



سبش از دور

GIS ایران



سال نهم، شماره دوم، تابستان ۱۳۹۶
Vol.9, No. 2, Summer 2017

سنجش از دور و GIS ایران
Iranian Remote Sensing & GIS

۹۹-۱۱۶

تعیین آسیب پذیری آبخوان با روش دراستیک استاندارد و روش های داده مینا (مطالعه موردی: آبخوان کوچصفهان)

ایسن یوسف دوست^{۱*} و عباس خاشعی سیوکی^۲

۱. دانشجوی دکتری گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بیرجند

۲. دانشیار گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بیرجند

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۶/۶/۲۹

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۵/۷/۷

چکیده

در سال های اخیر، افزایش جمعیت و به تبع آن، افزایش نیازهای آبی و کاهش کیفیت و آلودگی آب های زیرزمینی، به دلیل توسعه صنعت و کشاورزی، موجب توجه به کیفیت منابع آب زیرزمینی شده است. شناسایی و تهیه نقشه پهنه بندی مناطق آسیب پذیر آبخوان، یعنی مناطقی که در آنها امکان نفوذ و یخش آلاینده ها از سطح زمین به سیستم آب زیرزمینی وجود دارد، ابزار مدیریتی مناسبی برای پیشگیری از آلودگی منابع آب زیرزمینی است. در این پژوهش، برای تهیه نقشه پهنه بندی پتانسیل آسیب پذیری آبخوان دشت آستانه، در منطقه کوچصفهان از توابع استان مازندران، روش دراستیک (DRASTIC) به کار گرفته شد که یکی از کاربردی ترین روش های هم پوشانی است. برای صحت سنجی مدل، از داده های غلظت نیترات در منطقه استفاده شد. در این منطقه، استفاده از آب های زیرزمینی برای کشاورزی و تأمین آب شرب اهمیت بسیاری دارد. از سوی دیگر، استفاده بی رویه از کودهای شیمیایی، به ویژه کودهای نیترژن دار، برای افزایش محصول و نداشتن دقت لازم در تصفیه فاضلاب شهری و صنعتی و رهاسازی آن از پارامترهای مؤثر بر افزایش مقدار نیترات در آب های زیرزمینی منطقه شمرده می شود. از این رو، بررسی آلودگی نیترات که یکی از مهم ترین مسائل زیست محیطی در آب های زیرزمینی است، به صورت منظم و دوره ای، بسیار مهم و ضروری خواهد بود. به همین علت، نیترات عامل اصلی آسیب پذیری این منطقه معرفی شد. نتایج نشان داد آسیب پذیری آبخوان دشت آستانه- کوچصفهان در چهار محدوده قرار دارد. ۵۶/۱۸٪ دشت دارای آسیب پذیری کم، ۵۱/۲۹٪ دارای آسیب پذیری اندک تا متوسط، ۲۸/۴۶٪ دارای آسیب پذیری متوسط تا زیاد و ۶۷/۱٪ دارای آسیب پذیری زیاد است. میزان همبستگی بین شاخص دراستیک (شاخص آسیب پذیری) با غلظت نیترات ۸۰٪ به دست آمده است. در ادامه، با کمک چهار روش هوش مصنوعی، شامل شبکه عصبی مصنوعی، مدل فازی، مدل ماشین بردار پشتیبان و فازی- عصبی، مقدار نیترات تخمین زده شد. برای این منظور، داده های ورودی (پارامترهای دراستیک) و خروجی (مقدار نیترات اندازه گیری و پهنه بندی شده در سی حلقه چاه موجود در منطقه) مدل و مقادیر نیترات مربوط، به دو دسته آموزش و آزمایش، تقسیم شد. نتایج نشان داد که تمامی مدل های هوش مصنوعی به کار گرفته شده تخمین مناسبی از مقدار نیترات می دهند اما، در این میان، مدل شبکه عصبی بهترین نتایج را دربر داشت؛ به طوری که بین نیترات محاسباتی و مقدار نیترات مشاهداتی همبستگی ۹۸ درصدی دیده شد. در ادامه، با انتخاب مدل شبکه عصبی به منزله مدل برتر، کوشش شد با کاهش پارامترهای ورودی، مقدار نیترات تخمین زده شود. در نهایت، مشخص شد که با پنج پارامتر محیط خاک، محیط غیراشباع، محیط اشباع، تراز آب، هدایت هیدرولیکی و حذف دو پارامتر تغذیه و توپوگرافی مقدار همبستگی نیترات تخمین زده شده با مقدار واقعی نیترات اندازه گیری شده برابر ۰/۹۰ است. در نتیجه، می توان تخمین مناسبی از مقدار نیترات و نیز آسیب پذیری این منطقه داشت. این نکته برتری روش های هوش مصنوعی در بررسی آسیب پذیری را، و مقایسه با روش دراستیک، نشان می دهد. نتایج نشان داد که مدل های هوش مصنوعی روشی کارآ در تخمین آسیب پذیری آبخوان محسوب می شوند و نتایج دقیقی از برآورد پتانسیل آلودگی در منطقه مورد مطالعه می دهند.

کلیدواژه ها: آسیب پذیری، دراستیک، GIS، شبکه عصبی و فازی، ماشین بردار پشتیبان.

