بهینه‌سازی مدل دراستیک با استفاده از هوش مصنوعی جهت ارزیابی آسیب‌پذیری آب‌زیرزمینی در دشت مراغه- بناب

اصغر اصغری مقدم [۱*]، الهام فیجانی [۲] و عطاءاله ندیری [۳]

[۱] استاد، گروه زمین‌شناسی، دانشکده علوم طبیعی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران
[۲] استادیار، دانشکده زمین‌شناسی، پردیس علوم، دانشگاه تهران، تهران، ایران
[۳] استادیار، گروه زمین‌شناسی، دانشکده علوم طبیعی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۱/۰۹/۲۳ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۲/۰۲/۲۳

چکیده

ارزیابی آسیب‌پذیری آبخوان به منظور تعیین مناطق دارای پتانسیل آلودگی برای مدیریت منابع آب‌زیرزمینی از اهمیت بالایی برخوردار است. در این تحقیق، با استفاده از مدل دراستیک ارزیابی آسیب‌پذیری آب زیرزمینی در آبخوان دشت مراغه- بناب برآورد شده است. در مدل دراستیک از پارامترهای مؤثر در ارزیابی آسیب‌پذیری سفرهٔ آب زیرزمینی شامل ژرفای سطح ایستابی، تغذیه، جنس سفره، نوع خاک، شیب توپوگرافی، مواد تشکیل‌دهندهٔ منطقهٔ غیراشباع و هدایت هیدرولیکی استفاده می‌شود که به صورت ۷ لایه در محیط GIS تهیه شدند و با وزن‌دهی و رتبه‌بندی و تلفیق ۷ لایهٔ یاد شده، نقشهٔ‌نهایی آسیب‌پذیری آبخوان نسبت به آلودگی، با تقسیم‌بندی به ۳ محدودهٔ آسیب‌پذیری کم، متوسط و زیاد تهیه و شاخص دراستیک برای کل منطقه بین ۸۱ تا ۱۱۶ برآورد شد. برای صحت‌سنجی مدل از داده‌های غلظت نیترات در منطقه استفاده شد که نتایج همبستگی نسبی با ضریب همبستگی ۰/۸۱ را برای مدل دراستیک نشان داد. به منظور بهبود نتایج مدل، از ۴ روش هوش مصنوعی شامل شبکه عصبی مصنوعی، مدل فازی ساجنو و ممدانی، و مدل نروفازی استفاده شد. به این منظور داده های ورودی (پارامترهای دراستیک) و خروجی (آسیب پذیری) مدل و مقادیر نیترات مربوطه به ۲ دسته آموزش و آزمایش تقسیم شد. خروجی مربوط به مرحله آموزش با مقادیر نیترات مربوطه تصحیح شد و پس از آموزش مدل، با استفاده از مقادیر نیترات نتایج مدل‌ها در مرحله آزمایش مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد که تمام مدل‌های هوش مصنوعی به کار گرفته شده، قابلیت بهبود نتایج مدل دراستیک اولیه را دارند، اما در این بین، مدل نروفازی بهترین نتایج را دربرداشت و به عنوان مدل نهایی برگزیده شد. به طوری که در مرحله آزمایش، تمام چاه‌های حاوی آلودگی نیترات بالا در دسته آسیب پذیری بالا قرار گرفتند. بر اساس مدل نهایی، نواحی باختری منطقه دارای بیشترین میزان پتانسیل آلودگی هستند. همچنین، نتایج نشان داد که مدل‌های هوش مصنوعی می‌تواند به عنوان روشی کارا جهت بهینه سازی مدل دراستیک عمل کند و نتایج دقیق‌تری از برآورد پتانسیل آلودگی در منطقه مورد مطالعه را در پی داشته باشد.

کلیدواژه‌ها: آسیب‌پذیری آب زیرزمینی، پتانسیل آلودگی، دراستیک، سیستم اطلاعات جغرافیایی، هوش مصنوعی

***نویسنده مسئول:** اصغر اصغری‌مقدم
E-mail: Moghaddam@tabrizu.ac.ir

۱- پیش‌گفتار

سفره‌های آب زیرزمینی یکی از مهم‌ترین منابع آبی هر کشور است که متأسفانه بی‌توجهی به آن موجب نشر و انتقال آلاینده‌های مختلف به این منابع شده است. سیستم آب زیرزمینی نسبت به آلودگی‌ها پاسخ سریعی نمی‌دهد و زمان رسیدن آلودگی‌ها به محدوده آب زیرزمینی و انتشار آن در آبخوان معمولاً طولانی است. برای پاکسازی آب‌های زیرزمینی آلوده و مصرف مجدد آن، اغلب باید وقت و هزینه زیادی صرف شود و یافتن منبع آبی جایگزین همیشه امکان‌پذیر نیست. بنابراین، بهترین و مؤثرترین راه حل، جلوگیری از ورود آلاینده‌ها به این منبع باارزش است. آسیب‌پذیری یک ویژگی ذاتی آب‌های زیرزمینی در نظر گرفته می‌شود که پتانسیل آبخوان را برای نفوذ و پخش آلاینده‌ها از سطح زمین به سیستم آب زیرزمینی نشان می‌دهد (Babiker et al., 2005). آسیب‌پذیری یک ویژگی نسبی، بدون بُعد و غیرقابل اندازه‌گیری است و به ویژگی‌های آبخوان، محیط زمین‌شناسی و هیدروژئولوژی بستگی دارد (Antonakos & Lambrakis, 2007). ارزیابی آسیب‌پذیری آب‌های زیرزمینی به روش‌های مختلفی صورت می‌گیرد (Vrba & Zoporozec, 1994). یکی از روش‌های متداول برای ارزیابی آسیب‌پذیری ذاتی آبخوان روش دراستیک است که پرکاربردترین روش از مدل‌های PCSM (Point Count System Models) است که در این مدل‌ها علاوه بر طبقه‌بندی پارامترهای مختلف، ضرایب وزنی نسبی برای هر عامل تعیین می‌شود (Panagopoulos et al., 2006). روش دراستیک توسط انجمن ملی آب زیرزمینی (NGWA: National Ground Water Association) با همکاری آژانس حفاظت محیطی ایالات متحده (USEPA) ایجاد شده است (Aller et al., 1987) و ۷ عامل یا پارامتر قابل اندازه‌گیری برای سیستم هیدروژئولوژیکی را در نظر می‌گیرد که جهت برآورد پتانسیل آلودگی آبخوان ضروی هستند. تحقیقات نشان داده است که استفاده از محیط GIS برای ارزیابی آسیب‌پذیری آبخوان نتایج قابل قبولی در پی خواهد داشت (Merchant, 1994). مطالعات بسیاری از این روش بهره جسته‌اند که از آن جمله می‌توان به Al-Adamat et al. (2003)، Hamza et al. (2007)، Babiker et al. (2005) و اصغری مقدم و همکاران (۱۳۸۸) اشاره کرد. از جمله مزایای روش دراستیک هزینه اندک و نیاز به داده‌های کم می‌باشد و ضعف عمده آن اعمال نظر شخصی و کارشناسی برای تعیین نرخ‌ها و وزن‌ها است. به منظور بهبود مدل دراستیک از روش‌های مختلفی استفاده شده است. Dixon (2005) با استفاده از منطق فازی، آسیب‌پذیری آبخوان آرکانزاس به آلودگی را در مقیاس منطقه‌ای پیش‌بینی کرد. اهداف تحقیق شامل تهیه مدل‌های فازی با استفاده از بعضی پارامترهای شاخص دراستیک اصلاح شده، مقایسه نتایج مدل فازی با مدل دراستیک و نتایج آنالیز کیفی آبخوان بود. Panagopoulos et al. (2006) بهبود روش دراستیک را با استفاده از روش‌های آماری انجام دادند. در تحقیق حاضر، سعی شده تا با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی بهبود مدل دراستیک صورت بگیرد به طوری که با حفظ مزایای این روش، نتایج دقیقتری نسبت به مدل دراستیک اولیه بدست آید.

