از کفه نمکی نیز نشان می‌دهد بیشترین ارزش وزنی در فاصله کمتر از ۳۸۸۹ متری وجود دارد. بررسی نقشه پراکندگی شوری آب‌های زیرزمینی نسبت به فاصله از سدها نشان می‌دهد فاصله از سدها همانند فاصله از تاقدیس‌ها و ناودیس‌ها تاثیر معنی‌داری در خطر شوری آب‌های زیرزمینی در این منطقه ندارند. همچنین در خصوص جریان تجمعی بیشترین ارزش وزنی در کلاس ۷۴۴-۱۸۶ و در مورد جهت جریان بیشترین ارزش وزنی در کلاس ۱۴۰-۹۶ دیده می‌شود. ارزش وزنی بدست آمده از شاخص رطوبت توپوگرافی نشان می‌دهد وقتی که شاخص رطوبت توپوگرافی مقادیرش بیشتر از ۷/۲۶ شود ارزش وزنی نیز مثبت می‌باشد مقادیر کمتر از ۷/۲۶ ارزش وزنی منفی دارد. همچنین در مقادیر شاخص رطوبت توپوگرافی بیش از ۱۳/۵۶ ارزش وزنی منفی بدست می‌آید. خصوص شیب بیشترین ارزش وزنی مربوطه به شیب‌ها ۰ تا ۵ درصد می‌باشد و در شیب‌های بیشتر از ۲۰ درصد ارزش وزنی صفر می‌شود. در خصوص جهت ارزش وزنی در جهت‌های شمال، شمال شرق، شرق و جنوب غربی مثبت و در سایر جهت‌ها ارزش وزنی منفی بدست آمد.

براساس نتایج حاصل از روش وزن شاهد مقدار (Sc) در اراضی با اراضی تحت آبیاری و کشت دیم مثبت می‌باشد در نتیجه بیشترین وقوع شوری آب‌های زیرزمینی را در منطقه مورد مطالعه دارند. در کاربری‌های اراضی تحت آبیاری و شورزارها مقدار C(s) مثبت می‌باشد که در مناطق تحت آبیاری مقدار C(s) بالاترین مقدار را داراست. برای انواع خاک با توجه به جدول (۱) ملاحظه می‌شود در خاک‌های انسپتی سویل بیشترین مقدار C(s) دیده می‌شود و در خاک‌های آنتی سویل، مقدار C(s) منفی برآورد گردید. در ارتفاع کمتر از ۱۶۵۷ متر مقادیر C(s) مثبت است و حداکثر مقدار (Sc) در همین کلاس بدست آمده است و بیانگر این مساله است که حساسیت به شوری آب‌های زیرزمینی در این کلاس وجود دارد و در ارتفاعات بالاتر از ۱۶۵۷ متر، شاخص C(s)، صفر است که نشان‌دهنده بی‌تاثیر بودن این ارتفاعات بر مقدار شاخص مذکور دارد. در شیب‌های کمتر از ۵ درصد مقادیر C(s) مثبت است که نشان‌دهنده حساسیت خیلی بالای شوری آب‌های زیرزمینی در این شیب‌ها دارد و در بقیه کلاس‌های شیب مقادیر بدست آمده منفی می‌باشند. برای شاخص رطوبت توپوگرافی مقادیر وزن‌های C(s) در مقادیر بین ۷/۲۶ تا ۱۳/۵۶، مثبت بدست آمد و در سایر کلاس‌ها مقادیر C(s) منفی شد. با توجه به جدول (۱) ملاحظه می‌شود که مقادیر شوری خاک ۰/۵۲- تا ۰/۲۹- و مقادیر C(s) حداکثر برآورد شد که نشان‌دهنده حساسیت بیشتر این کلاس به وقوع شوری آب‌های زیرزمینی است. در مورد فاصله از دریاچه‌های شور، C(s) در فاصله کمتر از ۴۰ کیلومتری دارای مقدار مثبت می‌باشد و در بقیه کلاس‌ها به جز کلاس بیشتر از ۱۵۴ کیلومتر که برابر با صفر است، مقداری منفی است. همچنین ملاحظه می‌شود در رابطه با فاصله از کفه‌های نمکی، در

[Downloaded from drnl.sanru.ac.ir on 2025-12-20]

[DOR: 20.1001.1.27174425.1399.1.1.8.7]

فواصل کمتر از ۶/۸۵۵ کیلومتری مقادیر C(s) مثبت می‌باشد و در فاصله ۲/۶ تا ۶/۸ کیلومتری بیشترین وزن را دارد. در فواصل کمتر از ۳/۹ کیلومتری و ۲۱ تا ۲۶ کیلومتری تاثیر کفه‌های نمکی مثبت و در سایر کلاس‌ها مقادیر منفی برای C(s) بدست آمده است.

جدول ۱- ارتباط مکانی میان هر عامل و شوری آبهای زیرزمینی (مدل‌های نسبت فراوانی- شاخص آماری- وزن شاهد)

Table 1. Spatial relationship between each factor and groundwater salinity (FR, SI,WoE models)

فاکتور	کلاس	a	b	Fr	SI	W-	C	$S^2(w+)$	$S^2(w-)$	C(s)	C/S(C)
کاربری اراضی	پیکره آبی	۰/۱۸۹	۰/۰۳۰	۰/۱۵۸	-۱/۸۴۴	۰/۱۷۹	-۲/۰۲۳	۰/۵۰۰	۰/۰۱۵	۰/۷۱۸	-۲/۸۱۸
	خشکی	۰/۰۲۳	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۲۳	-۰/۰۲۳	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۰۱۲۲	-۰/۱۸۸
	اراضی تحت آبیاری	۰/۱۴۴	۰/۵۵۲	۳/۸۴۴	۱/۳۴۷	-۰/۶۴۸	۱/۹۹۵	۰/۰۲۷	۰/۰۳۳	۰/۲۴۶	۸/۱۲۱