* نویسنده عهده دار مکاتبات: تهران، خیابان انقلاب، خیابان ۱۲ فروردین، تقاطع خیابان بیروز کمال زاده، پلاک ۲۵، طبقه سوم، کدپستی: ۱۳۱۶۶۷۸۴۴. تلفن:

۰۹۱۰۷۷۸۶۳۶۹

۱- مقدمه

در سال‌های اخیر، افزایش جمعیت و به تبع آن، افزایش نیازهای آبی و کاهش کیفیت و آلودگی آب‌های زیرزمینی، به دلیل توسعه صنعت و کشاورزی، موجب توجه به کیفیت منابع آب زیرزمینی شده است. یکی از راه‌های مناسب، برای جلوگیری از آلودگی آب‌های زیرزمینی، شناسایی مناطق آسیب‌پذیر آبخوان و مدیریت بهره‌برداری از منابع آب و کاربری اراضی است. به‌طور کلی، مفهوم آسیب‌پذیری آب‌های زیرزمینی براساس این فرض بیان شده که محیط فیزیکی ممکن است از آب‌های زیرزمینی در برابر برخی آثار نامطلوب طبیعی محافظت کند؛ به‌ویژه در مواردی که آلودگی وارد زمین می‌شود (El-Neqa et al. 2006). محققان گوناگون، برای ارزیابی آسیب‌پذیری در مقیاس‌های متفاوت، روش‌های بسیاری را پیشنهاد کرده‌اند (Napolitano, 1995). به‌طور کلی، روش مطلق برای پیش‌بینی آسیب‌پذیری آب‌های زیرزمینی وجود ندارد. برای تخمین حساسیت آبخوان‌ها به آلودگی، شیوه‌های در سطح دنیا گسترش یافته است (Gemtzi et al., 2006). این روش‌ها به سه طبقه اصلی روش‌های شاخص و هم‌پوشانی، مدل‌های شبیه‌سازی پردازشی و روش‌های آماری تقسیم می‌شوند (Samey and Gang, 2008). هر یک از این روش‌ها مزایا و معایبی دارند که در مناسب بودن آن‌ها برای کاربری‌های خاص تأثیر می‌گذارد.

در بیشتر روش‌های شاخص و هم‌پوشان و از جمله روش دراستیک، باید اطلاعات به‌دست‌آمده از پارامترهای متفاوت به‌صورت تلفیقی تحلیل شوند. سامانه اطلاعات جغرافیایی، به دلیل ویژگی‌ها و توانایی‌های خاص خود نیز، می‌تواند ابزاری بسیار مفید باشد. این سامانه قابلیت گردآوری، ذخیره‌سازی و تحلیل هم‌زمان پارامترهای گوناگون را دارد و نمایش داده‌های مکانی را در زمانی کوتاه فراهم می‌آورد. هزینه اندک، دقت محاسباتی بالا، استفاده از توابع تحلیلی پیچیده، قابلیت تفکیک طیفی، مکانی و زمانی چشمگیر

و قابلیت‌های ویرایشی و به‌هنگام‌سازی سریع داده‌ها، مدل‌سازی و تهیه گزارش به‌شکل‌های گوناگون از ویژگی‌های دیگر این سامانه است. مهم‌ترین اشکال آن اعمال نظر شخصی و کارشناسی برای تعیین نرخ‌ها و وزن‌هاست. به‌منظور بهبود مدل دراستیک، از روش‌های گوناگونی استفاده شده است. دیکسن^۱ (۲۰۰۵)، با استفاده از منطق فازی، آسیب‌پذیری آبخوان آرکانزاس به آلودگی را در مقیاس منطقه‌ای پیش‌بینی کرد. اهداف تحقیق وی شامل تهیه مدل‌های فازی با استفاده از برخی پارامترهای شاخص دراستیک اصلاح‌شده و مقایسه نتایج مدل فازی با مدل دراستیک و نتایج آنالیز کیفی آبخوان بود.

آرزومندی و همکاران (۱۳۹۴)، در پژوهشی با عنوان «ارزیابی آسیب‌پذیری آب زیرزمینی دشت آستانه-کوحصفهان با استفاده از مدل اصلاح‌شده DRASTIC-NW»، میزان نشت از کانال‌های خاکی را، به‌منزله هشتمین پارامتر، به عوامل دراستیک افزودند و روش دراستیک NW را مطرح کردند. با مقایسه دو نقشه دراستیک استاندارد و دراستیک NW، مشخص شد که میزان آسیب‌پذیری زیاد در نقشه دراستیک NW برابر با ۷۰/۹٪ بوده ولی در نقشه دراستیک استاندارد، برابر با ۶۷/۱٪ است. برای صحت‌سنجی و مقایسه دو نقشه، از ضریب همبستگی R بین شاخص آسیب‌پذیری و غلظت نترات استفاده شد که مقدار آن، برای دراستیک استاندارد، برابر با ۴۰٪ و برای دراستیک NW، برابر با ۶۰٪ بود و نشان می‌دهد نقشه دراستیک NW دقت بالاتری دارد (آرزومندی و همکاران، ۱۳۹۴). در پژوهشی دیگر، برای بررسی آسیب‌پذیری آبخوان دشت سلفچگان-نیزار در برابر آلودگی کشاورزی به کمک مدل دراستیک و سامانه اطلاعات جغرافیایی، نقشه‌های پهنه‌بندی آسیب‌پذیری برای تدقیق پهنه‌های آسیب‌پذیری از طریق آلودگی نترات در محدوده

1. Dixon

غلظت نیترات در آبخوان کرج، از شبکه‌های عصبی به‌منزله ابزاری مبتنی بر داده و کاملاً انعطاف‌پذیر، استفاده کرده‌اند. غلظت نیترات در فصل پیشین، ضخامت لایه اشباع، میزان برداشت از چاه‌های بهره‌برداری در فصل هدف و فصل قبل، تغییرات افت سطح آب و مختصات جغرافیایی را تخمین‌زنده‌های مدل در نظر گرفتند. ابتدا، مدل شبیه‌سازی مجزای هر فصل تدوین و سپس، مدلی واحد برای تمامی فصل‌ها توسعه یافته است. نتایج تحقیق نشان می‌دهد تخمین تغییرات غلظت نیترات در مرحله صحت‌سنجی، در فصل تابستان، با شاخص کارایی همبستگی ۷۴٪ بیشترین دقت را در مقایسه با دیگر فصل‌ها دارد. پس از آن، فصل‌های پاییز، زمستان و بهار دارای شاخص‌های کارایی ۶۳.۳۵، ۶۲.۴۸، ۵۰ هستند. شاخص کارایی مدل پیشنهادی برای تمامی فصل‌ها نیز، در مرحله صحت‌سنجی، برابر با ۶۱.۱ درصد بوده که دلالت بر کارایی مناسب این مدل، برای شبیه‌سازی غلظت نیترات، دارد.