دشت مراغه- بناب یکی از دشت‌های پرآب آذربایجان شرقی می‌باشد و منابع آب زیرزمینی این دشت تأمین کننده بخش زیادی از آب آشامیدنی، کشاورزی و صنعت در منطقه است. توسعه فعالیت‌های کشاورزی و استفاده از انواع کودهای شیمیایی باعث احتمال بروز آلودگی آبخوان به منابع آلاینده از جمله نیترات شده

Archive of SID
www.SID.ir

است، از طرفی، وجود مناطق صنعتی موجب ورود آلاینده‌ها به دشت شده و این آبخوان را در معرض خطر آلودگی قرار داده است. یکی از راه‌های مناسب برای جلوگیری از آلودگی آب‌های زیرزمینی، شناسایی مناطق دارای پتانسیل آلودگی می‌باشد. با توجه به اهمیت منابع آب زیرزمینی در منطقهٔ مورد مطالعه که برای مقاصد مختلف آشامیدنی، کشاورزی و صنعتی مورد استفاده قرار می‌گیرد، مطالعهٔ آسیب‌پذیری آبخوان و حفاظت این مناطق برای توسعه و مدیریت بهینه منابع آب ضروری به نظر می‌رسد.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱. منطقه مورد مطالعه

محدوده مطالعاتی مراغه- بناب در جنوب استان آذربایجان شرقی واقع شده است. مهم‌ترین شهرهای آن مراغه و بناب است. از نظر تقسیم‌بندی حوضه‌های آبریز کشوری مراغه-بناب جزو حوضه آبریز دریاچه ارومیه به‌شمار می‌رود. این محدوده از شمال به ارتفاعات سهند، از باختر به محدودهٔ مطالعاتی عجب‌شیر و دریاچه ارومیه و از خاور و جنوب به محدودهٔ مطالعاتی ملکان محدود می شود. وسعت کل این محدوده ۱۱۱۵ کیلومتر مربع است که حدود ۳۲۳ کیلومتر مربع آن را پهنه‌های آبرفتی تشکیل می‌دهد. ارتفاع متوسط حوضه برابر با ۱۷۸۵ متر از سطح دریا است. مهم‌ترین رودخانه این محدوده، رودخانه صوفی‌چای است که از دامنه‌های جنوبی کوه سهند سرچشمه می‌گیرد، روند اولیه آن شمالی- جنوبی بوده و سپس روند خاوری- باختری به خود می‌گیرد. سد علویان بر رودخانه صوفی‌چای احداث شده است و ذخیره آن تأمین‌کننده مصارف آشامیدنی شهرهای مراغه و بناب و قسمتی از باغات این دشت است. جادهٔ آسفالته تبریز- مراغه و خط راه‌آهن تبریز- مراغه- تهران از محدودهٔ مطالعاتی مراغه- بناب می‌گذرد. میانگین بارندگی سالانه در دشت و بخش کوهستانی مراغه- بناب به ترتیب ۲۸۱/۳ و ۳۶۸ میلی‌متر و میانگین بارندگی در محدوده مطالعاتی مراغه- بناب حدود ۳۴۶/۲ میلی‌متر در سال برای یک دوره شاخص ۲۵ ساله (۱۳۹۰-۱۳۶۵) است. اقلیم محدوده مطالعاتی مراغه- بناب در سیستم طبقه‌بندی آمبرژه از نوع نیمه خشک سرد است. شکل ۱ موقعیت منطقهٔ مورد مطالعه و محل نمونه برداری را نشان می‌دهد.

۲-۲. زمین‌شناسی منطقه

دشت مراغه- بناب از نظر ساختمانی جزو پهنه البرز-آذربایجان به‌شمار می‌رود. به جز قسمت‌های کوچکی از محدوده مطالعاتی که رخنمون سازندهای قدیمی مشاهده می‌شود، بقیه حوضه را سازندهای ژوراسیک، کرتاسه و سنوزوییک پوشانده‌اند. رخنمون سازندهای پرکامبرین در محدوده شامل ماسه‌سنگ‌های قرمز رنگ سازند لالون، شیل، دولومیت و آهک‌های سازند میلا و لایه‌هایی از آهک‌های پرمین (سازند روته) است که در ارتفاعات مشاهده می‌شوند. قدیمی‌ترین سنگ‌های متعلق به دوران دوم با دولومیت‌ها و آهک‌های سازند الیکا متعلق به تریاس شناخته می‌شوند که با وسعت کم در منطقه دیده می‌شوند. پهنه‌های گسترده‌ای از نهشته‌های ژوراسیک شامل شیل و ماسه‌سنگ سازند شمشک، دولومیت‌های سازند دلیچای و لار در ارتفاعات منطقه رخنمون دارند. کرتاسه با رخساره آهکی عمدتاً ارتفاعات جنوبی دشت را در بر می‌گیرد. منطقه مورد مطالعه همانند حوضه‌های مجاور خود گسترش بسیار وسیع از نهشته‌هایی از جنس آذرآواری، توف و لایه‌هایی موسوم به لایه‌های استخوان‌دار مراغه را در برمی‌گیرد. نهشته‌های کواترنری بیشتر اراضی دامنه‌ای و تپه ماهور، رسوبات تراستی و رسوبات پهنه دشت را در برمی‌گیرد و عمدتاً اراضی کشاورزی را شامل می‌شود (نقشه زمین‌شناسی مراغه). از دیدگاه هیدروژئولوژیکی، سازندهای آبدار منطقه شامل رسوبات کواترنری که بیشتر دشت مراغه- بناب را دربرگرفته‌اند و آبخوان آبرفتی و آزاد تشکیل داده‌اند که آبدهی خوبی دارند. این رسوبات شامل رسوبات رودخانه‌ای، رسوبات واریزه‌ای و پادگانه‌های آبرفتی مرتفع می‌باشند. از میان سازندهای سخت اطراف دشت مراغه- بناب که عمدتاً ارتفاعات را تشکیل می‌دهند سازندهای آهکی پرمین در شمال منطقه آبدهی خوبی دارند. سازندهای متعلق به ژوراسیک پایینی و بالایی از آبدهی متوسطی برخوردارند. سازند مراغه گستره زیادی از محدوده مورد مطالعه را در بر گرفته است، از نفوذپذیری کمی برخوردار است و منابع آبی ذخیره شده در آن به آبخوان آبرفتی تغذیه می‌شود. سایر سازندها که از گسترش زیادی نیز برخوردار نمی‌باشند، آبدهی ضعیفی دارند. شکل ۲ نقشه زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