	مرتع	۰/۶۳۲	۰/۳۵۸	۰/۵۶۷	-۰/۵۶۷	۰/۵۵۵	-۱/۱۲۲	۰/۰۴۲	۰/۰۲۳	۰/۲۵۵	-۴/۴۰۴
	مسکونی	۰/۰۰۳	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۳۰۳	-۰/۰۰۳	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۲	-۰/۰۲۲
	شورزار	۰/۰۱۱	۰/۰۶۰	۵/۶۲۴	۱/۷۲۷	-۰/۰۵۱	۰/۰۵۱	۰/۲۵۰	۰/۰۱۶	۰/۵۱۶	۰/۰۹۹
نوع خاک	اریدی سویل	۰/۲۶۱	۰/۳۰۹	۱/۱۸۴	۰/۱۶۹	-۰/۰۶۷	۰/۲۳۶	۰/۰۴۸	۰/۰۲۱	۰/۲۶۲	۰/۸۹۹
	انتی سویل	۰/۴۱۴	۰/۲۶۵	۰/۶۳۹	-۰/۴۴۸	۰/۲۲۸	-۰/۶۷۶	۰/۰۵۶	۰/۰۲۰	۰/۲۷۵	-۲/۴۵۹
	انسپتی سویل	۰/۰۷۷	۰/۱۳۲	۱/۷۱۰	۰/۵۳۷	-۰/۰۶۱	۰/۵۹۸	۰/۱۱۱	۰/۰۱۷	۰/۳۵۸	۱/۶۷۲
	دشت نمکی	۰/۲۴۷	۰/۲۹۴	۱/۱۸۹	۰/۱۷۳	-۰/۰۶۴	۰/۲۳۷	۰/۰۵۰	۰/۰۲۱	۰/۲۶۶	۰/۸۹۱
اقلیم (منطقه خشک و نیمه خشک)	زمستان خنک و تابستان گرم	۰/۹۲۴	۱/۰۰۰	۱/۰۸۲	۰/۰۷۹	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
	زمستان خنک و تابستان معتدل	۰/۰۶۳	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۶۵	-۰/۰۶۵	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۵۳۸
	زمستان سرد و تابستان معتدل	۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۱	-۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۰۰۷
	زمستان سرد و تابستان گرم	۰/۰۱۲	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۱۲	-۰/۰۱۲	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۱۰۱
پوشش اراضی	جنگلکاری	۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۱	-۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۱۸	۰/۱۳۲	-۰/۰۱۱
	اراضی بایر	۰/۰۰۲	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۲	-۰/۰۰۲	۰/۰۰۰	۰/۰۱۸	۰/۱۳۲	-۰/۰۱۳
	کشت دیم	۰/۰۲۱	۰/۰۵۳	۲/۴۹۴	۰/۹۱۴	-۰/۰۳۳	۰/۹۴۷	۰/۳۳۳	۰/۰۱۹	۰/۵۹۳	۱/۵۹۶
	جنگل	۰/۲۳۸	۰/۰۳۵	۰/۱۴۸	-۱/۹۱۴	۰/۲۳۶	-۲/۱۴۹	۰/۵۰۰	۰/۰۱۸	۰/۷۲۰	-۲/۹۸۶
	اراضی تحت آبیاری	۰/۱۳۸	۰/۴۵۶	۳/۳۱۱	۱/۱۹۷	-۰/۴۶۱	۱/۶۵۸	۰/۰۳۸	۰/۰۳۲	۰/۲۶۶	۶/۲۳۵
	دریاچه‌ها	۰/۱۹۶	۰/۰۱۸	۰/۰۹۰	-۲/۴۱۳	۰/۲۰۰	-۲/۶۱۴	۱/۰۰۰	۰/۰۱۸	۱/۰۰۹	-۲/۵۹۱
	مراتع	۰/۴۰۴	۰/۴۳۹	۱/۰۸۵	۰/۰۸۲	-۰/۰۶۰	۰/۱۴۱	۰/۰۴۰	۰/۰۳۱	۰/۲۶۷	۰/۵۲۹
	زیستگاه‌ها	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۱۸	۰/۱۳۲	۰/۰۰۰
	شوره زارها	۰/۰۸۷	۰/۱۹۳	۲/۲۲۶	۰/۸۰۰	-۰/۱۲۴	۰/۱۲۴	۰/۰۹۱	۰/۰۲۲	۰/۳۳۶	۰/۳۶۹
	اراضی شهری	۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۱	-۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۱۸	۰/۱۳۲	-۰/۰۰۶
افت آب زیرزمینی	۲۱-۱۴	۰/۱۶۶	۰/۳۲۴	۱/۹۵۱	۰/۶۶۸	-۰/۲۱۰	۰/۸۷۸	۰/۰۴۵	۰/۰۲۲	۰/۲۵۹	۳/۳۸۶
	۱۴-۱۱	۰/۲۱۵	۰/۱۹۱	۰/۸۸۸	-۰/۱۱۹	۰/۰۳۰	-۰/۱۴۹	۰/۰۷۷	۰/۰۱۸	۰/۳۰۸	-۰/۴۸۴
	۱۱-۸	۰/۱۸۹	۰/۲۵۶	۱/۴۰۱	۰/۳۳۷	-۰/۰۹۸	۰/۴۳۵	۰/۰۵۶	۰/۰۲۰	۰/۲۷۵	۱/۵۸۳
	۸-۶	۰/۲۰۶	۰/۱۳۲	۰/۶۴۲	-۰/۴۴۳	۰/۰۸۹	-۰/۵۳۲	۰/۱۱۱	۰/۰۱۷	۰/۳۵۸	-۱/۴۸۷
	۶-۳	۰/۱۵۱	۰/۰۵۹	۰/۳۸۸	-۰/۹۴۶	۰/۱۰۴	-۱/۰۴۹	۰/۲۵۰	۰/۰۱۶	۰/۵۱۵	-۲/۰۳۶
	۳-۰	۰/۰۶۲	۰/۰۱۵	۰/۲۳۷	-۱/۴۴۰	۰/۰۴۹	-۱/۴۸۹	۱/۰۰۰	۰/۰۱۵	۱/۰۰۷	-۱/۴۷۸
	۷-۰	۰/۰۱۰	۰/۰۱۵	۱/۴۴۱	۰/۳۶۵	-۰/۰۰۵	۰/۳۷۰	۱/۰۰۰	۰/۰۱۵	۱/۰۰۸	۰/۳۶۷
سطح آب زیرزمینی	۱/۵۷۸-۱/۵۵۸	۰/۴۵۲	۰/۶۱۸	۱/۳۶۷	۰/۳۱۳	-۰/۳۶۰	۰/۶۷۳	۰/۰۲۴	۰/۰۳۸	۰/۲۵۰	۲/۶۹۷
	۱/۵۹۳-۱/۵۷۸	۰/۲۷۱	۰/۳۲۴	۱/۱۹۲	۰/۱۷۶	-۰/۰۷۴	۰/۲۵۰	۰/۰۴۵	۰/۰۲۲	۰/۲۵۹	۰/۹۶۵
	۱/۶۰۸-۱/۵۹۳	۰/۱۶۸	۰/۰۴۴	۰/۲۶۳	-۱/۳۳۷	۰/۱۳۹	-۱/۴۷۶	۰/۳۳۳	۰/۰۱۵	۰/۵۹۱	-۲/۴۹۹
	۱/۶۳۱-۱/۶۰۸	۰/۰۴۸	۰/۰۱۵	۰/۳۰۸	-۱/۱۷۹	۰/۰۳۴	-۱/۲۱۴	۱/۰۰۰	۰/۰۱۵	۱/۰۰۷	-۱/۱۰۵
	۱/۶۶۳-۱/۶۳۱	۰/۰۱۹	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۱۹	-۰/۰۱۹	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۱۶۱
	۱/۶۹۵-۱/۶۶۳	۰/۰۲۵	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۲۵	-۰/۰۲۵	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۲۰۸
	۱/۷۴۹-۱/۶۹۵	۰/۰۱۷	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۱۷	-۰/۰۱۷	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۱۴۰