در تحقیق دیگر که زارع ایبانه و همکاران در منطقه بهار همدان انجام دادند (۱۳۹۰)، داده‌ها را از آمار و اطلاعات کمی و کیفی ۵۳ حلقه چاه آب زیرزمینی دشت همدان- بهار، در دو گروه اطلاعات پرهزینه و کم‌هزینه، طی سال‌های ۱۳۸۲ تا ۱۳۸۷ به‌دست آوردند. در گروه اطلاعات پرهزینه، ۱۳ متغیر مستقل شیمیایی را ورودی شبکه عصبی مصنوعی در نظر گرفتند و در گروه کم‌هزینه، ۷ متغیر را، به‌تفکیک، برای مدل‌سازی نیترات استفاده کردند. مقایسه نتایج آزمون هر سه آزمایش حاکی از توانایی بالای مدل شبکه عصبی در پیش‌بینی غلظت نیترات بود و نشان داد که تفاوت معناداری بین نتایج مدل‌ها وجود ندارد؛ بنابراین، استفاده از اطلاعات گروه دوم، در ورودی شبکه عصبی، توجیه‌پذیر است. مشخصه‌های ورودی مدل پیشنهادی آنها شامل ویژگی‌های هدایت الکتریکی نمونه‌های آب

پهنه‌های آسیب‌پذیری، با همبستگی به‌نسبت مناسبی، تدقیق شد. در ادامه، با استفاده از تکنیک‌های GIS و با تحلیل حساسیت تک‌پارامتری، میزان تأثیرگذاری بررسی شد. نتایج تحلیل حساسیت تک‌پارامتری در این روش نشان داد که وزن مؤثر و ثوریک پارامترهای به‌کاررفته کاملاً بر هم منطبق نیستند و در برخی موارد، تفاوت‌های معتناهی دارند (احمدی و همکاران، ۱۳۹۲). در مطالعه دیگری که در منطقه کوچصفهان صورت گرفت، دو روش دراستیک و دراستیک بهبودیافته فازی با یکدیگر مقایسه شدند. همبستگی بین شاخص آسیب‌پذیری و نیترات در روش دراستیک و دراستیک فازی، به‌ترتیب، برابر با ۴۹٪ و ۵۳٪ بود که این خود برتری روش دراستیک فازی بر روش دراستیک معمولی را نشان می‌دهد (Arezoomand et al., 2016).

یکی از دیگر روش‌های ارزیابی آسیب‌پذیری آبخوان استفاده از روش‌های داده‌محور است. با این روش‌ها می‌توان، با داشتن اطلاعات اندک و در زمان کم، از طریق آموزش شبکه آسیب‌پذیری آبخوان را با دقت بالایی تخمین زد. حائز اهمیت است تا کنون مطالعات محدودی در این‌باره انجام شده است.

عسگری و همکاران (۱۳۸۹)، در مطالعه‌ای، آلودگی نیترات در آب‌های زیرزمینی حاشیه زاینده رود مقادیر کیفی آب، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، مدل‌سازی کردند و آن را تخمین زدند آن‌ها به‌منظور آموزش شبکه از نرم‌افزار متلب، شبکه پرسپترون^۱ سه‌لایه، قاعده آموزشی انتشار به عقب و تابع فعالیت سیگموئید^۲ استفاده کردند که پس از آزمایش‌های پی‌درپی، شبکه‌ای با یک لایه پنهان و نوزده نرون در این لایه کمترین مقدار خطا را در روند آموزش شبکه، ارزیابی و اعتبارسنجی ایجاد کرد. این امر خود بیانگر آن است که شبکه‌ای (با تقریب مناسب) طراحی شده و با استفاده از آن، می‌توان مقدار نیترات را، به‌راحتی و بدون استفاده از روابط پیچیده ریاضی، به‌دست آورد. پورفرح‌آبادی و همکاران (۱۳۸۷) در تحقیقی، در شبیه‌سازی تغییرات