۳- روش‌شناسی

مفهوم آسیب‌پذیری به منظور شناسایی مناطقی که در نتیجه فعالیت‌های انسانی در سطح زمین نسبت به سایر مناطق دارای احتمال آلودگی بیشتری هستند، ارائه شده است. پس از شناسایی، می‌توان این نواحی را با اعمال محدودیت‌ها و کاربری‌های ویژه مورد استفاده قرار داد و از آلودگی منابع آب زیرزمینی جلوگیری نمود. قابلیت آسیب‌پذیری آب زیرزمینی به معنی امکان نفوذ و انتشار آلاینده‌ها از سطح زمین به درون سیستم آب زیرزمینی می‌باشد. آسیب‌پذیری آب‌های زیرزمینی مشخصه‌ای مطلق نیست و نمایه‌ای نسبی برای احتمال آلودگی در یک محل است. رایج‌ترین روش برای برآورد آسیب‌پذیری آب زیرزمینی نسبت به آلودگی استفاده از مدل‌های وزن‌دهی است. در این روش‌ها پارامترها بر اساس تأثیری که بر آلودگی آب زیرزمینی دارند، امتیازدهی می‌شوند (LeGrand, 1964). متداول‌ترین مدل وزن‌دهی برای ارزیابی آسیب‌پذیری ذاتی آبخوان، استفاده از روش دراستیک است. این روش ۷ پارامتر هیدروژئولوژیکی را در نظر می‌گیرد که برای بررسی پتانسیل آلودگی سیستم آب زیرزمینی ضروی هستند (Evans & Mayers, 1990; Al-Adamat et al., 2003; Babiker et al., 2005). از جمله مزایای این روش هزینه اندک و نیاز به داده‌های کم است و ضعف عمده آن اعمال نظر شخصی و کارشناسی برای تعیین نرخ‌ها و وزن‌ها است (اصغری مقدم و همکاران، ۱۳۸۸). این عوامل شامل ژرفای آب زیرزمینی (Depth of groundwater)، تغذیه (Recharge)، محیط آبخوان (Aquifer media)، محیط خاک (Soil media)، توپوگرافی یا شیب سطح زمین (Topography)، مواد تشکیل دهندهٔ زون غیراشباع (Impact of the vadose zone media)، هدایت هیدرولیکی (Conductivity) هستند. هدف مطالعات آسیب‌پذیری آب زیرزمینی تهیهٔ نقشه و تعیین مناطقی با پتانسیل بالای آسیب‌پذیری می‌باشد. استفاده از روش مناسب برای تهیهٔ نقشهٔ پهنه‌بندی آسیب‌پذیری در یک منطقه بستگی به وجود داده‌ها و توزیع آنها، موقعیت هیدروژئولوژیکی، مقیاس و هدف نقشه دارد. برای تهیهٔ نقشهٔ پهنه‌بندی آسیب‌پذیری آبخوان می‌توان از محیط GIS استفاده نمود. در محیط GIS امکان تلفیق مجموعه داده‌های مختلف برآورد شده با استفاده از روش یاد شده وجود دارد. مدل DRASTIC در ابتدا برای استفاده در سیستم اطلاعات جغرافیایی طراحی نشده بود، اما تحقیقات نشان دادند که چنین اجرایی از این مدل مزایای بسیاری دارد (Merchant, 1994). با استفاده از امکانات تحلیل فضایی که در GIS قابل دسترسی است، لایه‌های اطلاعاتی براساس ۷ مؤلفهٔ DRASTIC ایجاد می‌شوند. وقتی مقادیر DRASTIC از طریق GIS نشان داده شوند، رابطهٔ فضایی بین اجرای مدیریت اراضی و آسیب‌پذیری آب زیرزمینی مشخص می‌شود (Soper, 2006). در این تحقیق نیز، برای بررسی آسیب‌پذیری آب زیرزمینی در منطقه و تهیهٔ نقشه از محیط GIS استفاده شده است.

در این مطالعه همچنین از روش فازی، شبکه عصبی و نروفازی برای ارائه مدل‌هایی با کارایی بالاتر و بهبود روش دراستیک استفاده شده است. به این منظور، داده‌های ورودی و خروجی (آسیب پذیری) مدل دراستیک و مقادیر نیترات مربوطه به دو دسته آموزش و آزمایش تقسیم شد. مقادیر شاخص آسیب پذیری که همان نتایج به‌دست آمده از مدل دراستیک بود، با مقادیر نیترات مربوطه تصحیح

Archive of SID

www.SID.ir

شد و آموزش مدل با این مقادیر تصحیح شده انجام شد. به طوری که ورودی مدل در مرحله آموزش، پارامترهای دراستیک و خروجی آن مقادیر تصحیح شده شاخص آسیب‌پذیری بود. برای اجرای مرحله آزمایش مدل، پارامترهای دراستیک در داده‌های مربوط به این مرحله به عنوان ورودی در نظر گرفته شد و شاخص آسیب‌پذیری آب زیرزمینی به عنوان خروجی مدل برای این نقاط به‌دست آمد و این نتایج حاصله با استفاده از غلظت نیترات، مورد ارزیابی قرار گرفت. در انتخاب داده‌های مربوط به مرحله آزمایش سعی بر آن بود که به صورت تصادفی از بین داده‌های مربوط به اندازه‌گیری‌های واقعی انتخاب شود که در نهایت ۴۵ داده انتخاب شد. توضیحات مربوط به هریک از این مدل‌ها در ادامه آورده می‌شود.

۳-۱. منطق فازی (FL: Fuzzy logic)

تئوری فازی برای اولین بار توسط پروفسور لطفی زاده در سال ۱۹۶۵ در مقاله‌ای با عنوان مجموعه‌های فازی معرفی شد و پس از آن بسیاری از مفاهیم بنیادی تئوری فازی شامل الگوریتم‌های فازی، تصمیم‌گیری فازی و تلفیق فازی در دهه ۱۹۷۰ مطرح شد و امروزه سیستم‌های فازی در طیف وسیعی از علوم کاربرد یافته‌اند.

هر سیستم فازی شامل ۳ بخش اصلی است : الف) فازی کردن داده‌ها که این عمل با تعریف تابع عضویت انجام می‌شود، ب) ایجاد ارتباط بین ورودی و خروجی که این کار نیز با یک سری قوانینی مانند اگر آنگاه (if-then) انجام می‌شود، ج) مرحله آخر، بررسی سیستم است که به دو روش ممدانی (Mamdani) یا ساجنو (Sageno) قابل اجراست. تفاوت این دو روش در خروجی آنهاست که در روش ساجنو بر خلاف روش ممدانی تابع عضویت خروجی سیستم فازی به صورت ثابت یا رابطه خطی است که توسط روش دسته‌بندی به‌دست می‌آید.

۳-۲. شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی یک سیستم پردازشگر اطلاعات توده‌ای هستند که به صورت موازی قرار گرفته‌اند و عملکردی شبیه شبکه عصبی مغز انسان دارند (Hopfield, 1982). اصول زیر نشانگر اساس شبکه‌های عصبی مصنوعی می باشند: ۱- پردازش داده‌ها در واحدهای منفردی به نام نرون صورت می گیرد. ۲- سیگنال‌های بین نرون‌ها از طریق خطوط ارتباطی انتقال می‌یابند. ۳- وزن نسبت داده شده به هر خط ارتباطی نشانگر قدرت ارتباطی آن خط است. ۴- هر نرون به طور معمول دارای توابع فعال سازی(Activation Function) و تبدیلگر برای تعیین سیگنال‌های خروجی از داده‌های ورودی شبکه می‌باشد.

ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی به وسیله الگوی ارتباط بین نرون‌ها، روش تعیین وزن‌های ارتباطی و تابع انتقال، معرفی می‌شود. ساختار عادی یک شبکه عصبی مصنوعی، معمولاً از لایه ورودی، لایه‌های میانی (مخفی) و لایه خروجی تشکیل شده است. لایه ورودی یک لایه انتقال‌دهنده و وسیله‌ای برای تهیه کردن داده‌هاست. آخرین لایه یا لایه خروجی شامل مقادیر پیش‌بینی شده به وسیله شبکه می‌باشد و بنابراین خروجی مدل را معرفی می‌کند. لایه‌های میانی یا مخفی که از نرون‌های پردازشگر تشکیل شده‌اند، محل پردازش داده‌ها هستند. تعداد لایه‌های مخفی و نرون‌ها در هر لایه مخفی به طور معمول به وسیله روش آزمون و خطا مشخص می‌شود. نرون‌های لایه‌های مجاور در شبکه به طور کامل با هم در ارتباط هستند. شبکه‌های عصبی مصنوعی به روش‌های مختلفی مانند چگونگی ارتباط نرون‌ها و حرکت داده‌ها در شبکه دسته‌بندی می‌شوند (اصغری مقدم و همکاران، ۱۳۸۹). در این تحقیق، از شبکه پرسپترون چند لایه که یکی از شبکه‌های پیشرو (FFN: Feedforward Network) است، استفاده شدکه در این شبکه‌ها اطلاعات از ورودی به طرف خروجی حرکت می‌کنند. نرون‌های موجود در یک لایه به هم مرتبط نمی‌شوند بلکه نرون‌ها در یک لایه به لایه بعدی ارتباط می‌یابند. بنابراین خروجی یک نرون در یک لایه به سیگنالی که از لایه پیشین دریافت می‌کند، وزن تعیین شده برای آن و نوع تابع تبدیلگر بستگی دارد.