[Downloaded from drnl.sanru.ac.ir on 2025-12-20]

[DOR: 20.1001.1.27174425.1399.1.1.8.7]

ادامه جدول ۱- ارتباط مکانی میان هر عامل و شوری آبهای زیرزمینی (مدل‌های نسبت فراوانی- شاخص آماری- وزن شاهد)

Contnued Table 1. Spatial relationship between each factor and groundwater salinity (FR, SI,WoE models)

فاکتور	کلاس	a	b	Fr	SI	W-	C	$S^2(w+)$	$S^2(w-)$	C(s)	C/S(C)
ارتفاع	۱/۴۹۰-۱/۶۵۷	۰/۵۱۷	۱/۰۰۰	۱/۹۳۴	۰/۶۶۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
	۱/۶۵۷-۱/۸۵۴	۰/۲۱۵	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۲۴۲	-۰/۲۴۲	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۰۲۱	-۱/۹۹۹
	۱/۸۵۴-۲/۱۰۵	۰/۱۴۳	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۱۵۴	-۰/۱۵۴	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۰۲۱	-۱/۲۷۰
	۲/۱۰۵-۲/۴۲۳	۰/۰۸۳	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۸۷	-۰/۰۸۷	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۰۲۱	-۰/۷۱۶
	۲/۴۲۳-۳/۲۴۷	۰/۰۴۲	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۴۳	-۰/۰۴۳	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۰۲۱	-۰/۳۵۲
فاصله از ناودیس‌ها	۰-۱۷/۴۷۳	۰/۰۵۷	۰/۱۱۸	۲/۰۵۱	۰/۰۷۱۸	-۰/۰۶۶	۰/۷۸۵	۰/۱۲۵	۰/۰۱۷	۰/۳۷۶	۲/۰۸۴
	۱۷/۴۷۳-۳۲/۴۵۰	۰/۱۳۰	۰/۱۳۲	۱/۰۱۷	۰/۰۱۷	-۰/۰۰۳	۰/۰۱۹	۰/۱۱۱	۰/۰۱۷	۰/۳۵۸	۰/۰۵۴
	۳۲/۴۵۰-۴۴/۹۳۱	۰/۱۷۷	۰/۱۷۶	۰/۹۹۹	-۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	-۰/۰۰۲	۰/۰۸۳	۰/۰۱۸	۰/۳۱۸	-۰/۰۰۵
	۴۴/۹۳۱-۵۶/۹۹۶	۰/۲۱۰	۰/۲۳۵	۱/۱۲۰	۰/۱۱۳	-۰/۰۳۲	۰/۱۴۵	۰/۰۶۳	۰/۰۱۹	۰/۲۸۶	۰/۵۰۹
	۶۸/۶۴۵-۶۸/۶۴۵	۰/۲۰۲	۰/۱۹۱	۰/۹۴۸	-۰/۰۵۴	۰/۰۱۳	-۰/۰۶۷	۰/۰۷۷	۰/۰۱۸	۰/۳۰۸	-۰/۲۱۶
	۶۸/۶۴۵-۸۲/۷۹۰	۰/۱۵۴	۰/۱۴۷	۰/۹۵۵	-۰/۰۴۶	۰/۰۰۸	-۰/۰۰۸	۰/۱۰۰	۰/۰۱۷	۰/۳۴۲	-۰/۰۲۴
	۸۲/۷۹۰-۱۰۶/۰۸۸	۰/۰۷۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۷۳	-۰/۰۷۳	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۵۹۸
فاصله از تاقدیس‌ها	۰-۶/۳۹۱	۰/۲۵۳	۰/۱۹۱	۰/۷۵۶	-۰/۲۸۰	۰/۰۸۰	-۰/۳۶۰	۰/۰۷۷	۰/۰۱۸	۰/۳۰۸	-۱/۱۶۷
	۶/۳۹۱-۱۳/۵۸۰	۰/۲۳۷	۰/۲۳۵	۰/۹۹۵	-۰/۰۰۵	۰/۰۰۲	-۰/۰۰۷	۰/۰۶۳	۰/۰۱۹	۰/۲۸۶	-۰/۰۲۴
	۱۳/۵۸۰-۲۱/۵۶۹	۰/۱۸۷	۰/۳۵۳	۱/۸۹۰	۰/۶۳۷	-۰/۲۲۹	۰/۸۶۵	۰/۰۴۲	۰/۰۲۳	۰/۲۵۴	۳/۴۱۰
	۲۱/۵۶۹-۳۰/۳۵۷	۰/۱۴۲	۰/۰۸۸	۰/۶۲۲	-۰/۴۷۴	۰/۰۶۰	-۰/۵۳۵	۰/۱۶۷	۰/۰۱۶	۰/۴۲۸	-۱/۲۵۰
	۳۰/۳۵۷-۴۰/۲۱۰	۰/۰۹۱	۰/۱۱۸	۱/۲۹۰	۰/۲۵۵	-۰/۰۳۰	۰/۲۸۴	۰/۱۲۵	۰/۰۱۷	۰/۳۷۶	۰/۷۵۵
	۴۰/۲۱۰-۵۱/۳۷۴	۰/۰۵۸	۰/۰۱۵	۰/۲۵۲	-۱/۳۷۷	۰/۰۴۵	-۰/۰۴۵	۱/۰۰۰	۰/۰۱۵	۱/۰۰۷	-۰/۰۴۸
	۵۱/۳۹۴-۶۷/۹۰۴	۰/۰۳۲	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۳۳	-۰/۰۳۳	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۲۷۲
فاصله از دریاچه‌های شور	۰-۲/۵۸۹	۰/۳۲۹	۰/۴۱۲	۱/۲۵۲	۰/۲۲۴	-۰/۱۳۲	۰/۳۵۶	۰/۰۳۶	۰/۰۲۵	۰/۲۴۶	۱/۴۴۵
	۲/۵۸۹-۶/۸۵۵	۰/۲۰۸	۰/۳۳۸	۱/۶۲۸	۰/۴۸۸	-۰/۱۸۰	۰/۶۶۸	۰/۰۴۳	۰/۰۲۲	۰/۲۵۶	۲/۶۰۵
	۶/۸۵۵-۱۱/۴۲۶	۰/۱۴۹	۰/۱۴۷	۰/۹۸۴	-۰/۰۱۶	۰/۰۰۳	-۰/۰۱۹	۰/۱۰۰	۰/۰۱۷	۰/۳۴۲	-۰/۰۵۵
	۱۱/۴۲۶-۱۶/۱۴۹	۰/۱۳۳	۰/۰۸۸	۰/۶۶۶	-۰/۷۰۴	۰/۰۵۰	-۰/۴۵۷	۰/۱۶۷	۰/۰۱۶	۰/۴۲۸	-۱/۰۶۸
	۱۶/۱۴۹-۲۱/۶۳۳	۰/۱۰۴	۰/۰۱۵	۰/۱۴۲	-۱/۹۵۱	۰/۰۹۴	-۲/۰۴۶	۱/۰۰۰	۰/۰۱۵	۱/۰۰۷	-۲/۰۳۱
	۲۱/۶۳۳-۲۸/۶۴۱	۰/۰۵۹	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۶۱	-۰/۰۶۱	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۵۰۰
	۲۸/۶۴۱-۳۸/۸۴۹	۰/۰۱۹	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۱۹	-۰/۰۱۹	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۱۵۸
فاصله از گنبدهای نمکی	۰-۳/۸۸۹	۰/۱۶۵	۰/۲۵۰	۱/۵۱۵	۰/۴۱۶	-۰/۱۰۷	۰/۵۲۳	۰/۰۵۹	۰/۰۲۰	۰/۲۸۰	۱/۸۶۸
	۳/۸۸۹-۸/۴۰۱	۰/۲۰۴	۰/۱۴۷	۰/۷۲۰	-۰/۳۲۸	۰/۰۶۹	-۰/۳۹۸	۰/۱۰۰	۰/۰۱۷	۰/۳۴۲	-۱/۱۶۲
	۸/۴۰۱-۱۲/۶۰۲	۰/۲۰۸	۰/۱۰۳	۰/۴۹۶	-۰/۷۰۲	۰/۱۲۸	-۰/۸۲۶	۰/۱۴۳	۰/۰۱۶	۰/۳۹۹	-۲/۰۷۱
	۱۲/۶۰۲-۱۶/۸۰۲	۰/۱۸۵	۰/۱۴۷	۰/۷۹۷	-۰/۲۲۸	۰/۰۴۵	-۰/۲۷۳	۰/۱۰۰	۰/۰۱۷	۰/۳۴۲	-۰/۷۹۶
	۱۶/۸۰۲-۲۱/۳۱۴	۰/۱۳۲	۰/۱۱۸	۰/۸۹۲	-۰/۱۱۵	۰/۰۱۶	-۰/۱۳۱	۰/۱۲۵	۰/۰۱۷	۰/۳۷۶	-۰/۳۴۸
	۲۱/۳۱۴-۲۶/۹۱۵	۰/۰۷۶	۰/۲۰۶	۲/۶۹۸	۰/۹۹۳	-۰/۱۵۱	۰/۱۵۱	۰/۰۷۱	۰/۰۱۹	۰/۳۰۰	۰/۵۰۴
	۲۶/۹۱۵-۳۹/۶۷۳	۰/۰۳۰	۰/۰۲۹	۰/۹۷۴	۰/۰۰۰	۰/۰۰۱	-۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۳	-۰/۰۰۶
فاصله از سدها	۳/۰۸۷-۲۳/۵۱۱	۰/۱۲۷	۰/۱۱۸	۰/۹۲۹	-۰/۰۷۳	۰/۰۱۰	-۰/۰۸۳	۰/۱۲۵	۰/۰۱۷	۰/۳۷۶	-۰/۲۲۲
	۲۳/۵۱۱-۳۸/۳۶۵	۰/۱۵۱	۰/۲۵۰	۱/۶۵۶	۰/۵۰۵	-۰/۱۲۴	۰/۶۲۹	۰/۰۵۹	۰/۰۲۰	۰/۲۸۰	۲/۲۴۵
	۳۸/۳۶۵-۵۲/۲۹۰	۰/۱۶۵	۰/۱۴۷	۰/۸۹۳	-۰/۱۱۳	۰/۰۲۱	-۰/۱۳۴	۰/۱۰۰	۰/۰۱۷	۰/۳۴۲	-۰/۳۹۱
	۵۲/۲۹۰-۶۶/۲۱۶	۰/۱۷۷	۰/۱۱۸	۰/۶۶۵	-۰/۴۰۸	۰/۰۷۰	-۰/۴۷۸	۰/۱۲۵	۰/۰۱۷	۰/۳۷۶	-۱/۲۶۹
	۶۶/۲۱۶-۸۰/۶۰۵	۰/۱۸۷	۰/۲۰۶	۱/۱۰۰	۰/۰۹۶	-۰/۰۲۳	۰/۱۱۹	۰/۰۷۱	۰/۰۱۹	۰/۳۰۰	۰/۳۹۶
	۸۰/۶۰۵-۹۶/۸۵۲	۰/۱۲۵	۰/۱۶۲	۱/۲۹۴	۰/۲۵۸	-۰/۰۴۳	۰/۰۴۳	۰/۰۹۱	۰/۰۱۸	۰/۳۲۹	۰/۱۳۰

[Downloaded from drnl.sanru.ac.ir on 2025-12-20]

[DOR: 20.1001.1.27174425.1399.1.1.8.7]

ادامه جدول ۱- ارتباط مکانی میان هر عامل و شوری آبهای زیرزمینی (مدل‌های نسبت فراوانی- شاخص آماری- وزن شاهد)

Contnued Table 1. Spatial relationship between each factor and groundwater salinity (FR, SI,WoE models)