1. Perceptron
2. Sigmoid

۲- مواد و روش‌ها

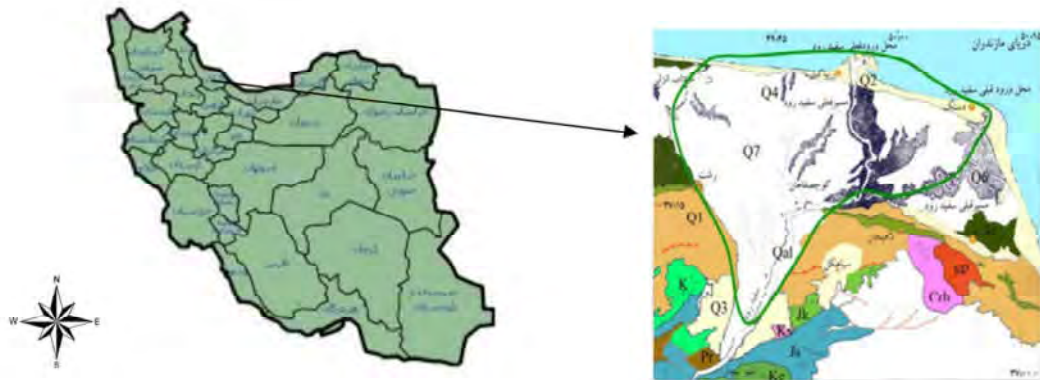
۲-۱- معرفی منطقه مورد مطالعه

دشت آستانه-کوچصفهان در استان گیلان و روی مخروط افکنه رودخانه سپیدرود تشکیل شده و مساحت آن حدود ۱۱۰۰ کیلومترمربع ذکر شده است. این محدوده بین طول شرقی $40^{\circ} 12'$ تا $55^{\circ} 0'$ و عرض شمالی $37^{\circ} 7'$ تا $37^{\circ} 25'$ قرار دارد. شکل ۱ محدوده مورد مطالعه را نشان می‌دهد. آرزومندی و همکاران (۱۳۹۴)، در بررسی آسیب‌پذیری آب زیرزمینی این دشت، با استفاده از مدل دراستیک که وزن‌دهی براساس مطالعات محلی انجام شده بود، مقدار مشخص آسیب‌پذیری آبخوان را بین ۱۰۷ تا ۱۸۰ به‌دست آوردند. همچنین، در بررسی آسیب‌پذیری آب زیرزمینی این دشت، با افزودن پارامتر میزان نشت از کانال‌های خاکی به‌منزله پارامتر هشتم-به‌روش دراستیک، روش دراستیک اصلاح‌شده را مطرح کردند. نتایج حاصل نشان داد که مدل اصلاح‌شده دراستیک، افزون‌بر دقت بیشتر در مقایسه با مدل اولیه، با توجه به همبستگی بالای نیترات، آلودگی اراضی کشاورزی و به‌ویژه شالیزارها به آن، عامل اصلی آسیب‌پذیری آب زیرزمینی است. همان‌طور که از آمار بارندگی ایستگاه‌های واقع در محدوده مطالعاتی بین سال‌های ۱۳۸۷-۱۳۴۰ مشخص است، میزان بارندگی در ایستگاه‌های آستانه، شهر بیجار، سد سنگر و لاهیجان بین ۱۰۰۰ تا ۲۵۰۰ میلی‌متر در سال متغیر است که تغذیه مناسب مخزن را می‌رساند. جنس مواد سازنده آبخوان از رسوبات دلتایی و آبرفتی رودخانه سفیدرود است که، در بخش‌های جنوبی‌تر، ذرات دانه‌درشت‌ترند و از لحاظ کمی و کیفی، شرایط بهتری را به‌وجود می‌آورد. افزون‌بر آن، رسوبات دانه‌ریز، در نقاط گوناگون محدوده مخروط افکنه سفیدرود، عدسی‌های رسی با ضخامت‌های متفاوت را پدید آورده‌اند که توزیع آبخوان در معرض فشار را پیچیده می‌سازد (آرزومندی و همکاران، ۱۳۹۴).

اندازه‌گیری‌شده، pH، ژئومورفولوژی عمق استاتیک، عمق چاه، مختصات جغرافیایی و اطلاعات کیفی دما بود که در پیش‌بینی غلظت نیترات، با اطمینانی بیش از ۸۰٪، به موفقیت دست یافت. در تحقیقی دیگر، از شبکه عصبی با ساختار چهارلایه برای پیش‌بینی نیترات در خاک ناحیه ریشه استفاده شد و نیز شبکه عصبی سه‌لایه، با دوازده نرون اطلاعاتی در لایه ورودی، چهار نرون در لایه دوم و شش نرون در لایه سوم، به‌کار رفت (Kaluli et al., 1998). همچنین، دیامانتوپولو و همکاران^۱ (۲۰۰۵) ورودی‌های متفاوتی را در ساختار شبکه عصبی، برای پیش‌بینی نیترات رودخانه آکسیوس در شمال یونان، استفاده کردند. آنها با استفاده از نه ورودی و مقادیر آنیون‌ها و کاتیون‌ها، دبی، دما و هدایت الکتریکی موفق به برآورد نیترات با ۱۹٪ خطا شدند. در پژوهشی که رامازمی و همکاران^۲ (۲۰۰۳) انجام دادند، نیترات را تابعی از یون‌های موجود در آب زیرزمینی در نظر گرفتند و با مدل‌سازی به‌روش ANN و لحاظ‌کردن شش مشخصه ورودی، توانستند نیترات را پیش‌بینی کنند. در پژوهش المصری و کالواراچی^۳ (۲۰۰۵)، سیستم اطلاعات جغرافیایی و شبکه عصبی مصنوعی به دو شیوه انجام شد. آنها موفق شدند نیترات آب زیرزمینی در آبخوان‌های واشنگتن را برآورد کنند.

در پژوهش حاضر، به‌منظور دستیابی به‌روشی مناسب و مؤثر برای حفاظت منابع آب زیرزمینی از آلودگی‌هایی که در آینده آنها تهدید می‌کند، آسیب‌پذیری دشت با چهار روش شبکه عصبی، عصبی-فازی، ماشین بردار پشتیبان و روش دراستیک تخمین زده شد. در ادامه، از میان این چهار روش، آن مورد که آسیب‌پذیری آبخوان را با دقت بیشتری تخمین می‌زند در مقام روش برتر انتخاب شد و سعی شد، با کاهش پارامترهای مدل، مقدار آسیب‌پذیری آبخوان تخمین زده شود.

1. Diamantopoulou et al.
2. Ramasamy et al.
3. Almasri and Kaluarachchi



شکل ۱. موقعیت دشت آستانه- کوجصفهان

۲-۲- روش‌شناسی

مدل DRASTIC را سازمان حفاظت محیط‌زیست ایالات‌متحد آمریکا، با هدف ارزیابی پتانسیل آلودگی آب‌های زیرزمینی، برای سراسر ایالات‌متحد طراحی کرد. این مدل برپایه مفهوم هیدروژئولوژیکی استوار است و درحقیقت، تمامی عوامل زمین‌شناسی و هیدروژئولوژیکی مهمی را توصیف می‌کند که در حرکت آب‌های زیرزمینی هنگام ورود، حین عبور و بیرون از سیستم یک ناحیه تأثیر می‌گذارند و آن را کنترل می‌کنند (Wen et al., 2009). واژه «دراستیک» از هفت پارامتر به‌کاررفته در این مدل تشکیل شده که عبارت‌اند از:

D: عمق تا سطح ایستابی؛

R: تغذیه خالص؛

A: محیط آبخوان؛

S: محیط خاک؛

T: توپوگرافی؛

I: تأثیر ناحیه غیراشباع؛

C: هدایت هیدرولیکی (Babiker et al., 2005).