مراحل انجام شده در یک شبکه توسط الگوریتم‌های ریاضی متفاوت صورت می‌گیرد که مهم‌ترین آنها عبارتند از: ۱- الگوریتم انتشار خطا به عقب (BP: Back Propagation Algorithm)، ۲- الگوریتم گرادیان مزدوج (CG: Conjugate Gradient Algorithm)، ۳- الگوریتم لونبرگ-مارکوارت (LM: Levenberg-Marquardt)، که از این میان الگوریتم LM کارآترین الگوریتم به شمار می‌رود (ASCE, 2000). اطلاعات بیشتری در مورد این روش شبکه‌های عصبی مصنوعی را در تحقیقاتی اخیر می‌توان در کار افرادی چون Maier & Dandy (2000)، انجمن مهندسین عمران آمریکا (ASCE, 2000) و Maier et al. (2010) یافت.

۳-۳. روش نروفازی (NF: Neurofuzzy)

این روش در حقیقت ترکیبی از روش فازی و شبکه عصبی مصنوعی است و از مزایای هر دو روش استفاده می‌کند. به طوری که از شبکه عصبی مصنوعی برای تعیین قوانین و از فازی برای تعیین توابع عضویت استفاده می‌شود. در این روش شبکه عصبی مصنوعی به جای بهینه‌کردن وزن‌ها، قوانین فازی را بهینه می‌کند. در روش نروفازی تنها می‌توان از روش فازی ساجنو که خروجی آن ثابت یا خطی است، سود جست.

۴- نتایج و بحث

در روشی که در این تحقیق برای ارزیابی آسیب‌پذیری آب زیرزمینی مورد استفاده قرار گرفته است، سعی شده تا علاوه بر حفظ تمام مزایای پیشین و ساختار اساسی مدل دراستیک، بهبود آن نیز صورت بگیرد و معیار تأثیر آن ضریب همبستگی بین شاخص آسیب‌پذیری آب زیرزمینی و غلظت نیترات است. داده‌های مورد نیاز برای تهیهٔ پارامترهای دراستیک از منابع مختلف و با فرمت‌های گوناگون جمع‌آوری شده و به فرمت قابل قبول برای ورود به نرم‌افزار ArcGIS تبدیل شدند. تمامی داده‌ها به یک سیستم تصویر درآمدند. همچنین به منظور تهیه نقشه‌های معیار مدل دراستیک آنالیزهای مکانی مختلفی بر روی داده‌های موجود در محیط GIS صورت گرفت که از آن جمله می‌توان به تبدیل نقطه به ناحیه شامل درون‌یابی کریجینگ و IDW، ایجاد پلی‌گون‌های تیسن، توابع تحلیلی سطوح مانند استخراج شیب از مدل ارتفاعی رقومی و تبدیل بردار به رستر اشاره نمود. شکل ۳ نقشه‌های پارامترهای دراستیک را نشان می‌دهد.

هدف این پژوهش، افزون بر تهیهٔ نقشه و تعیین مناطقی با پتانسیل بالای آسیب‌پذیری، تطبیق آن با داده‌های آلودگی موجود در منطقه (نیترات) است. با تلفیق پارامترهای دراستیک، مقادیر عددی موسوم به شاخص دراستیک به دست می‌آید و براساس آن آسیب‌پذیری به ۳ دسته کم، متوسط و زیاد تقسیم‌بندی می‌شود. وزن‌های مربوط به هرکدام از پارامترها با توجه به شرایط منطقه می‌تواند متفاوت از وزن‌های اصلی در مدل دراستیک ارائه شده توسط Aller et al. (1987) باشد. جدول ۱ مقدار این ضرایب وزنی را در روش اصلی و نیز در منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهد. بر این اساس، مقادیر شاخص دراستیک برای منطقه مورد مطالعه بین ۸۱ تا ۱۱۶ به‌دست آمده است. این مدل با استفاده از داده‌های غلظت نیترات موجود در آبخوان (شکل ۴) مطابقت داده شد و یک همبستگی نسبی با ضریب همبستگی ۰/۸۱، بین شاخص دراستیک و غلظت نیترات مشاهده شد. سپس، به منظور بهبود نتایج مدل، تلفیق مدل دراستیک و روش‌های هوش مصنوعی به منظور اصلاح نرخ‌ها و وزن‌های اولیه مدل صورت گرفت و ۴ نقشه آسیب‌پذیری با استفاده از مدل‌های مختلف هوش مصنوعی (شبکه عصبی مصنوعی، منطق فازی شامل ساجنو و ممدانی، و نروفازی) تهیه شد که در ادامه به توضیح هریک پرداخته می‌شود.

۴-۱. نتایج مدل‌سازی توسط مدل فازی

همانگونه که در قسمت روش شناسی گفته شد از دو روش منطق فازی (ممدانی و

Archive of SID

www.SID.ir

ساجنو) به منظور برآورد آسیب‌پذیری آب زیرزمینی استفاده شد. اولین مرحله در این روش دسته‌بندی داده‌ها و تعیین توابع عضویت است که در این تحقیق از روش FCM و کاهشی (subtractive) برای مدل‌سازی فازی استفاده شد که روشی کارا و مفید در دسته‌بندی داده‌ها و تعیین توابع عضویت و قوانین در تحقیقات اخیر بوده است (Hongxing et al., 2001). بنابراین، دو مدل MFL و SFL به ترتیب با استفاده از روش‌های دسته بندی FCM و کاهشی تهیه شد. پارامتر اصلی در این SFL تعیین شعاع دسته بندی و قوانین اگر- آنگاه می‌باشد. شعاع دسته بندی براساس کمترین مقدار RMSE (Root Mean Square Error) معادل ۲/۲۹ به میزان ۰/۳ انتخاب شد و ۲۷ قانون نیز تولید شد. بنابراین، مدل SFL با ۲۷ تابع عضویت تراپزوییدال برای داده‌های ورودی و ۲۷ تابع عضویت خطی برای خروجی تهیه شد. تعداد قوانین این مدل برابر تعداد دسته‌هاست. تابع عضویت خروجی به صورت زیر تعریف می شود:

$$Val_i = m_i D + n_i R + p_i A + q_i S + u_i T + k_i I + l_i C + c_i \quad (۱)$$

در رابطه فوق، پارامترها، m_i، n_i، p_i، q_i، u_i، k_i، l_i و c_i در توابع عضویت خروجی با کمینه کردن مقدار RMSE برآورد شدند. با استفاده از مدل SFL مقادیر R^2 و RMSE در مرحله آموزش به ترتیب ۰/۹۸ و ۲/۲۹ به‌دست آمد و سپس مدل برای مرحله آزمایش اجرا شد و معیار ارزیابی مدل در این مرحله ضریب تعیینی (Coefficient of determination) بین آسیب‌پذیری و غلظت نیترات بود که ۰/۹۷ به‌دست آمد.