فاکتور	کلاس	a	b	Fr	SI	W-	C	S^2(w+)	S^2(w-)	C(s)	C/S(C)
انحنای کلی	-۴/۹۶ - -۰/۴۹	۰/۰۳۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۳۱	-۰/۰۳۱	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۲۵۹
	-۰/۴۹ - -۰/۱۳	۰/۱۵۲	۰/۰۷۴	۰/۴۸۳	-۰/۷۲۷	۰/۰۸۹	-۰/۸۱۶	۰/۲۰۰	۰/۰۱۶	۰/۴۶۵	-۱/۷۵۶
	-۰/۱۳ - ۰/۱۴	۰/۶۶۴	۰/۹۱۲	۱/۳۷۴	۰/۳۱۸	-۱/۳۳۸	۱/۶۵۶	۰/۰۱۶	۰/۱۶۷	۰/۴۲۸	۳/۸۷۳
	۰/۱۴-۰/۵۹	۰/۱۲۵	۰/۰۱۵	۰/۱۱۸	-۲/۱۳۶	۰/۱۱۸	-۲/۲۵۵	۱/۰۰۰	۰/۰۱۵	۱/۰۰۷	-۲/۲۳۸
	۰/۵۹-۵/۳۸	۰/۰۲۹	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۲۹	-۰/۰۲۹	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۲۴۰
انحنا دشت	-۲/۳۶ - -۰/۳۰	۰/۰۲۷	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۲۸	-۰/۰۲۸	۰/۰۰۰	۰/۰۱۴	۰/۱۱۸	-۰/۲۳۴
	-۰/۳۰ - -۰/۰۸	۰/۱۱۱	۰/۰۴۲	۰/۳۷۴	-۰/۹۸۳	۰/۰۷۶	-۱/۰۵۹	۰/۳۳۳	۰/۰۱۴	۰/۵۹۰	-۱/۷۹۶
	-۰/۰۸ - ۰/۰۸	۰/۶۹۹	۰/۹۴۴	۱/۳۵۰	۰/۳۰۰	-۱/۶۸۸	۱/۹۸۹	۰/۰۱۵	۰/۲۵۰	۰/۵۱۵	۳/۸۶۵
	۰/۰۸-۰/۳۳	۰/۱۳۲	۰/۰۱۴	۰/۱۰۵	-۲/۲۵۵	۰/۱۲۸	-۲/۲۸۳	۱/۰۰۰	۰/۰۱۴	۱/۰۰۷	-۲/۳۶۷
	۰/۳۳-۳/۰۵	۰/۰۳۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۳۰	-۰/۰۳۰	۰/۰۰۰	۰/۰۱۴	۰/۱۱۸	-۰/۲۵۵
انحنا پروفیل	-۲/۶۷ - -۰/۴۶	۰/۰۱۳	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۱۳	-۰/۰۱۳	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۱۰۸
	-۰/۴۶ - -۰/۱۳	۰/۰۷۳	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۷۶	-۰/۰۷۶	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۶۲۶
	-۰/۱۳ — ۰/۰۵	۰/۶۷۲	۰/۸۹۷	۱/۲۳۵	۰/۲۸۹	-۱/۱۵۹	۱/۴۴۸	۰/۰۱۶	۰/۱۴۳	۰/۳۹۹	۳/۶۲۸
	۰/۰۵-۰/۳۰	۰/۲۱۷	۰/۱۰۳	۰/۴۷۴	-۰/۷۴۷	۰/۱۳۶	-۰/۸۸۴	۰/۱۴۳	۰/۰۱۶	۰/۳۹۹	-۲/۲۱۴
	۰/۳۰-۲/۵۹	۰/۰۲۵	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۲۵	-۰/۰۲۵	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۲۰۶
جریان تجمعی	۰-۱۸۶	۰/۹۶۹	۰/۹۵۶	۰/۹۸۶	-۰/۰۱۴	۰/۳۶۰	-۰/۳۷۴	۰/۰۱۵	۰/۳۳۳	۰/۵۹۱	-۰/۶۳۳
	۱۸۶-۷۴۴	۰/۰۲۲	۰/۰۴۴	۲/۰۱۳	۰/۷۰۰	-۰/۰۲۳	۰/۰۲۳	۰/۳۳۳	۰/۰۱۵	۰/۵۹۱	۰/۰۳۹
	۷۴۴-۱۶۰۰	۰/۰۰۵	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۵	-۰/۰۰۵	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۰۴۳
	۱/۶۰۰-۲/۷۹۲	۰/۰۰۲	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۲	-۰/۰۰۲	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۰۲۰
	۲/۷۹۲-۴/۴۳۰	۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۱	-۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۰۰۷
	۴/۴۳۰-۶/۹۶۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۰۰۳
جهت جریان	۱-۱۹	۰/۶۸۱	۰/۵۲۹	۰/۷۷۷	-۰/۲۵۲	۰/۳۹۰	-۰/۶۴۲	۰/۰۲۸	۰/۰۳۱	۰/۲۴۳	-۲/۶۴۳
	۱۹-۴۸	۰/۰۷۸	۰/۰۴۴	۰/۵۶۷	-۰/۵۶۸	۰/۰۳۶	-۰/۶۰۴	۰/۳۳۳	۰/۰۱۵	۰/۵۹۱	-۱/۰۲۳
	۴۸-۹۶	۰/۱۵۴	۰/۱۶۲	۱/۰۵۰	۰/۰۴۸	-۰/۰۰۹	۰/۰۵۷	۰/۰۹۱	۰/۰۱۸	۰/۳۲۹	۰/۱۷۴
	۹۶-۱۴۰	۰/۰۸۶	۰/۲۵۶	۳/۰۹۰	۱/۱۲۸	-۰/۲۱۸	۱/۳۴۶	۰/۰۵۶	۰/۰۲۰	۰/۲۷۵	۴/۸۹۷
	۱۴۰-۱۷۳	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۰۰۳
	۱۷۳-۲۱۶	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۰۰۳
شاخص شوری خاک	-۰/۹۹ - -۰/۵۲	۰/۰۰۳	۰/۰۱۵	۵/۳۱۹	۰/۶۷۱	-۰/۰۱۲	۱/۶۸۴	۱/۰۰۱	۰/۰۱۵	۱/۰۰۸	۱/۶۷۱
	-۰/۵۲ - -۰/۲۹	۰/۰۰۷	۰/۰۵۹	۷/۸۸۶	۲/۰۶۵	-۰/۰۵۳	۲/۱۱۹	۰/۲۵۰	۰/۰۱۶	۰/۵۱۶	۴/۱۱۰
	-۰/۲۹ - -۰/۱۹	۰/۰۵۶	۰/۱۱۸	۲/۱۰۴	۰/۷۴۴	-۰/۰۶۸	۰/۸۱۲	۰/۱۲۵	۰/۰۱۷	۰/۳۷۶	۲/۱۵۶
	-۰/۱۹ - -۰/۱۳	۰/۲۳۱	۰/۲۲۱	۰/۹۵۶	-۰/۰۴۵	۰/۰۱۳	-۰/۰۵۸	۰/۰۶۷	۰/۰۱۹	۰/۲۹۲	-۰/۱۹۷
	-۰/۱۳ - -۰/۰۰	۰/۳۹۶	۰/۳۸۲	۰/۹۶۵	-۰/۰۳۶	۰/۰۲۳	-۰/۰۵۹	۰/۰۳۸	۰/۰۲۴	۰/۲۵۰	-۰/۲۳۴
	-۰/۰۰ - ۰/۲۸	۰/۳۰۶	۰/۲۰۶	۰/۶۷۳	-۰/۳۹۷	۰/۱۳۵	-۰/۵۳۱	۰/۰۷۱	۰/۰۱۹	۰/۳۰۰	-۱/۷۷۲
	۰/۲۸-۰/۹۷	۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۱	-۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۰۰۷
شاخص رطوبت توپوگرافی	۴/۰۵-۷/۲۶	۰/۲۸۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۳۲۸	-۰/۳۲۸	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۲/۷۰۸
	۷/۲۶-۹/۰۶	۰/۲۸۹	۰/۳۹۷	۱/۳۷۵	۰/۳۱۸	-۰/۱۶۵	۰/۴۸۴	۰/۰۳۷	۰/۰۲۴	۰/۲۴۸	۱/۹۵۱
	۹/۰۶-۱۱/۱۲	۰/۱۸۷	۰/۳۳۸	۱/۸۰۸	۰/۵۹۲	-۰/۲۰۶	۰/۷۹۸	۰/۰۴۳	۰/۰۲۲	۰/۲۵۶	۳/۱۱۴
	۱۱/۱۲-۱۳/۵۶	۰/۱۲۷	۰/۲۲۱	۱/۷۳۲	۰/۵۴۹	-۰/۱۱۳	۰/۶۶۲	۰/۳۶۷	۰/۰۱۹	۰/۲۹۲	۲/۲۶۴
	۱۳/۵۶-۲۰/۴۳	۰/۱۱۷	۰/۰۴۴	۰/۳۷۷	-۰/۹۷۴	۰/۰۷۹	-۱/۰۵۴	۰/۳۳۳	۰/۰۱۵	۰/۵۹۱	-۱/۷۸۴

ادامه جدول ۱- ارتباط مکانی میان هر عامل و شوری آبهای زیرزمینی (مدل‌های نسبت فراوانی- شاخص آماری- وزن شاهد)

Contnued Table 1. Spatial relationship between each factor and groundwater salinity (FR, SI, WoE models)