در این روش، شاخص آسیب‌پذیری از مجموع حاصل ضرب وزن و رتبه هفت پارامتر یادشده، مطابق رابطه (۱)، به‌دست می‌آید. رتبه هر پارامتر بین ۱ تا ۱۰ و وزن هر پارامتر، با توجه به اهمیت آن، بین ۱ تا ۵ متغیر است.

$$\text{DRASTIC Index} = D_r D_w + R_r R_w + A_r A_w + S_r S_w + T_r T_w + I_r I_w + C_r C_w \quad (1) \text{ رابطه}$$

با تهیه نقشه‌های رستری^۱ پارامترهای دراستیک در محیط GIS و به‌کارگیری قابلیت Calculator Raster نرم‌افزار GIS، می‌توان لایه‌های متفاوت را تلفیق و نقشه پهنه‌بندی آسیب‌پذیری را تهیه کرد. با تلفیق پارامترها طبق رابطه (۱)، نتیجه حاصل لایه‌ای شبکه‌ای است که در آن سلول‌های دارای اعداد بزرگ‌تر بیان‌کننده مناطقی با آسیب‌پذیری ذاتی آب زیرزمینی در مقابل آلودگی بیشترند. سلول‌های دارای ارزش عددی کمتر نیز مناطقی را نشان می‌دهند که آسیب‌پذیری ذاتی آب‌های زیرزمینی در مقابل آلودگی در این مناطق کمتر است. در مدل دراستیک، شاخص نهایی حاصل ضرب ارزش عددی رتبه‌بندی‌شده هر پارامتر در وزن آن پارامتر است. برای نمونه، به پارامتر عمق آب زیرزمینی وزن ۵ اختصاص داده شده و ارزش عددی رتبه‌های متفاوت عمق آب زیرزمینی از ۱ تا ۱۰ تغییر می‌کند؛ بنابراین، شاخص دراستیک حاصل از پارامتر عمق آب زیرزمینی از ۵ تا ۵۰ متغیر است. به همین ترتیب، پارامترهای تغذیه از ۴ تا ۴۰، محیط آبخوان از ۳ تا ۳۰، نوع خاک از ۲ تا ۲۰، توپوگرافی از ۱ تا ۱۰، اثر

1. Raster

شود. بدین معنا که ممکن است در منطقه ای آسیب پذیری اندک و متوسط باشد ولی، به دلیل وجود گسترده منابع آلاینده، از نظر آلودگی، منطقه پرخطری محسوب شود. برعکس، ممکن است در منطقه ای آسیب پذیری بالا باشد ولی، به علت نبود منابع آلاینده، هیچ گونه خطر آلودگی آب زیرزمینی را تهدید نکند. جدول ۱ طبقه بندی کیفی میزان آسیب پذیری را نشان می دهد.

۲-۲-۱- وزن دهی پارامترهای دراستیک

جدول ۲ وزن های نسبت داده شده به پارامترهای هفت گانه دراستیک را نشان می دهد. با توجه به جدول ۲، به هر یک از این پارامترها، به نسبت اهمیت آن در آسیب پذیری، وزنی بین ۱ تا ۵ داده می شود.

منطقه غیراشباع از ۵ تا ۵۰ و هدایت هیدرولیکی از ۳ تا ۳۰ دچار تغییر می شود. در نتیجه، برای تبدیل شاخص دراستیک به درجات متفاوت آسیب پذیری، فقط باید ارزش عددی رتبه های هر پارامتر به پنج قسمت ۱-۲، ۲-۴، ۴-۶، ۶-۸، ۸-۱۰ و ۱۰-۸ تقسیم و در وزن پارامتر ضرب شود. حاصل جمع تمامی پارامترها برای هر قسمت بیانگر درجات آسیب پذیری خواهد بود؛ بنابراین، می توان شاخص آسیب پذیری را به این پنج گروه تقسیم بندی کرد: آسیب پذیری قابل چشم پوشی، از ۲۳ تا ۴۶، آسیب پذیری اندک، از ۴۷ تا ۹۲؛ آسیب پذیری متوسط، از ۹۳ تا ۱۳۶؛ آسیب پذیری زیاد، از ۱۳۷ تا ۱۸۴؛ آسیب پذیری خیلی زیاد، از ۱۸۴ تا ۲۳۰. آسیب پذیری پتانسیل آبخوان را برای آلودگی نشان می دهد و نباید با خطر آلودگی اشتباه گرفته

جدول ۱. طبقه بندی کیفی میزان آسیب پذیری

کاملاً مستعد آلودگی	خیلی زیاد	زیاد	متوسط تا زیاد	اندک تا متوسط	کم	بسیار کم	بدون خطر آلودگی	پتانسیل آلودگی
>۱۹۹	۱۶۱-۱۹۹	۱۶۰-۱۷۹	۱۳۹-۱۵۹	۱۲۰-۱۳۹	۱۰۰-۱۱۹	۸۰-۹۹	<۷۹	شاخص دراستیک

جدول ۲. وزن های نسبت داده شده به پارامترهای هفت گانه دراستیک (Aller et al., 1987)

وزن نسبی	پارامتر	ویژگی و نوع اثر
۵	عمق آب زیرزمینی (D)	تعیین کننده عمقی است که آلوده کننده باید طی کند تا به سطح ایستابی برسد. هر چه سطح ایستابی عمیق تر باشد، زمان حرکت و ماندگاری آلوده کننده و در نتیجه، ظرفیت میرایی آن افزایش می یابد.
۴	تغذیه (R)	تغذیه خالص مقدار آبی است که از سطح زمین نفوذ می کند، به سطح ایستابی می رسد و موجب انتقال عمودی آلودگی، و رسیدن به سطح ایستابی، و حرکت افقی آن در آبخوان می شود.
۳	محیط اشباع (A)	طول و چگونگی مسیر سیستم جریان آب زیرزمینی در آبخوان را مشخص می کند. نقش مؤثری در سرعت انتقال آلودگی دارد و طول مسیر و زمان لازم برای انجام شدن فرایندهای میرایی (مانند جذب، واکنش های شیمیایی و پراکنش) آلودگی را تعیین می کند.
۲	محیط خاک (S)	تأثیر بسیار مهمی در رسیدن تغذیه مؤثر به سطح ایستابی و نیز در چگونگی حرکت آلوده کننده دارد.
۱	توپوگرافی (T)	نقش مهمی در حرکت آلوده کننده و نگهداری آن روی سطح زمین دارد. افزون بر این، توپوگرافی در گسترش خاک و در نتیجه، میرایی آلوده کننده ها نیز مؤثر است.
۵	محیط غیراشباع (I)	منطقه بالایی سطح ایستابی تا سطح زمین را دربر می گیرد که از آب غیراشباع است. ضخامت و ویژگی های هیدرولیکی مواد زمین شناسی منطقه را کنترل می کند که از عوامل کلیدی تعیین آسیب پذیری آبخوان محسوب می شوند.
۳	هدایت هیدرولیکی (C)	با مقدار فضای خالی مرتبط به هم در آبخوان کنترل می شود و حاصل تخلخل بین دانه های، درز و شکاف ها و صفحات لایه بندی است.