روش دسته‌بندی FCM برای تهیه مدلMFL استفاده شد. مشابه روش SFL، داده‌های ورودی مدل MFL شامل پارامترهای دراستیک براساس توابع عضویت تراپزوییدال بود. نتایج نشان داد که بهترین اجرای مدل وقتی به‌دست آمد که تعداد دسته‌ها برای ورودی‌ها و خروجی‌های مدل MFL معادل ۲۱ بود (RMSE برابر ۷/۲۶). مدل پیشنهادی MFL ۲۱ قانون داشت که ورودی‌ها و خروجی‌ها را با استفاده از عملگر "and" به هم مرتبط می‌ساخت. خروجی قوانین با استفاده از عملگر "or" جمع می‌شد. براساس معیار R^2 و RMSE، بازده مرحله آموزش به ترتیب ۰/۸۷ و ۷/۲۶ به‌دست آمد. بر اساس نتایج مدل MFL برای مرحله آزمایش R^2 معادل ۰/۷۶بود. نتایج مدل SFL اندکی بهتر به نظر می‌رسد.

۴-۲. نتایج مدل‌سازی توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی

مدل بعدی استفاده شده برای پیش‌بینی آسیب‌پذیری آب زیرزمینی، روش شبکه‌های عصبی مصنوعی است. به این منظور از شبکه سه لایه پرسپترون با الگوریتم LM(MLP-LM) استفاده شد. در این روش نیز شبیه روش فازی، ۷ ورودی شامل پارامترهای دراستیک به عنوان لایه ورودی استفاده شد. تعداد نرون‌ها در لایه میانی و خروجی به ترتیب ۴ و ۱ است. برای آموزش شبکه از الگوریتم LM استفاده شد که جزئیات آموزش و فرایند محاسبه آن توسط انجمن مهندسین عمران آمریکا ارائه شده است (ASCE, 2000). تابع تبدیلگر در لایه دوم سیگموید تانژانتی (Tansig) و در لایه سوم خطی (Purlin) می‌باشد. تعداد دوره‌های آموزش ۱۶۰ بوده و مقادیر ضریب تعیینی و RMSE برای مرحله آموزش به ترتیب ۰/۹۵ و ۴/۴۲ بود. پس از آموزش، مدل برای مرحله آزمایش اجرا شد و ضریب تعیینی آسیب‌پذیری پیش‌بینی شده با مقادیر نیترات برابر با ۰/۸۹ به‌دست آمد.

۴-۳. نتایج مدل‌سازی توسط مدل نروفازی

مدل دیگری که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفت، ترکیب مدل فازی و شبکه عصبی بود که نروفازی نامیده می‌شود. به طوری که از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای بهینه‌سازی مدل فازی استفاده می‌شود. در این روش نیز همانند روش فازی از روش دسته‌بندی کاهشی استفاده شد و برای بهینه کردن پارامترهای مدل از الگوریتم هیبرید استفاده شد. این الگوریتم ترکیبی از الگوریتم‌های حداقل مربعات (Least square) و گرادیان نزولی انتشار به عقب (Backpropagation gradient descent) است. مدل ساجنوی بهینه شده با الگوریتم هیبرید پس از سه دوره آموزشی به مقدار بهینه رسید. بر اساس نتایج به‌دست آمده از مدل نروفازی، مقدار ضریب تعیینی و RMSE برای مرحله آموزش ۰/۹۹ و ۲/۴۲ به‌دست آمد. اجرای مدل برای مرحله آزمایش نیز انجام شد و ضریب تعیینی برابر با ۰/۹۸ به‌دست آمد. جدول ۲ نتایج به‌دست آمده از مدل‌های مختلف را نشان می‌دهد.

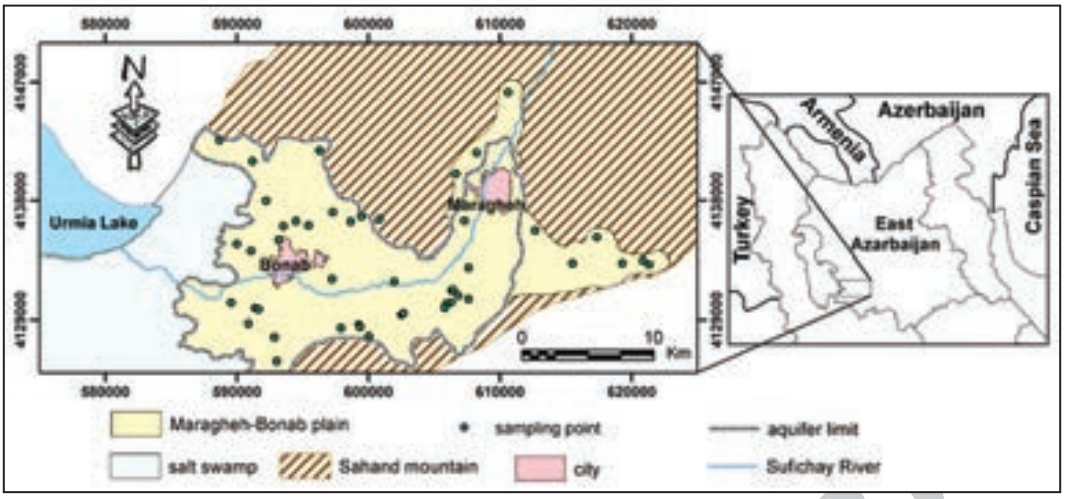
نتایج به‌دست آمده از مدل‌های مختلف هوش مصنوعی، نشان می‌دهد که کلیه مدل‌های هوش مصنوعی استفاده شده در این تحقیق برای ارزیابی آسیب‌پذیری آب زیرزمینی قابل کاربرد هستند. مدل‌های هوش مصنوعی ارائه شده برای بهبود مدل دراستیک توسط آلودگی طبیعی نیترات موجود در آبخوان در مرحله آزمایش صحت‌سنجی شدند. براساس همبستگی بین شاخص دراستیک منتجه از روش‌های به کار برده شده و غلظت‌های نیترات، مدل نروفازی به عنوان بهترین مدل انتخاب شده و به منظور ارزیابی پتانسیل آلودگی آبخوان به کار گرفته شد. ضریب تعیینی برای مدل‌های فازی ساجنو، فازی ممدانی، شبکه عصبی و نروفازی به ترتیب ۰/۹۷، ۰/۷۶، ۰/۸۹ و ۰/۹۸ به‌دست آمد. نتایج به‌دست آمده از مدل نروفازی نشان می‌دهد که هیچ چاهی با نیترات بالا در دسته آسیب‌پذیری کم قرار نگرفت که این می‌تواند دقت مدل را تأیید کند. شکل ۵ نقشه‌های آسیب‌پذیری با استفاده از مدل اصلی دراستیک و مدل‌های اصلاح شده نشان می‌دهد که غلظت نیترات بر روی نقشه‌ها به صورت دایره‌ای مشخص شده است. بر اساس مدل انتخاب‌شده نهایی، حدود ۷۴/۴ درصد منطقه مطالعاتی در دسته آسیب‌پذیری کم، ۲۴/۹ درصد در دسته آسیب‌پذیری متوسط و بقیه در دسته آسیب‌پذیری بالا قرار می‌گیرند که بیشتر نواحی باختری آبخوان را شامل می‌شوند.