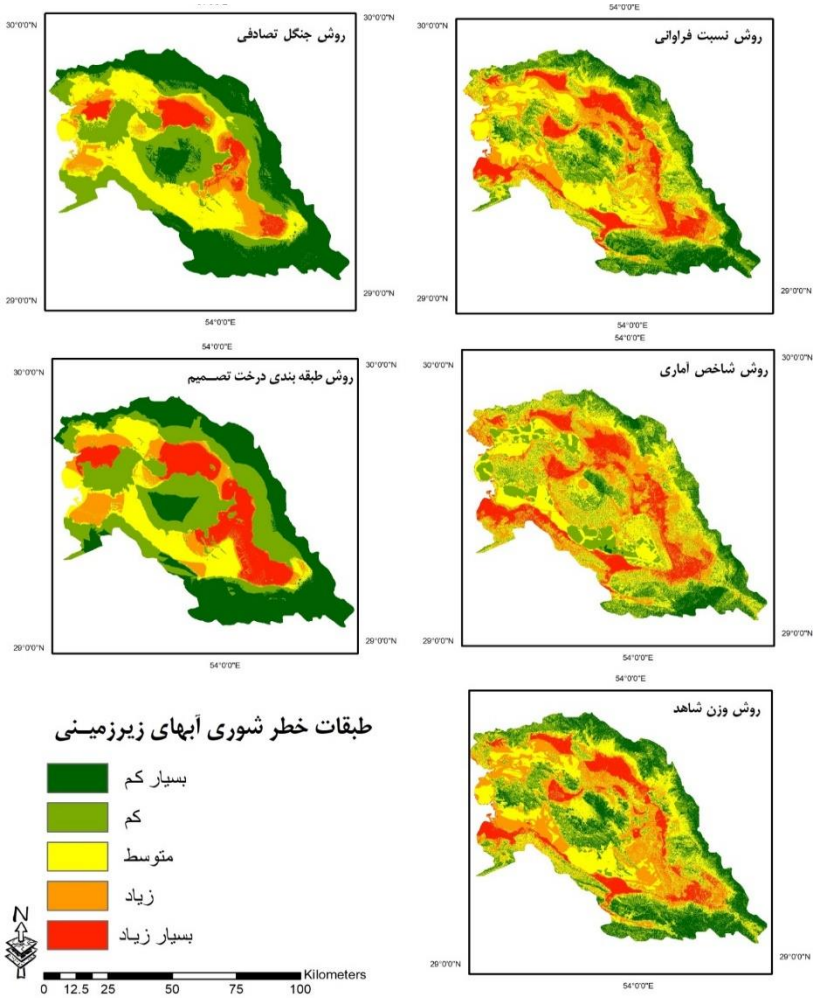
فاکتور	کلاس	a	b	Fr	SI	W-	C	S^2(w+)	S^2(w-)	C(s)	C/S(C)
بافت	۵ ٪	۰/۵۰۹	۰/۸۶۸	۱/۷۰۵	۰/۵۳۳	-۱/۳۱۱	۱/۸۴۵	۰/۰۱۷	۰/۱۱۱	۰/۳۵۸	۵/۱۵۴
	۱۰ ٪	۰/۱۹۷	۰/۱۳۲	۰/۶۷۱	-۰/۳۹۸	۰/۰۷۸	-۰/۰۷۸	۰/۱۱۱	۰/۰۱۷	۰/۳۵۸	-۰/۲۱۷
	۲۰ ٪	۰/۱۲۹	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۱۳۸	-۰/۱۳۸	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۱/۱۳۴
	۳۰ ٪	۰/۰۹۹	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۱۰۵	-۰/۱۰۵	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۸۶۴
	۴۰ ٪	۰/۰۶۶	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۶۸	-۰/۰۶۸	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۵۶۳
	۵۰ ٪	۰/۰۴۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۴۱	-۰/۰۴۱	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۳۳۴
	۱۰۰ ٪	۰/۰۱۴	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۱۴	-۰/۰۱۴	۰/۰۰۰	۰/۰۱۵	۰/۱۲۱	-۰/۱۱۵
نواحی	مناطق مسطح	۰/۲۵۳	۰/۰۵۹	۰/۲۳۲	-۱/۴۵۹	۰/۲۳۱	-۱/۶۹۰	۰/۲۵۰	۰/۰۱۶	۰/۵۱۵	-۳/۲۸۰
	شمال	۰/۱۳۲	۰/۲۰۶	۱/۵۵۷	۰/۴۴۳	-۰/۰۸۹	۰/۵۳۱	۰/۰۷۱	۰/۰۱۹	۰/۳۰۰	-۱/۷۷۲
	شمال شرقی	۰/۰۹۶	۰/۱۰۳	۱/۰۷۴	۰/۰۷۱	-۰/۰۰۸	۰/۰۷۹	۰/۱۴۳	۰/۰۱۶	۰/۳۹۹	۰/۱۹۷
	شرق	۰/۱۰۲	۰/۱۴۷	۱/۴۴۰	۰/۳۶۵	-۰/۰۵۱	۰/۴۱۶	۰/۱۰۰	۰/۰۱۷	۰/۳۴۲	۱/۲۱۵
	جنوب شرقی	۰/۱۴۲	۰/۰۷۴	۰/۵۱۹	-۰/۶۵۵	۰/۰۷۶	-۰/۷۳۱	۰/۲۰۰	۰/۰۱۶	۰/۴۶۵	-۱/۵۷۴
	جنوب	۰/۱۴۷	۰/۰۸۸	۰/۶۰۰	-۰/۵۱۰	۰/۰۶۷	-۰/۵۷۷	۰/۱۶۷	۰/۰۱۶	۰/۴۲۸	-۱/۳۵۰
	جنوب غربی	۰/۱۲۸	۰/۱۴۷	۱/۱۴۸	۰/۱۳۸	-۰/۰۲۲	۰/۱۶۰	۰/۱۰۰	۰/۰۱۷	۰/۳۴۲	۰/۴۶۷
	غرب	۰/۱۰۲	۰/۰۸۸	۰/۸۶۹	-۰/۱۴۱	۰/۰۱۵	-۰/۱۵۶	۰/۱۶۷	۰/۰۱۶	۰/۴۲۸	-۰/۳۶۴
	شمال غربی	۰/۱۰۳	۰/۰۸۸	۰/۸۵۴	-۰/۱۵۷	۰/۰۱۷	-۰/۱۷۴	۰/۱۶۷	۰/۰۱۶	۰/۴۲۸	-۰/۴۰۷

[Downloaded from drnl.sanru.ac.ir on 2025-12-20]

[DOR: 20.1001.1.27174425.1399.1.1.8.7]

به منظور اجرای روش جنگل تصادفی از پکیج Random Forest نرم‌افزار R 3.6.3 استفاده گردید. با توجه به نتایج روش جنگل تصادفی ملاحظه می‌شود، ارتفاع، فاصله از کفه‌های نمکی، فاصله از ناودیس‌ها، فاصله از تاقدیس‌ها، افت و سطح آب زیرزمینی بعنوان مهم‌ترین متغیرهای تاثیرگذار بر خطر شوری آب‌های زیرزمینی می‌باشند. در این روش بزرگترین و کوچکترین وزن‌ها به ترتیب برابر با ۱۸۲۲۹/۱ و ۴۹۵/۷۵۷ بدست آمدند. با توجه به نقشه (۳) ملاحظه می‌شود بیشترین مقادیر خطر به شوری آب‌های زیرزمینی در قسمت‌های مرکزی و حاشیه دریاچه بدست آمده‌اند. همچنین با استفاده متغیرهای تاثیرگذار در شوری آب‌های زیرزمینی و الگوریتم طبقه‌بندی درخت تصمیم نقشه خطر شوری آب‌های زیرزمینی منطقه مورد مطالعه برآور شد (شکل ۳). نقشه خطر شوری آب‌های زیرزمینی تولید شده نشان می‌دهد اراضی که در جنوب و جنوب شرقی حاشیه دریاچه قراردارند در طبقه خطر زیاد تا بسیار زیاد طبقه‌بندی شده‌اند. همچنین نتایج الگوریتم طبقه‌بندی درخت تصمیم نشان داد که به ترتیب متغیرهای ارتفاع، فاصله از دریاچه‌های شور، سطح آب زیرزمینی، فاصله از تاقدیس‌ها و فاصله از ناودیس‌ها مهم‌ترین عوامل موثر در خطر وقوع شوری آب‌های زیرزمینی بشمار می‌روند در حالی که در منطقه مورد مطالعه عامل انحنای کلی، انحنای دشت، نوع اقلیم، شیب و انحنای پروفیل تاثیر معناداری در وقوع پدیده شوری آب‌های زیرزمینی نداشته‌اند. پس از محاسبه پارامترهای روش الگوریتم طبقه‌بندی درخت تصمیم این مدل برای کل منطقه اجرا گردید. در این روش بزرگترین و کوچکترین وزن‌ها به ترتیب برابر با ۱۵۲۰۲/۹ و ۸۱۵/۳۰۱ بدست آمدند که بیشترین مقادیر خطر به شوری آب‌های زیرزمینی در قسمت‌های مرکزی و حاشیه دریاچه بدست آمده‌اند.

پس از این‌که نقشه پهنه‌بندی با استفاده از روش‌های نسبت فراوانی، شاخص آماری، جنگل تصادفی و روش الگوریتم طبقه‌بندی درخت تصمیم بدست آمد با استفاده از روش شکست طبیعی نقشه پهنه‌بندی به ۵ کلاس خطر شامل طبقه با حساسیت بسیار کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد، طبقه‌بندی گردید که به صورت شکل (۳) است.

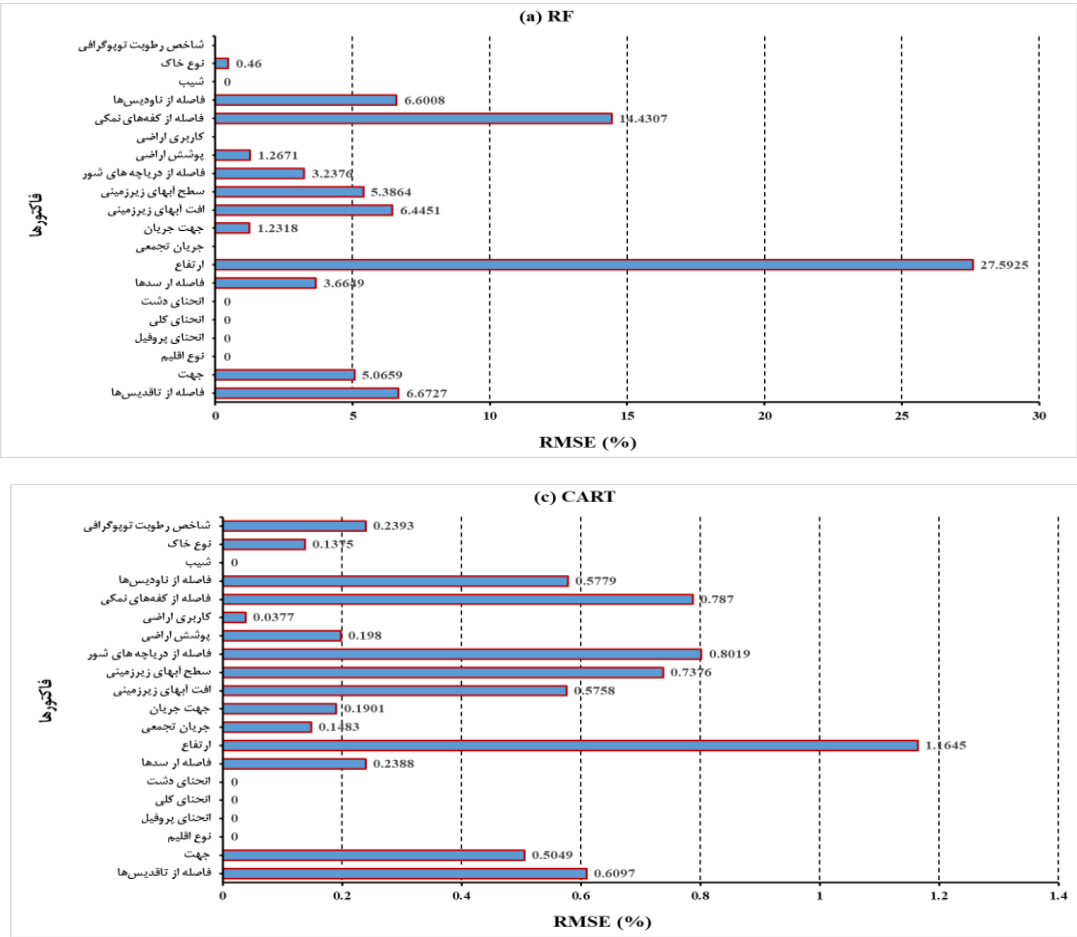


شکل ۲- نقشه خطر شوری آبهای زیرزمینی
Figure 2. Groundwater salinity hazard map

[Downloaded from drnl.sanru.ac.ir on 2025-12-20]
[DOR: 20.1001.1.27174425.1399.1.1.8.7]