۲-۲-۲- رتبه بندی پارامترهای دراستیک

به هریک از پارامترهای کیفی دراستیک مانند محیط خاک (S)، محیط غیراشباع (I) و محیط اشباع (A)، براساس نوع خاک و مواد زمین شناسی تشکیل دهنده، و به هریک از پارامترهای عددی دراستیک مانند عمق تغذیه (D)، تغذیه (R)، توپوگرافی (T) و هدایت هیدرولیکی (C)، براساس محدوده‌ها یا کلاس‌های عددی متفاوت، ارزشی بین ۱ تا ۱۰ داده می‌شود. جدول ۳ به ترتیب رتبه بندی عمق سطح آب زیرزمینی، درصد شیب، محیط اشباع آبخوان، محیط غیراشباع آبخوان، محیط خاک، هدایت هیدرولیکی و تغذیه خالص را نشان می‌دهد.

به مهم ترین پارامتر وزن ۵ و به کم اهمیت ترین آنها وزن ۱ اختصاص داده می‌شود (Aller et al., 1987). ارزیابی آسیب پذیری هر منطقه باید براساس اهمیت هریک از پارامترها در آن منطقه صورت بگیرد. برای نمونه، توپوگرافی در منطقه‌ای کوهستانی، در مقایسه با دشتی مسطح، اهمیت بیشتری دارد. همچنین، باید توجه داشت که برخی پارامترها در ایجاد دیگر پارامترهای هفت گانه دراستیک مؤثرند. مثلاً توپوگرافی (T) در پارامتر عمق آب زیرزمینی (D) در منطقه مؤثر است؛ هر چند اثر توپوگرافی پیش تر و جداگانه در برآورد شاخص دراستیک اعمال شده است. باید گفته شود وزن دهی پارامترهای دراستیک در این تحقیق براساس معیار آلر صورت گرفته است.

جدول ۳. رتبه بندی شاخص های دراستیک (Aller et al., 1987)

عمق سطح آب زیرزمینی		درصد شیب توپوگرافی		محیط اشباع آبخوان		محیط غیراشباع آبخوان		محیط خاک		هدایت هیدرولیکی	
رتبه بندی	محدوده (متر)	رتبه بندی	محدود	نوع و سازند زمین شناسی	رتبه بندی	نوع و سازند زمین شناسی	رتبه بندی	نوع محیط خاک	رتبه بندی	رتبه بندی	محدوده
۱۰	۰-۱/۵	۱۰	۰-۲	شیل توده	۱	لایه محبوس کننده	۱	نازک / نبود لایه	۱۰	۱	۰/۰۴-۴/۱
۹	۴/۶-۱/۵	۹	۲-۶	آذرین / دگرگونی	۲	سیلت / رس	۳	شن	۱۰	۲	۴/۱-۱۲/۳
۷	۹/۱-۴/۶	۵	۶-۱۲	آذرین / دگرگونی هوازده	۳	سیل	۳	ماسه	۹	۴	۱۲/۳-۲۸/۷
۵	۱۵/۲-۹/۱	۳	۱۸-۱۲	یخرف	۳	سنگ آهک	۶	کود گیاهی	۸	۶	۲۸/۷-۴۱
۳	۲۲/۸-۱۵/۲	۱	>۱۸	ماسه سنگ لایه، سنگ آهک، توالی سیل ها	۶	ماسه سنگ	۶	فشرده / متراکم	۷	۸	۴۱-۸۲
۲	۳۰/۴-۲۲/۸	-	-	ماسه سنگ توده‌ای	۶	سنگ آهک، توده‌ای	۶	لوم ماسه‌ای	۶	۱۰	>۸۲
۱	>۳۰/۴	-	-	سنگ آهک توده‌ای	۶	سیل های لایه لایه شن و ماسه با مقدار زیادی سیلت و رس	۶	لوم	۵	-	-
-	-	-	-	شن و ماسه	۱۸	شن و ماسه	۸	لوم سیلتی	۴	-	-
-	-	-	-	بازالت دارای شکستگی	۹	بازالت دارای شکستگی	۲	لوم رس دار	۳	-	-
-	-	-	-	سنگ آهک کارستی	۱۰	سنگ آهک کارستی	۱۰	کود	۲	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	رس نامتراکم	۱	-	-

کلاس‌ها در فضای طیفی تداخل داشته باشند، داده‌ها به فضایی با ابعاد بیشتر برده می‌شوند تا تمایز آنها میسر باشد. هدف اصلی این الگوریتم یافتن بیشترین فاصله بین دو کلاس و در نتیجه، افزایش دقت طبقه‌بندی است؛ در حالی که خطای تعمیم نیز تا حد امکان کاهش یابد (Zhang et al., 2008). به منظور محاسبه مرز تصمیم‌گیری دو کلاس کاملاً جدا از هم، از روش حاشیه بهینه استفاده می‌شود. مرز خطی بین دو کلاس به گونه‌ای محاسبه می‌شود که: الف) تمامی نمونه‌های کلاس ۱+ در یک سوی مرز و تمام نمونه‌های کلاس ۱- در سوی دیگر مرز واقع شوند. مرز تصمیم‌گیری به گونه‌ای است که فاصله نزدیک‌ترین نمونه‌های آموزشی هر دو کلاس از یکدیگر، در راستای عمود بر مرز تصمیم‌گیری، تا جایی که ممکن است حداکثر شود. به عبارت دیگر، در این روش، ابتدا فاصله نزدیک‌ترین نمونه‌های تعلیمی دو کلاس در راستای عمود بر مرزها محاسبه و با حل مسئله بهینه‌سازی، مرز بهینه مشخص می‌شود. مرز بهینه مرزی است که بیشترین حاشیه را دارا باشد. دو صفحه موازی در دو سمت مرز تصمیم‌گیری تعریف می‌شوند؛ به گونه‌ای که صفحه مرز بیشترین فاصله را بین دو صفحه موازی ایجاد می‌کند. هرچه فاصله بین دو صفحه موازی بیشتر باشد، دقت کلاس‌بندی افزایش می‌یابد (Srivastava and Bhambhu, 2009).