۵- نتیجه‌گیری

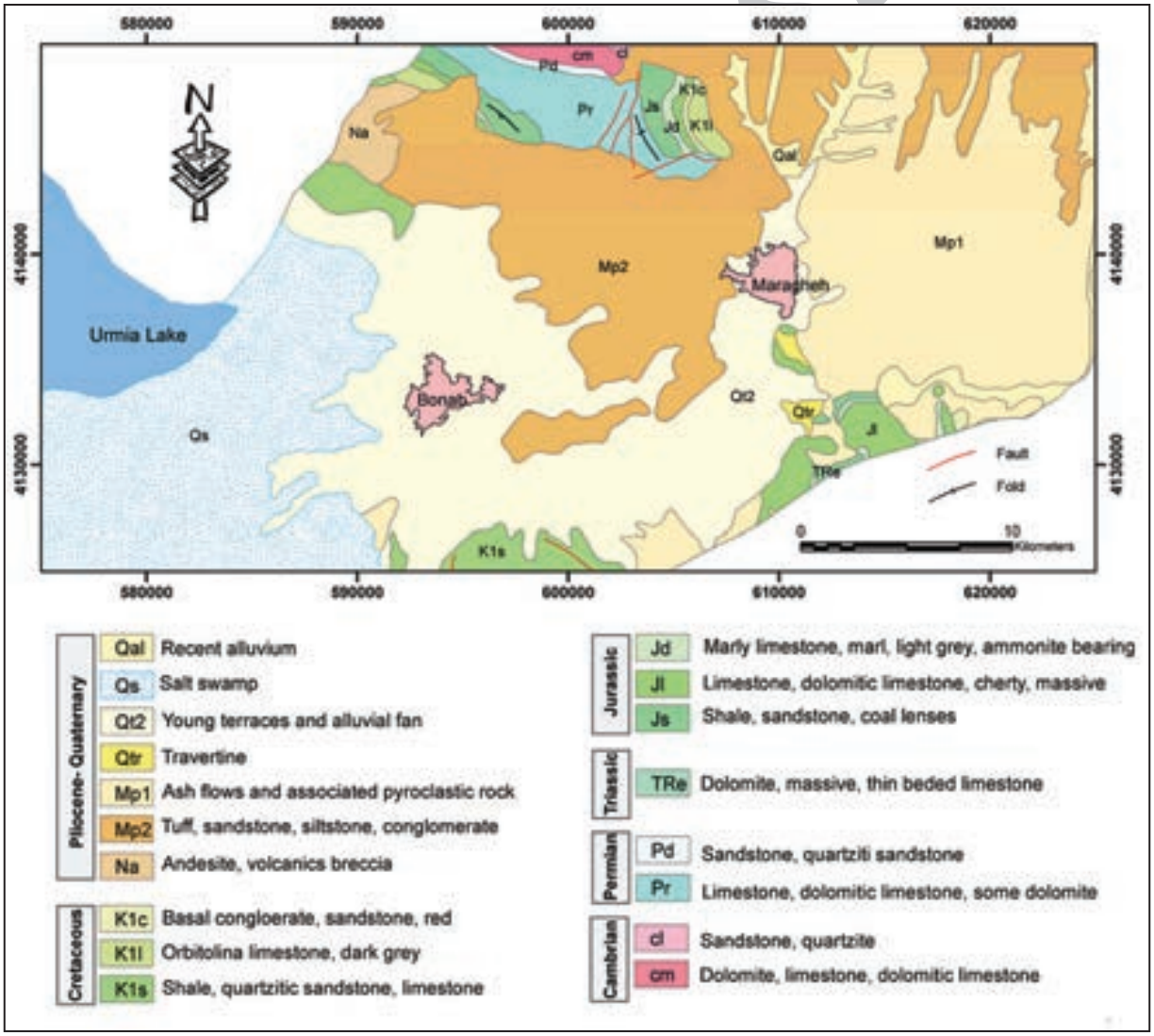
هدف این تحقیق، ارزیابی آسیب‌پذیری آبخوان برای پتانسیل آلودگی بر اساس شرایط هیدروژئولوژیکی منطقه مورد مطالعه است. به این منظور، از ترکیب روش دراستیک و سیستم اطلاعات جغرافیایی استفاده شد و هفت پارامتر دراستیک در نرم‌افزار ArcGIS به صورت هفت لایه تهیه شد و نقشه نهایی از تلفیق لایه‌ها به‌دست آمد و شاخص دراستیک برای منطقه مورد مطالعه با استفاده از روش اصلی دراستیک برابر ۸۱ تا ۱۱۶ محاسبه شد. این مدل با داده‌های غلظت نیترات مقایسه شد و نتایج نشان داد که همبستگی نسبی بین غلظت نیترات و شاخص دراستیک وجود دارد. سپس، بهینه‌سازی مدل دراستیک با بازبینی وزن عوامل و اصلاح سیستم نرخ‌بندی با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی انجام شد. همبستگی بین شاخص آسیب‌پذیری و هر یک از مدل‌های هوش مصنوعی محاسبه شد. ضریب تعیینی برای مدل‌های فازی ساجنو، فازی ممدانی، شبکه عصبی و نروفازی به ترتیب ۰/۹۷، ۰/۷۶، ۰/۸۹ و ۰/۹۸ به‌دست آمد. با توجه به نتایج به‌دست آمده از مدل‌های مختلف، روش نروفازی به عنوان مدل بهینه انتخاب شد. بر اساس مدل نهایی، نواحی باختری منطقه دارای بیشترین میزان پتانسیل آلودگی هستند. همچنین نتایج نشان می‌دهد که روش به کار برده شده در این تحقیق می‌تواند برآورد نسبتاً دقیقی از میزان آسیب‌پذیری در منطقه مورد مطالعه در پی داشته باشد. بنابراین، با اصلاح و بهینه‌سازی مدل رایج و متداول دراستیک توسط روش‌های هوش مصنوعی می‌توان به نتایج دقیق‌تری نسبت به مدل اولیه برای ارزیابی آسیب‌پذیری آب زیرزمینی دست یافت. با توجه به اهمیت آب زیرزمینی در منطقه مورد مطالعه که برای مصارف مختلف کاربرد دارد، جلوگیری از آلوده شدن مناطق دارای پتانسیل آلودگی بیشتر به منظور مدیریت بهینه منابع آبی منطقه ضروری به نظر می‌رسد.