آنالیز حساسیت مدل‌های چند متغیره

آنالیز حساسیت ۲۰ پارامتر مورد استفاده در مدل‌سازی نقشه‌های خطر شوری آب‌های زیرزمینی با استفاده از آزمون حذف ویژگی بازگشتی *(RFE)* مورد بررسی قرار گرفت. اشکال زیر اهمیت نسبی متغیرهای مورد استفاده در مدل‌سازی خطر شوری آب‌های زیرزمینی برای مدل‌های چند متغیره را نشان می‌دهد. با توجه به نمودارهای فوق الذکر، عامل ارتفاع در تمام مدل‌ها نسبت به بقیه عوامل در خطر شوری آب‌های زیرزمینی از اهمیت بیشتری برخوردار است به نحوی که آماره (*RMSE*) که میزان افزایش خطا در مدل‌سازی در صورت حذف و یا نادیده گرفتن هر یک از متغیرها را نشان می‌دهد برای عامل ارتفاع در مدل‌های جنگل تصادفی، الگوریتم *K* نزدیک‌ترین همسایه و الگوریتم طبقه‌بندی درخت تصمیم به ترتیب برابر با ۲۷/۵۹۲ و ۰/۴۱۸ و ۱/۱۶۴ است. در مدل‌سازی با روش جنگل تصادفی (RF) پس از عامل ارتفاع، عوامل فاصله از کفه‌های نمکی، فاصله از تاقدیس‌ها، فاصله از ناودیس‌ها و افت آب‌های زیرزمینی بیشترین اهمیت را دارا می‌باشند. در مدل الگوریتم طبقه‌بندی درخت تصمیم (CART) پس از عامل ارتفاع، عوامل فاصله از کفه‌های نمکی، فاصله از ناودیس‌ها، فاصله از تاقدیس‌ها و شاخص رطوبت توپوگرافی از مهمترین عوامل تاثیرگذار در مدل‌سازی خطر شوری آب‌های زیرزمینی با روش‌های چند متغیره می‌باشند.



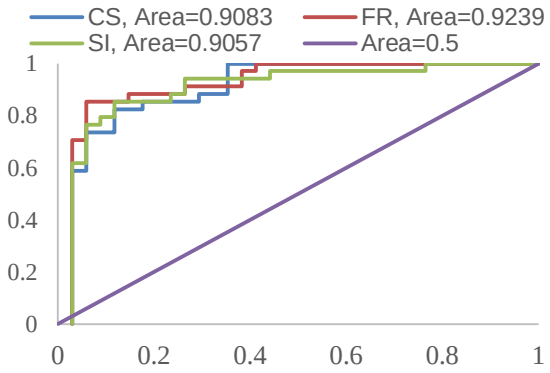
شکل ۳- آنالیز حساسیت مدل‌های چند متغیره
Figure 3. Sensitivity analysis of multivariate models

اعتبارسنجی نقشه‌های خطر شوری آب‌های زیرزمینی

در آنالیز نقشه خطر شوری آب‌های زیرزمینی، هدف اصلی شناسایی مناطقی با احتمال وقوع شوری آب‌های زیرزمینی در آینده است. بنابراین، نیاز است که نتیجه حاصل از نقشه خطر با توجه به رویدادهای ناشناخته آینده ارزیابی شود و از آنجا که ارائه مدل بدون ارزیابی و کارایی آن فاقد ارزش و اعتبار لازم می‌باشد نقشه‌های حساسیت شوری آب‌های زیرزمینی بدست آمده با استفاده از مجموعه داده‌های شوری آب‌های زیرزمینی که در آموزش پنج مدل دو متغیره کنار گذاشته شده‌اند مورد تست قرار گرفتند. برای ارزیابی عملکرد مدل‌های دو متغیره، کل نقاط شوری مشاهداتی (نقاط با هدایت الکتریکی بیش از ۱۰۰۰ میکروزیمنس بر سانتی‌متر) در منطقه مورد مطالعه به ۲ قسمت تقسیم شدند، (۷۰ درصد) نقاط شوری که در برگیرنده ۹۳ نقطه شوری که به طور تصادفی برای ساخت نقشه‌ها خطر

[Downloaded from drnl.sanru.ac.ir on 2025-12-20]
[DOR: 20.1001.1.27174425.1399.1.1.8.7]

شوری آب‌های زیرزمینی بر اساس مدل‌های نسبت فراوانی، وزن شاهد، شاخص آماری انتخاب شدند و (۳۰ درصد) نقاط که در برگیرنده ۳۱ نقطه برای تست شبکه استفاده شد. کارایی هر یک از روش‌ها در تهیه نقشه‌های خطر بوسیله منحنی ROC[1] بررسی شد. منحنی *ROC* یک روش مفید برای نشان دادن کیفیت مدل‌های تعیینی و احتمالی شناسایی و پیش‌بینی سیستم‌ها است. منحنی *ROC* نموداری است که در آن نسبت پیکسل‌هایی که توسط مدل به درستی وقوع شوری آب‌های زیرزمینی پیش‌بینی شده‌اند (درست مثبت) در برابر تعداد پیکسل‌هایی که نادرست پیش بینی شده‌اند (درست منفی) ترسیم می‌شود. مساحت زیر منحنی *ROC(AUC)* توانایی مدل را در پیش‌بینی درست وقوع و عدم وقوع حوادث از پیش تعریف شده بیان می کند. مدلی با *AUC* بالا به عنوان بهترین مدل در نظر گرفته می شود. اگر سطح زیر منحنی *ROC(AUC)* برابر با یک شود نتیجه تست عالی است. چنانچه مدل نتواند به خوبی کلاس‌های مختلف را شناسایی کند مساحت زیر منحنی برابر با ۰/۵ خواهد بود چنانچه مدل بتواند همه کلاس‌ها را به خوبی شناسایی کند مقدار مساحت زیر منحنی برابر با یک خواهد بود. برای محاسبه رسم منحنی *ROC* و محاسبه مساحت زیر آن آستانه‌های مختلفی از صفر تا یک در نظر گرفته و برای هر آستانه تعداد پیکسل‌هایی که در آنها مدل شوری آبهای زیرزمینی تشخیص داده شده با پیکسل‌هایی دارای شوری مشاهداتی مقایسه و شاخص‌های *Specifity* و *Sensivity* محاسبه می‌شود. پس از محاسبه این دو شاخص آنها را به صورت صعودی مرتب سپس جهت محاسبه منحنی *ROC* پلات شدند. در شکل (۵) منحنی‌های *ROC* سه روش، نسبت فراوانی، شاخص آماری، وزن شاهد برای داده‌های تست و آموزش ارائه شده‌اند. ملاحظه می‌شود که مساحت زیر منحنی (*AUC*) برای داده‌های تست روش‌های نسبت فراوانی، شاخص آماری و مدل وزن شاهد به ترتیب برابر با ۰/۹۲۳، ۰/۹۰۵، ۰/۹۰۸ بدست آمده است. بنابراین می‌توان گفت که روش نسبت فراوانی از عملکرد بهتری نسبت به دو مدل دیگر برخوردار بوده است.



شکل ۴- منحنی ROC برای نقشه‌های حاصله از روش‌های دو متغیره
Figure 4. ROC curves for the resulting maps for the multivariate models

همچنین نتایج ارزیابی عملکرد مدل‌های چند متغیره جنگل تصادفی و الگوریتم طبقه‌بندی درخت تصمیم (جدول ۲) نشان می‌دهد که هر دو مدل از نتایج مطلوبی برخوردار بوده‌اند و بجز ضریب کینگ گوپتا که برای هر دو مدل نتایج یکسانی ارائه می‌دهد در سایر مدل‌ها روش جنگل تصادفی از عملکرد نسبی بهتری نسبت به روش الگوریتم طبقه‌بندی درخت تصمیم برخوردار بوده است.