در حقیقت، این الگوریتم در پی یافتن ابرصفحه‌ای است که عملکرد آن، ضمن سازگاری با داده‌های تعلیمی، توانایی تفکیک و جداسازی مجموعه داده از یکدیگر را نیز داشته باشد (Mountrakis et al., 2011). منظور از ابرصفحه جداکننده بهینه، محدوده‌ای است که با استفاده از داده‌های تعلیمی، پیکسل‌هایی را که به نادرستی طبقه‌بندی می‌شوند به حداقل برساند (Mountrakis et al., 2011). برای تعریف این سطح جداکننده، چندین کرنل وجود دارد. در صورتی که ابرداده‌ها دارای تداخل زیادی باشند، می‌توان از کرنل چندجمله‌ای با درجات

از منابع متفاوت و با فرمت‌های گوناگون گردآوری شد و برای ورود به نرم‌افزار ArcGIS، به فرمت مطلوب تبدیل شدند. تمامی داده‌ها به یک سیستم تصویر درآمدند. همچنین، به منظور تهیه نقشه‌های معیار مدل دراستیک، آنالیزهای مکانی گوناگونی بر داده‌های موجود در محیط GIS صورت گرفت که از آن جمله می‌توان به تبدیل نقطه به ناحیه شامل درون‌یابی کریجینگ، IDW، ایجاد پلی‌گون‌های تیسن^۱، توابع تحلیلی سطوح مانند استخراج شیب از مدل ارتفاعی رقومی و تبدیل بردار به رستر اشاره کرد. وزن‌دهی پارامترهای دراستیک در این تحقیق براساس معیار آلر انجام شد. هدف این پژوهش، افزون‌بر تهیه نقشه و تعیین مناطقی با پتانسیل بالای آسیب‌پذیری، تطبیق آن با داده‌های آلودگی موجود در منطقه (نیترات) است.

۲-۲-۳- ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان (SVM)^۲ روش آماری غیرپارامتریک نظارت‌شده‌ای است و براساس این فرض عمل می‌کند که هیچ‌گونه اطلاعی از چگونگی توزیع مجموعه داده‌ها وجود ندارد. ویژگی اصلی این روش توانایی بالا در استفاده از نمونه‌های تعلیمی کمتر و رسیدن به دقت بالاتر، در مقایسه با دیگر روش‌های طبقه‌بندی پیشین، است (Mantero et al., 2005; Mountrakis et al., 2011). ماشین بردار پشتیبان، در واقع، طبقه‌بندی‌کننده‌ای دودویی است که دو کلاس را، با استفاده از مرز خطی، از هم جدا می‌کند و به خانواده طبقه‌بندی‌های خطی تعمیم‌یافته وابسته است. ماشین بردار پشتیبان داده‌ها را، با عبور یک صفحه مرز خطی و با استفاده از تمامی باندها و به کارگیری الگوریتم بهینه‌سازی، طبقه‌بندی می‌کند؛ بدین گونه که ابتدا، نمونه‌هایی که مرز کلاس‌ها را تشکیل می‌دهند به دست می‌آیند. به عبارت دیگر، تعدادی از نقاط آموزشی، که کمترین فاصله تا مرز تصمیم‌گیری را دارند، بردار پشتیبان در نظر گرفته می‌شوند (Srivastava and Bhambhu, 2009). در این روش، با افزایش بعد داده‌ها نتیجه مطلوب‌تری حاصل می‌شود. در واقع در صورتی که

1. Tissen Polygons
2. Support Vector Machine

سلول های شبکه به یکدیگر متصل اند؛ به گونه ای که خروجی هر سلول ورودی سلول بعدی به شمار می رود. شکل ۲ ساختار شبکه ای عصبی، با سه لایه، را نشان می دهد. در این شکل، لایه نخست لایه ورودی است که در پردازش هیچ نقشی ایفا نمی کند. البته برخی آن را لایه محسوب می کنند و نام «لایه ورودی» را به آن می دهند ولی برخی متخصصان دیگر آن را لایه در نظر نمی گیرند بلکه بردار ورودی^۱ می نامند. ورودی ها فقط به این دلیل به این بخش وارد می شوند که، از طریق ارتباطات موجود، به درون لایه های بعدی فرستاده و پردازش شوند. لایه انتهایی لایه خروجی است که پاسخ شبکه را به دست می دهد. لایه های بین لایه ورودی و خروجی لایه های پنهان یا میانی^۲ نامیده می شوند. یکی از متداول ترین انواع شبکه های عصبی شبکه های پرسپترون چند لایه^۳ محسوب می شوند که می توانند بسیاری از مسائل پیچیده و مشکل را حل کنند. این شبکه ها نیز ساختار کلی شبکه های عصبی شامل سه لایه ورودی، میانی و خروجی را دارند. این امکان وجود دارد که لایه میانی به تعداد دلخواه در نظر گرفته شود ولی امروزه به اثبات رسیده است که شبکه های دارای یک لایه میانی قادر به حل تمامی مسائل خواهند بود. مدل دیگر استفاده شده برای پیش بینی آسیب پذیری آب زیرزمینی، روش شبکه عصبی مصنوعی است. بدین منظور، از شبکه سه لایه پرسپترون با الگوریتم MLP استفاده شد. در این روش، برای لایه ورودی، از هشت ورودی شامل پارامترهای دراستیک استفاده شد. برای آموزش شبکه، الگوریتم LMP به کار رفت که جزئیات آموزش و فرایند محاسبه آن را انجمن مهندسان عمران امریکا مطرح کرده است (ASCE, 2000) تابع تبدیلگر، در لایه دوم، سیگماید تانژانتی^۴ و در لایه سوم، خطی^۵ است. تعداد دوره های آموزش ۱۶۰ دوره بود.