Archive of SID

www.SID.ir

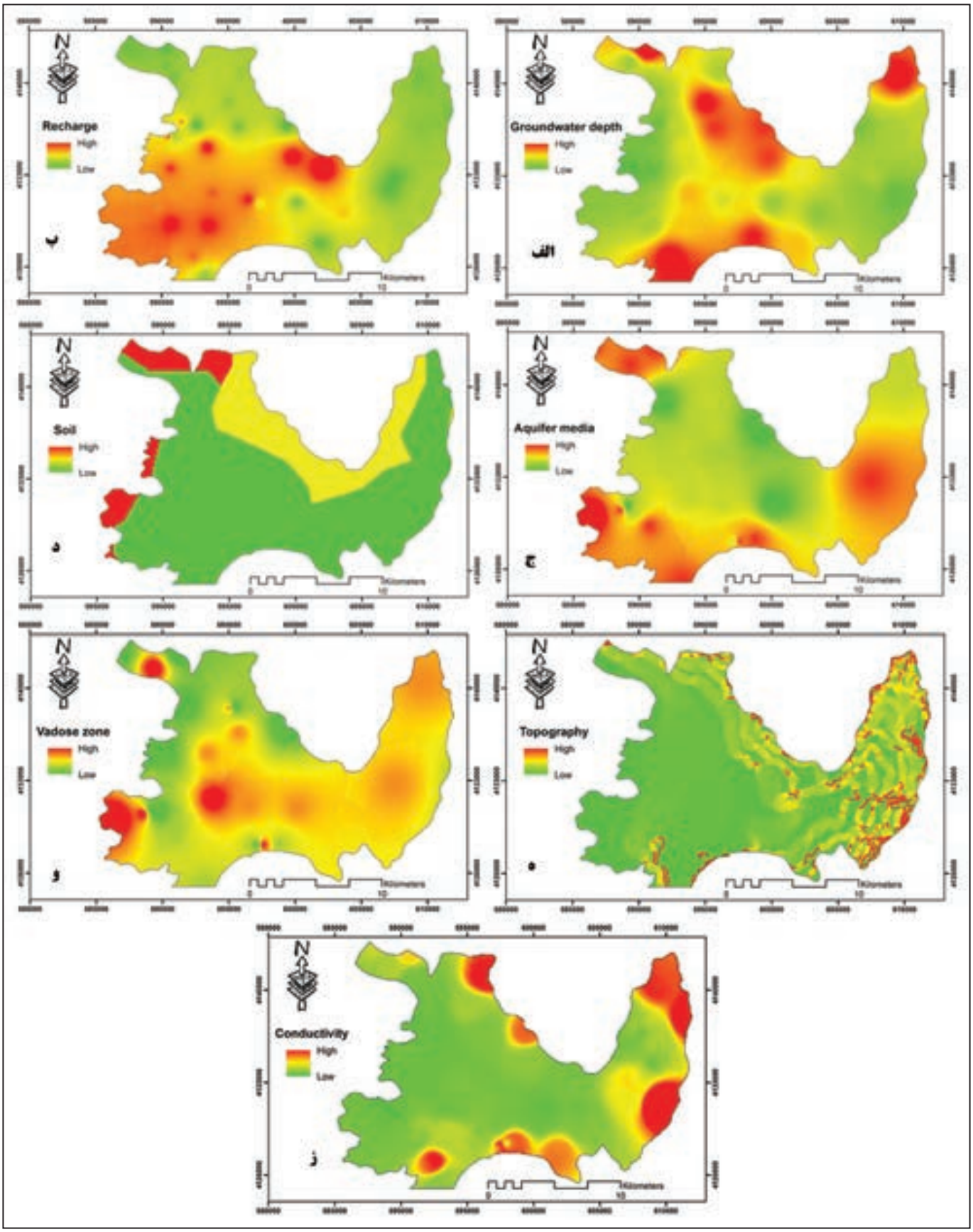


شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه.



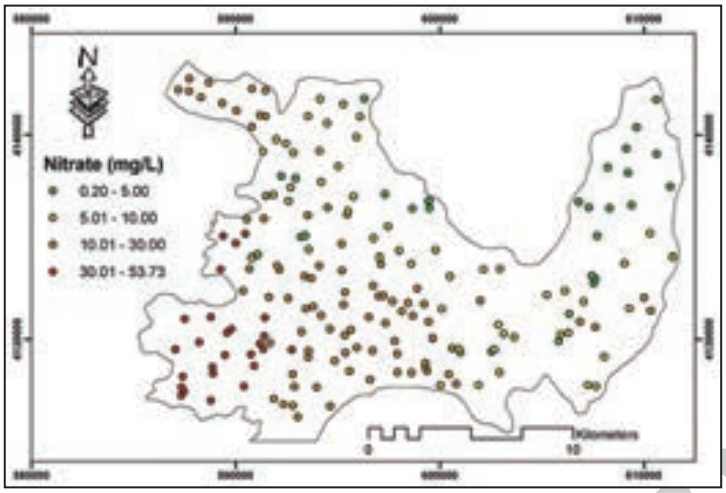
شکل ۲- نقشه زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه.

www.SID.ir

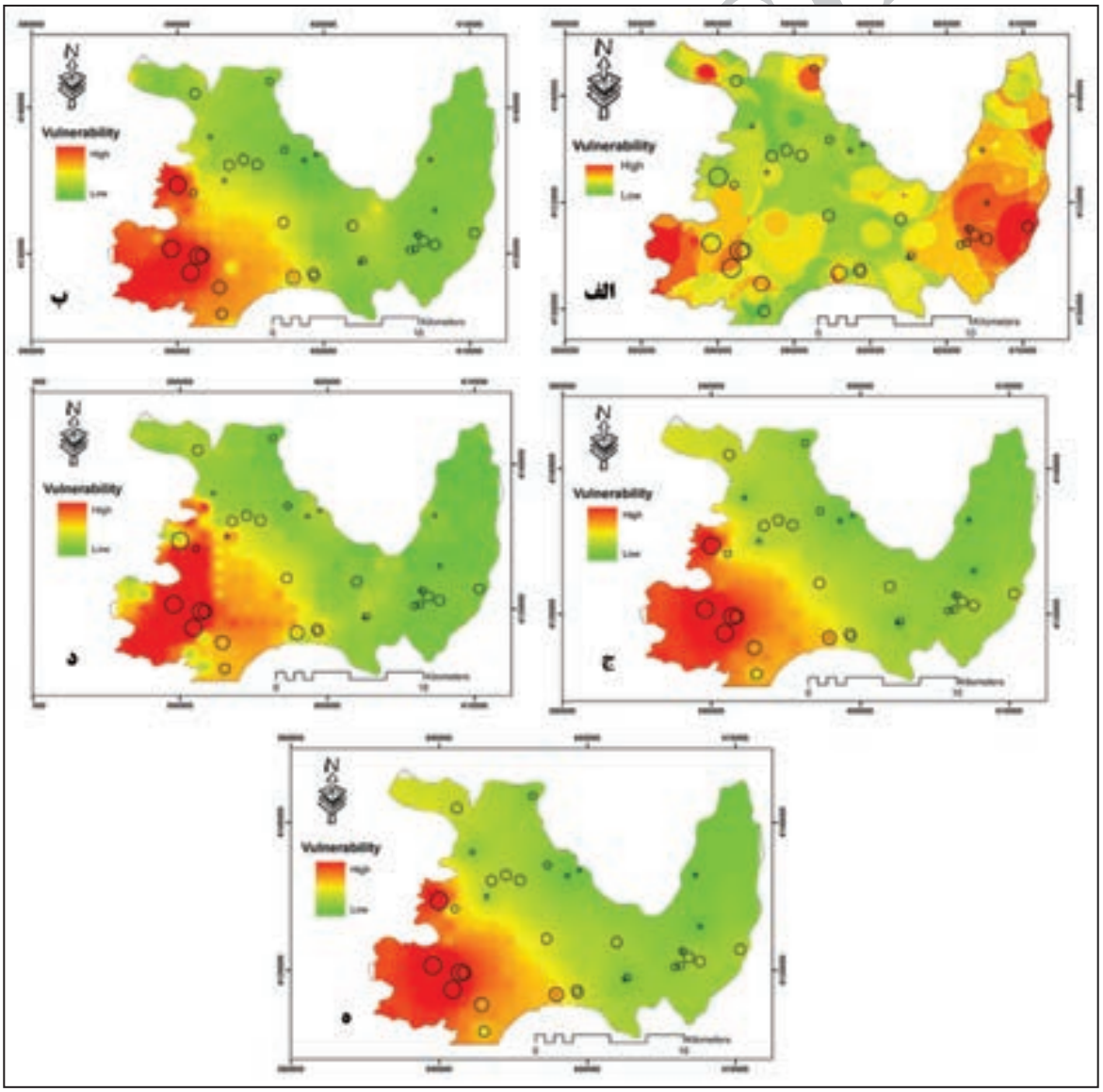


شکل ۳- نقشه پهنه‌بندی پارامترهای دراستیک؛ الف) ژرفای آب زیرزمینی؛ ب) تغذیه؛ ج) محیط آبخوان؛ د) محیط خاک؛ ه) شیب سطح زمین؛ و) زون غیراشباع؛ ز) هدایت هیدرولیکی.

www.SID.ir



شکل ۴- غلظت نیترات در نقاط مختلف منطقه مورد مطالعه.



شکل ۵- نقشه آسیب‌پذیری آب زیرزمینی منطقه مورد مطالعه با استفاده از روش‌های مختلف؛ الف) مدل دراستیک اولیه؛ ب) مدل ANN؛ ج) مدل SFL؛ د) مدل MEL؛ ه) مدل نروفازی.

www.SID.ir

جدول ۱- عوامل DRASTIC و ضرایب وزنی اصلی و تغییریافتهٔ آنها.

عوامل DRASTIC		وزن‌های اصلی DRASTIC	وزن‌های تغییریافتهٔ DRASTIC با توجه به شرایط منطقه
D	ژرفای آب زیرزمینی	۵	۵
R	تغذیه	۴	۳
A	محیط آبخوان	۳	۴
S	محیط خاک	۲	۱
T	توپوگرافی	۱	۲
I	فشردگی محیط وادوز	۵	۳
C	هدایت هیدرولیکی	۳	۴

جدول ۲-نتایج به‌دست آمده از مدل‌های مختلف هوش مصنوعی در مرحله آموزش و آزمایش.