جدول ۲- نتایج عملکرد مدل‌های چند متغیره در پیش‌بینی نقشه احتمال وقوع شوری آبهای زیرزمینی با استفاده از داده‌های آموزش
Table 2. Performance of the multivariate models in prediction of the groundwater salinity occurrence probability map during testing datasets

مدل	جنگل تصادفی	درخت تصمیم
ضریب تطابق[2]	۰/۹۱	۰/۸۹
ضریب همبستگی[3]	۰/۸۵	۰/۸۲
ضریب تبیین[4]	۰/۷۲	۰/۶۷
ضریب ناش ساتکلیف[5]	۰/۷۰	۰/۶۵
ضریب کلینگ گوپتا[6]	۰/۷۵	۰/۷۵

در راستای کاهش اثرات ناشی از شوری آب‌های زیرزمینی و در نظر گرفتن راهبردها و اقدامات لازم در زمان‌ها و مناطق بحرانی نیاز است تا مناطق مستعد شوری آب‌های زیرزمینی شناسایی گردند. بدین منظور در پژوهش حاضر سعی بر آن شد تا با بکارگیری روش‌های دو متغیره نسبت فراوانی، شاخص آماری و وزن شاهد و روش‌های چند متغیره جنگل

[Downloaded from drnl.sanru.ac.ir on 2025-12-20]
[DOR: 20.1001.1.27174425.1399.1.1.8.7]

تصادفی و الگوریتم طبقه‌بندی درخت تصمیم اقدام به پهنه‌بندی خطر شوری آب‌های زیرزمینی در دشت‌های جنوبی حوزه آبخیز بختگان گردد. پس از در نظر گرفتن مقدار آستانه شوری آب‌های زیرزمینی (هدایت الکتریکی بیش از ۱۰۰۰ میکروزیمنس بر سانتی‌متر) اقدام به تهیه نقشه شوری آب‌های زیرزمینی و پراکنش ۲۱ فاکتور مستقل شامل کاربری اراضی، نوع خاک، نوع اقلیم، پوشش اراضی، افت و سطح آب‌های زیرزمینی، ارتفاع، فاصله از ناودیس‌ها و تاقدیس‌ها، فاصله از دریاچه‌های شوری و کفه‌های نمکی، فاصله از سدها، شوری خاک، انحنای کلی، انحنای دشت، انحنای پروفیل، جریان تجمعی، جهت جریان، شاخص رطوبت توپوگرافی، شیب و جهت که به نوعی در پدید آمدن شوری آب‌های زیرزمینی نقش دارند گردید. به منظور آموزش و تخمین پارامترهای روش‌های چند متغیره و وزن‌های روش‌های دو متغیره داده‌های هدایت الکتریکی که شامل ۱۲۴ چاه مشاهده‌ای بود به دو دسته آموزش (۷۰ درصد) و آزمون (۳۰ درصد) تقسیم‌بندی شدند. با شمارش تعداد سلول‌های دارای شوری آب‌های زیرزمینی در هر طبقه فاکتورهای مستقل و انتقال آنها با نرم افزار اکسل وزن‌های فاکتورهای مختلف محاسبه شدند. برای اجرای مدل جنگل تصادفی و الگوریتم طبقه‌بندی درخت تصمیم از پکیج‌های مربوطه در نرم‌افزار R استفاده شد. در منطقه مورد مطالعه با استفاده از روش جنگل تصادفی از بین ۲۱ عامل موثر ۶ عامل ارتفاع، فاصله از کفه نمکی، فاصله از ناودیس، فاصله از تاقدیس، افت آب زیرزمینی، سطح آب زیرزمینی بعنوان مهمترین متغییرهای تاثیرگذار بر خطر شوری آب‌های زیرزمینی برآورد گردیدند که از این میان ارتفاع، فاصله از کفه‌های نمکی دارای بیشترین ضریب بودند. مقدار ضریب تطابق و همبستگی برای این روش به ترتیب ۰/۹۱ و ۰/۸۹ بدست آمد که گویای عملکرد بسیار خوب این مدل است. بر اساس روش الگوریتم طبقه‌بندی درخت تصمیم پارامترهای ارتفاع، فاصله از دریاچه‌های شور، سطح آب زیرزمینی، فاصله از تاقدیس‌ها و فاصله از ناودیس‌ها مهم‌ترین عوامل موثر در خطر وقوع شوری آب‌های زیرزمینی بشمار می‌روند در حالی که در منطقه مورد مطالعه عامل انحنای کلی، انحنای دشت، نوع اقلیم، شیب و انحنای پروفیل تاثیر معناداری در وقوع پدیده شوری آبهای زیرزمینی نداشته‌اند. با توجه به فاکتورهای انتخاب شده می‌توان بیان داشت که در دشت‌های جنوبی حوزه آبخیز بختگان عامل ارتفاع، فاصله از کفه‌های نمکی و دریاچه‌های شور، فاصله از ناودیس‌ها و تاقدیس‌ها از اهمیت بیشتری در رخداد شوری آبهای زیرزمینی نسبت به دیگر عوامل برخوردار هستند. با بررسی نقشه‌های خطر شوری آب‌های زیرزمینی حاصل از مدل‌های مختلف می‌توان به این نتیجه رسید که با کاهش ارتفاع به سمت مناطق دشتی، درجه شوری آبهای زیرزمینی بیشتر می‌شود که علت آنرا می‌توان به در دسترس بودن این مناطق جهت برداشت بیشتر آب‌های زیرزمینی و نوع کاربری این مناطق که عمدتا کشاورزی می‌باشند دانست. همچنین عامل تاثیر دیگری در شوری آب‌های زیرزمینی که در هر پنج مدل دو و چند متغیره قابل اشاره می‌باشد فاصله از کفه‌های نمکی و فاصله از دریاچه‌های شور است. در مناطق نزدیک به کفه‌های نمکی و دریاچه‌های شور بدلیل تداخل جبهه آب‌های شور و سطح ایستابی این مناطق بیشتر تحت تاثیر شوری آب‌های زیرزمینی قرار دارند. همچنین نتایج این پژوهش بیان داشت که فاصله از ناودیس‌های عامل مهم دیگری در شوری آب‌های زیرزمینی است و برعکس مناطق کوهستانی که کمتر در معرض برداشت آب‌های زیرزمینی قرار دارند در حساسیت کمتری برخوردار می‌باشند. نتایج ارزیابی مدل‌های دو متغیره با استفاده از معیار مساحت زیرمنحنی نشان داد که روش نسبت فراوانی عملکرد بهتری نسبت به دو روش شاخص آماری و وزن شاهد داشته است. این نتایج با نتایج (۲۰) و (۹) مطابقت دارد. هر چند در این تحقیق رابطه هم خطی بین متغیرها مورد بررسی قرار گرفت و متغیرهای دارای هم‌خطی حذف شدند با این حال آگتربگ (۱)، بیان می‌دارد که عملکرد روش وزن شاهد با افزایش همبستگی بین متغییرها کاهش می‌یابد. از دیگر مشکلات روش های وزن شاهد و شاخص آماری کارایی ضعیف آنها در کلاس‌های با عدم وقوع رخداد مورد بررسی می‌باشد. در این حالت در حالی که در برخی کلاس‌ها تعداد کمی نقطه رخداد وجود دارد مقادیر وزن آنها منفی و کمتر از وزن کلاس‌هایی است که در آنها هیچ نقطه رخدادی اتفاق نافتاده است. در تمام روش‌های دو متغیره چنانچه مساحت یک کلاس کم باشد یا نقاط وقوع بصورت یکنواخت پراکنده نشده باشند ممکن است در تخمین وزنها بیش برازشی یا کم برازشی اتفاق افتد. در بین روش‌های چند متغیره روش جنگل تصادفی نسبت به روش الگوریتم طبقه‌بندی درخت تصمیم از عملکرد بهتری برخوردار بوده است که این نتایج با یافته‌های (۱۸)، (۲۹) و (۱۰) که در مطالعات خود عملکرد مدل جنگل تصادفی را بهتر از سایر مدل‌های چند متغیره معرفی می‌کنند مطابقت دارد. به طور کلی درخت تصمیم با استفاده از چندین الگوریتم طبقه‌بندی، نتایج بهتری نسبت به یک الگوریتم طبقه‌بندی منفرد دارد و در مقابل مدلی مانند جنگل تصادفی به عنوان یک مدل ترکیبی، از چندین درخت تصمیم استفاده می‌کند و در نتیجه نسبت به یک درخت تصمیم منفرد، نتیجه بهتری حاصل می‌نماید. از آنجایی که مدل‌های منفرد گاهی دارای اریبی، واریانس و خطا طبقه‌بندی هستند، در روش‌های درخت تصمیم با استفاده از چندین مدل منفرد، عملکرد طبقه‌بندی افزایش و واریانس و خطای آنها کاهش می‌یابد. در جنگل تصادفی از چندین درخت تصمیم استفاده شده و واریانس کمتری در طبقه‌بندی تولید می‌شود چرا که مدل جنگل تصادفی یک مجموعه داده را بصورت تصادفی بین طبقه‌ها توزیع کرده و با میانگین‌گیری ار نتایج طبقه‌بندها، طبقه‌بندی نهائی را ایجاد می‌کند. در روش‌های چند متغییره با استفاده از الگوریتم‌های آموزشی وزن فاکتورهای مختلف بهینه می‌شوند و به نوعی مشکلاتی که در روش‌های دو متغییره وجود دارد در این روش ها وجود ندارد. در خاتمه می‌توان بیان داشت در پژوهش‌های مرتبط با پهنه‌بندی خطر کارایی مدل‌های مورد استفاده بستگی به انتخاب فاکتورهای موثر در وقوع پدیده مورد نظر، کیفیت داده‌های جمع‌آوری شده، تعداد نقاط

[Downloaded from drnl.sanru.ac.ir on 2025-12-20]

[DOR: 20.1001.1.27174425.1399.1.1.8.7]

مشاهده‌ای و کیفیت نقشه‌های مورد استفاده دارد. لذا همانگونه که بیان گردید در پهنه‌بندی خطر شوری آبهای زیرزمینی یکی از مسائل مهم انتخاب متغیرهای مناسب است بنابراین پیشنهاد می‌گردد در پژوهش‌های آتی از تلفیق روش‌های دو و چند متغیره با روش‌های بهینه‌سازی مثل کلونی مورچگان و الگوریتم ژنتیک ورودی‌های مناسب برای پهنه‌بندی خطر استفاده گردد. همچنین با توجه به اهمیت برآورد عدم قطعیت نتایج خروجی در مدل‌سازی تعیین عدم قطعیت مدل‌ها با استفاده از روش‌های آمار بیزی و مونت کارلو برآورد گردد.

منابع

1. Agterberg, F.P., G.f. Bonham-carter and D.F. Wright. 1990. Statistical pattern integration for mineral exploration. In: gall, G., Merriam, D.F. (Eds). In Computer applications in resource estimation (pp: 1-21). Pergamon.
2. Ashraf, H. and F. Cawood. 2015. Geospatial subsidence hazard modelling at Sterkfontein Caves. South African Journal of Geomatics, 4 (3): 273-284.
3. Bai, S., J. Wang, Z. Zhang and C. Cheng. 2012. Combined landslide susceptibility mapping after wenchuan earthquake at the Zhouqu segment in the Bailongjiang Basin, China. Catena, 99: 18-25.
4. Bonham-Carter, G.F. 1994. Geographic information systems for geoscientists: Modelling with GIS. In: Bonham Carter, F. (ed), Computer Methods in the Geosciences, pergamon. 12:398 pp.
5. Bradd, J.M., W.A. Milne-Home and G. Gates. 1997. Overview of factors leading to dryland salinity and its potential hazard in New South Wales, Australia. Hydrogeology Journal, 5(1): 51-67.
6. Breiman, L. 2001. Random forests. Machine learning, 45(1): 5-32.
7. Breiman, L., J. Friedman, C.J. Stone and R.A. Olshen. 1984. Classification and regression trees. CRC press.
8. Chen, W. 2017. Spatial prediction of landslide susceptibility using an adaptive neuro-fuzzy inference system combined with frequency ratio, generalized additive model, and support vector machine techniques. Geomorphology, 297: 69-85.
9. Chen, W., W. Li., E. Hou and H. Bia. 2014. Application of frequency ratio, statistical index, and index of entropy models and their comparison in landslide susceptibility mapping for the baozong region of Baoji, china., Arabian Journal of Geosciences, 8(4): 1829-1841.
10. Choubin, B., E. Moradi, M. Golshan., J. Adamowski, F. Sajedi-Hosseini and A. Mosavi. 2019. An ensemble prediction of flood susceptibility using multivariate discriminant analysis, classification and regression trees and support vector machines. Science of the Total Environment, 651: 2087-2096.
11. Dewitte, O., M. Daoudi., C. Bosco and M. Van Den Eeckhaut. 2015. Predicting the susceptibility to gully initiation in data-poor regions. Geomorphology, 228: 101-115.
12. Evans, R., C. Horstman and M. Conzemius. 2005. Accuracy and optimization of force platform gait analysis in Labradors with cranial cruciate disease evaluated at a walking gait. Vet. Surg, 34(5): 445-449.
13. Feizizadeh, B. and T. Blaschke. 2014. An uncertainty and sensitivity analysis approach for GIS based multicriteria landslide susceptibility mapping. International Journal of Geographical Information Science, 28 (3), 610-638.
14. Ghorbanzadeh, O., B. Feizizadeh and T. Blaschke. 2017. Multi-criteria risk evaluation by integrating an analytical network process approach into GIS-based sensitivity and uncertainty analyses. Geomatics, Natural Hazards and Risk, 9(1): 127-151.
15. Goetz, J.N., A. Brenning., H. Petschko and P. Leopold. 2015. Evaluating machine learning and statistical prediction techniques for landslide susceptibility modeling. Computers & geosciences, 81: 1-11.
16. Hastie, T., R.Tibshirani and J. Friedman. 2009. The Elements of Statistical Learning, Data Mining, Inference, and Prediction. Second Edition, Springer Science & Business Media.
17. Lee, S., I. Park and J.K. Choi. 2012. Spatial prediction of ground subsidence susceptibility using an artificial neural network. Environmental Management, 49(2): 347-358.
18. Li, J., A. D. Heap, A. Potter and J.J. Daniell. 2011. Application of machine learning methods to spatial interpolation of environmental variables. Environmental Modelling & Software, 26(12): 1647-1659.
19. Luca, F., M. Conforti and G. Robustilli. 2011. Comparison of GIS-based gullying susceptibility mapping multivariate statistics, northern Calabria, south Italy. Geomorphology, 134: 297-308.
20. Mohammady, M., H.R. Pourghasemi and B. Pradhan. 2012. Landslide susceptibility mapping at Golestan Province, Iran: A comparison between frequency ratio, Dempster – Shafer, and weights-of-evidence models. Journal of Asian Earth Sciences, 61: 221-236.
21. National Research Council. 1989. Irrigation-induced water quality problems. National Academies Press.
22. Oh, H.J. and S. Lee. 2011. Integration of ground subsidence hazard maps of abandoned coal mines in Samcheok, Korea. International Journal of Coal Geology, 86(1): 58-72.

[Downloaded from drnl.sanru.ac.ir on 2025-12-20]

[DOR: 20.1001.1.27174425.1399.1.1.8.7]

23. Ozdemir, A. and T. Altural. 2013. A comparative study of frequency ratio, weights of evidence and logistic regression methods for landslide susceptibility mapping: Sultan Mountains, SW Turkey, Journal of Asian Earth Sciences, 64: 180-197.
24. Pham, B.T. 2016. A comparative study of different machine learning methods for landslide susceptibility assessment: a case study of Uttarakhand area (India). Environmental Modelling & Software, 84: 240-250.
25. Pradhan, B. and M.N. Jebur. 2017. Spatial prediction of landslide-prone areas through k-nearest neighbor algorithm and logistic regression model using high resolution airborne laser scanning data. In: B. Pradhan, ed., Laser scanning applications in landslide assessment. Cham, Switzerland: Springer International Publishing, 151-165.
26. Schumann, G.P., H. Vernieuwe, B. De Baets and N.E.C. Verhoest. 2014. ROC-based calibration of flood inundation models. Hydrol. Process, 28(22): 5495-5502.
27. Sokolova, M., N. Japkowicz and S. Szpakowicz. 2006. Beyond accuracy, F-score and ROC: a family of discriminant measures for performance evaluation. Springer, Berlin, Heidelberg, pp: 1015-1021.
28. Vahidnia, M.H. 2010. A GIS-based neuro-fuzzy procedure for integrating knowledge and data in landslide susceptibility mapping. Computers & Geosciences, 36 (9).
29. Van Westen, C.J. 1993. Application of geographic information systems to landslide hazard zonation.
30. Van Westen, C.J., T.W.J. Van Asch and R. Soeters. 2006. Landslide hazard and risk zonation why is it still so difficult. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 65: 167-184.

[Downloaded from drnl.sanru.ac.ir on 2025-12-20]

[DOR: 20.1001.1.27174425.1399.1.1.8.7]

Assessing the Factors Affecting the Salinity Risk of Groundwater using Data Mining and Statistical Methods in arid and Semi-Arid Regions

Hamidreza Gharechaee[1], Aliakbar Nazari Samani[2], Shahram Khalighi Sigarudi[3], Abolhassan Fathabadi[4] and Khaled Ahmad Alee[5]

1- Technical Expert at UNDP/DoE Conservation of Iranian Wetlands Project, Iran
2- Associate Professor, Department of Reclamation of Arid and Mountainous Regions, Tehran University, Tehran, Iran, (Corresponding authur: aknazari@ut.ac.ir)
3 and 5- Associate Professor and Assistant Professor, Department of Reclamation of Arid and Mountainous Regions, Tehran University, Tehran, Iran
4- Associate Professor, Department of Rangeland and Watershed Management Engineering, University of Gonbad
Received: September 8, 2020 Accepted: October 14, 2020

Abstract

Over the past decade, the trend of declining water levels as well as declining groundwater quality along with quantity is a major issue in water resources management. In this study frequency ratio, statistical index, weight of evidence, classification and regression tree (CART) algorithms and random forest methods were used for groundwater salinity hazard mapping in the southern part of Bakhtegan watershed. After considering the salinity threshold for groundwater (EC<1000 µSiemens/cm), As groundwater salinity map, thematic layers of 21 groundwater salinity conditioning factors including altitude, distance to anticlines, distance to synclines, distance to salt plans, distance to saltwater lakes, distance to dams. Soil salinity index, topographic wetness index, curvature, plan curvature, plan curvature, flow accumulation, flow direction, slope, aspect, land use, soil type, climate, land cover, groundwater drop, groundwater level were prepared. EC data were divided into two categories of training and validation and by comparing the salinity map of groundwater with 21 independent factors; the weighting of two-variable methods and the parameters of multivariate methods were estimated. According to the selected factors in the southern plains of Bakhtegan watershed, the results of this study stated that altitude factors, distance to salt plans, distance to synclines and anticlines and distance to saltwater lakes are more important in the occurrence of groundwater salinity in this region. The results of validation of bivariate models estimated the amount of area under the curve (ROC) for frequency ratio methods (0.923), statistical index (0.905) and weight of evidence (0.908), which indicates better performance of frequency ratio method compared to two other methods. Also, the results of multivariate methods showed better performance of random forest method with matching coefficient values (0.91) and correlation coefficient (0.85) than CART with matching coefficient (0.89) and correlation coefficient (0.82). Finaly, in any research, the efficiency of the models depends on the appropriate selection of the effective factor in the occurrence of the phenomenon under study, the quality of the collected data and the quality of the maps used.

Keywords: Conformity Coefficient, Curve ROC, Groundwater salinity, Multivariate methods, Random forest

[Downloaded from drnl.sanru.ac.ir on 2025-12-20]

[DOR: 20.1001.1.27174425.1399.1.1.8.7]