		نوع مدل			
	معیار	NF	ANN	MFL	SFL
مرحله آموزش	RMSE	۲/۴۲	۴/۴۲	۷/ ۲۶	۲/۲۹
	R^2	۰/۹۹	۰/۹۵	۰/۸۷	۰/۹۸
مرحله آزمایش	RMSE	۲/۶۱	۴/۶۳	۷/۸۳	۲/۳۴
	R^2	۰/۹۸	۰/۸۹	۰/۷۶	۰/۹۷

کتابنگاری

اصغری مقدم، الف.، ندیری، ع.، و فیجانی، الف..، ۱۳۸۹- استفاده از مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و زمین‌آمار برای پیش‌بینی مکانی غلظت فلوئورید. مجله دانش آب- خاک سال ۱۹/۱، شماره ۲، صفحات ۱۴۵-۱۲۹.

اصغری مقدم، الف.، فیجانی، الف.، و ندیری، ع.، ۱۳۸۸- ارزیابی آسیب‌پذیری آب زیرزمینی دشت‌های بازرگان و پلدشت با استفاده از مدل دراستیک بر اساس GIS محیط شناسی، ۳۵(۵۲)، صفحات ۵۵-۶۴.

نقشه زمین‌شناسی مراغه- مقیاس ۱:۱۰۰۰۰۰، سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی کشور.

References

Al-Adamat, R.A.N., Foster, I.D.L. & Baban, S.M.J., 2003- Groundwater vulnerability and risk mapping for the Basaltic aquifer of the Azraq basin of Jordan using GIS, remote sensing and DRASTIC.Applied Geography 23, 303–324.

Antonakos, A.K. & Lambrakis, N.J., 2007- Development and testing of three hybrid methods for the assessment of aquifer vulnerability to nitrates, based on the drastic model, an example from NE Korinthia, Greece. Journal of Hydrology 333, 288– 304.

Aller, L., Bennett, T., Lehr, J.H., Petty, R. J. & Hackett, G., 1987- DRASTIC: A Standardized System for Evaluating Ground Water Pollution Potential Using Hydrogeologic Settings, EPA 600/2-87-035. Ada, Oklahoma: U.S. Environmental Protection Agency.

ASCE Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology, 2000- Artificial neural network in hydrology, part I and II. Journal of Hydrological Engineering, 5, 115-137.

Babiker, I.S., Mohamed, M.M.A., Hiyama, T. & Kato, K., 2005- A GIS-based DRASTIC model for assessing aquifer vulnerability in Kakamigahara, Heights, Gifu Prefecture, central Japan. Science of the Total Environment, 345, 127–140.

Dixon, B., 2005- Groundwater vulnerability mapping: A GIS and fuzzy rule based integrated tool. Applied Geography, 25, 327–347.

Evans, B. M. & Mayers, W.L., 1990- A GIS-based approach to evaluating regionalgroundwater pollution potential with DRASTIC. Journal of Soil and Water Conservation, 45 ,pp. 242–245.

Hamza, M.H., Added, A., Rodriguez, R., Abdeljaoued, S. & Ben Mammou, A., 2007- GIS-based DRASTIC vulnerability and net recharge reassessment inan aquifer of a semi-arid region (Metline-Ras Jebel-RafRaf aquifer, Northern Tunisia). Journal of Environmental Management, 84, 12-19.

Hongxing, L., Chen, C.L.P. & Huang, H-P., 2001- Fuzzy Neural Intelligence System, Mathematical Foundation and Application in Engineering CRC Press LLC.

Hopfield, J. J., 1982- Neural network and physical systems with emergent collective computational abilities.Proceeding of National Academy of scientists, 79, 2554-2558.

LeGrand, H. E., 1964- System for evaluating the contamination potential of some waste sites. J. of AWWA 56, 959-974.

Maier, H. R., Jain, A., Dandy, G. C. & Sudheer, K.P., 2010- Methods used for the development of neural networks for the prediction of water resource variables in river systems: Current status and future directions. Environmental Modelling& Software, 25, 891-909.

Maier, H.R. & Dandy, G.C., 2000- Neural network for the prediction and forecasting water resources variables: a review of modeling issues and applications. Environmental Modeling & Software, 15, 101-124.

Merchant, J., 1994- GIS-based groundwater pollution hazard assessment: a critical review of the DRASTIC model. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 60 (9), 1117–1127.

Panagopoulos, G., Antonakos, A. & Lambrakis, N., 2006- Optimization of DRASTIC model for groundwater vulnerability assessment, by the use of simple statistical methods and GIS. Hydrogeology Journal, 14, pp. 894-911.

Soper, R. C., 2006- Groundwater vulnerability to agrochemicals: A GIS-based DRASTIC model analysis of Carrol, Chariton, and Saline Counties, Missouri, USA. Master science thesis, University of Missouri-Columbia.

Vrba, J. & Zoporozec, A., 1994- Guidebook on mapping groundwater vulnerability. International Contributions to Hydrogeology.Verlag HeinzHeise GmbH and Co. KG.

Archive of SID
www.SID.ir

Optimization of DRASTIC Model by Artificial Intelligence for Groundwater Vulnerability Assessment in Maragheh-Bonab Plain

A. Asghari Moghaddam [1*], E. Fijani [2], A. Nadiri [3]

[1] Professor, Department of Geology, Faculty of Natural Science, University of Tabriz, Tabriz, Iran
[2] Assistant Professor, School of Geology, University College of Science, University of Tehran, Tehran, Iran
[3] Assistant Professor, Department of Geology, Faculty of Natural Science, University of Tabriz, Tabriz, Iran

Received: 2012 December 12 Accepted: 2013 May 13

Abstract

Aquifer vulnerability assessment to define critical zones of pollution risk is an important method for groundwater resource management. By applying the DRASTIC model in this study, groundwater vulnerability in the Maragheh-Bonab Plain aquifer was evaluated. The DRASTIC model uses seven environmental parameters (Depth to water, net Recharge, Aquifer media, Soil media, Topography, Impact of vadose zone, and hydraulic Conductivity) as seven layer in GIS media and finally a groundwater vulnerability map was created by overlaying the available hydrogeological data and categorized to low, moderate, and high risk. The DRASTIC index value was evaluated 81 to 116 for the study area. The vulnerability map created by DRASTIC is compared to nitrate data and the results indicate a relative correlation between the nitrate level and vulnerability index. In order to improve the model, four artificial intelligence (AI) models are adopted by optimizing the weights of the DRASTIC parameters. The four AI models are the Sugeno fuzzy logic (SFL), the Mamdani fuzzy logic (MFL), the artificial neural network (ANN), and the neurofuzzy (NF). For this purpose, the AI model input (the DRASTIC parameters), output (the vulnerability index), and nitrate concentration data was divided into two categories for training and test steps. The output of model in training step was corrected by related nitrate concentration, and after model training, the output of model in test step was verified by nitrate concentration. The results show that the four AI models are applicable to improve the correlation between nitrate level and vulnerability index using DRASTIC model for groundwater vulnerability assessment. The NF model by taking advantage of FL and ANN has the best results that high nitrate level at observation well location has high vulnerable index and was selected as a final model. According to the final model, the western areas of the aquifer are classified as high pollution risk. In conclusion, the AI approach proved to be an effective way to improve the DRASTIC model and provides a confident estimate of pollution risk for the study area.

Keywords: Groundwater Vulnerability, Pollution Potential, DRASTIC, GIS, Artificial Intelligence
For Persian Version see pages 169 to 176
*Corresponding author: A. Asghari Moghaddam; E-mail: Moghaddam@tabrizu.ac.ir

Archive of SID

www.SID.ir