چند جمله ای، با گامای متفاوت، یا از کرنل RBF استفاده کرد. روابط موردی به کار رفته در این سه کرنل بدین شرح است:

جدول ۴. روابط بین کرنل ها

رابطه	کرنل
$K(X_i, X_j) = X_i T X_j$	خطی
$K(X_i, X_j) = (g X_i + T X_j) d, g > 0$	چند جمله ای
$K(X_i, X_j) = \exp(-g \ X_i - X_j\ ^2), g > 0$	RBF

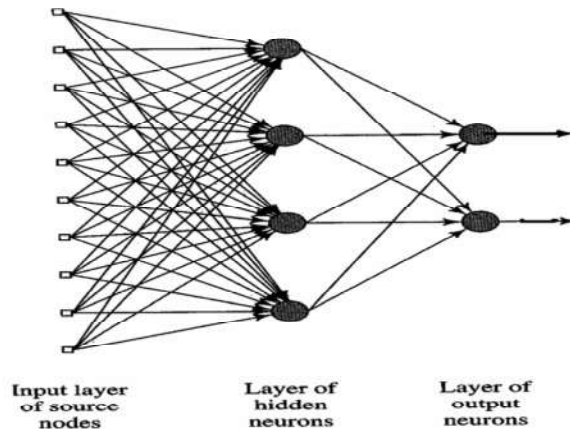
در روابط بالا، T ماتریس ترانهاده، g بیانگر گاما، d درجه چند جمله ای و X_i و X_j نشان دهنده بردار مؤلفه اُم و اُم است. در حقیقت، در کرنل های غیر خطی SVM پارامتر گاما کنترل کننده شکل مرز تصمیم است. مقادیر کم آن باعث نزدیک شدن مرز تصمیم به حالت خطی می شود. با افزایش مقدار آن، انعطاف پذیری مرز تصمیم بالاتر می رود و مرز تصمیم به شکل ابر داده های هر کلاس نزدیک تر می شود. تغییر پارامتر d نیز سبب انعطاف پذیری ابر صفحه جدا کننده می شود.

در تمامی چهار روش داده مینا، هشت پارامتر ورودی شامل پارامتر دراستیک و نیز غلظت نیترات، به منزله ورودی، به کار رفتند و شبکه، با ۳۰٪ داده های نیترات به صورت خروجی، آموزش داده شد، ۷۰٪ داده های نیترات برای کنترل شبکه نگهداری شد. در این تحقیق سه کرنل خطی، چند جمله ای و RBF، با درجات متفاوت چند جمله ای و مقادیر گامای متفاوت، بررسی شد. در نهایت، کرنل های خطی و غیر خطی و RBF به صورت کرنل های برتر انتخاب شدند.

۲-۲-۴- شبکه عصبی

ساختار شبکه های عصبی از واحدهای پردازشگر (نرون ها) تشکیل شده که وظیفه سازماندهی را برعهده دارند. این نرون ها ممکن است با یکدیگر ترکیب شوند و تشکیل لایه بدهند. هر سلول عصبی دارای چندین ورودی است. این ورودی ها با یکدیگر ترکیب می شوند و پس از عملیات پردازش، یک خروجی به دست می دهند.

1. input vector
2. hidden layer
3. multi-layer perceptron
4. tansig
5. purlin



شکل ۲. ساختار شبکه عصبی با سه لایه (Haykin et al., 1999)

استفاده از مجموعه‌ای قوانین، مانند اگر/ آن‌گاه؛^۲ (ج) بررسی سیستم و غیرفازی سازی داده‌ها از راه عملگرهای فازی، مانند or، and و no. عملگر and با کمینه‌سازی^۳ و وزن‌دهی^۴ و عملگر or نیز از طریق بیشینه‌سازی^۵ اجرا می‌شود (ندیری و همکاران، ۱۳۹۲). مدل فازی به‌روش‌های ممدانی (MLF) (Mamdani & Assilian, 1975)، مدل سوگنو (SLF) (Sugeno, 1985) و مدل لارسن (LFL) (Larsen, 1980) اجرا می‌شود. تفاوت روش سوگنو با دو روش دیگر در خروجی آن است. در این روش، برخلاف روش ممدانی، تابع عضویت خروجی سیستم فازی به‌صورت ثابت یا رابطه خطی است که از روش دسته‌بندی حاصل می‌شود (Nadiri et al., 2014). نخستین مرحله در ایجاد مدل فازی دسته‌بندی داده‌هاست. روش‌های بسیاری برای دسته‌بندی وجود دارد (Hongxing et al., 2001) که از جمله آنها می‌توان به شیوه^۶ SC^۷ برای روش سوگنو و روش FCM^۷ برای روش‌های ممدانی و لارسن اشاره کرد (ندیری و همکاران، ۱۳۹۲). در منطق فازی، میزان عضویت یک عنصر در یک مجموعه با مقداری در بازه یک (عضویت کامل) تا صفر (عدم عضویت کامل) تعریف می‌شود.

- | | |
|------------------|---------------------------|
| 1. RMSE | 2. if-then |
| 3. min | 4. prod |
| 5. max | 6. clustering subtractive |
| 7. fuzzy C-means | |

برای انتخاب بهترین مدل، از شاخص‌های آماری ضریب همبستگی (R) و طبق رابطه (۴) و نیز میانگین مربعات خطا^۱ (طبق رابطه (۵)) استفاده شد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (v_{ul_i} - \bar{v}_{ul_i})^2}{n}} \quad \text{رابطه (۴)}$$

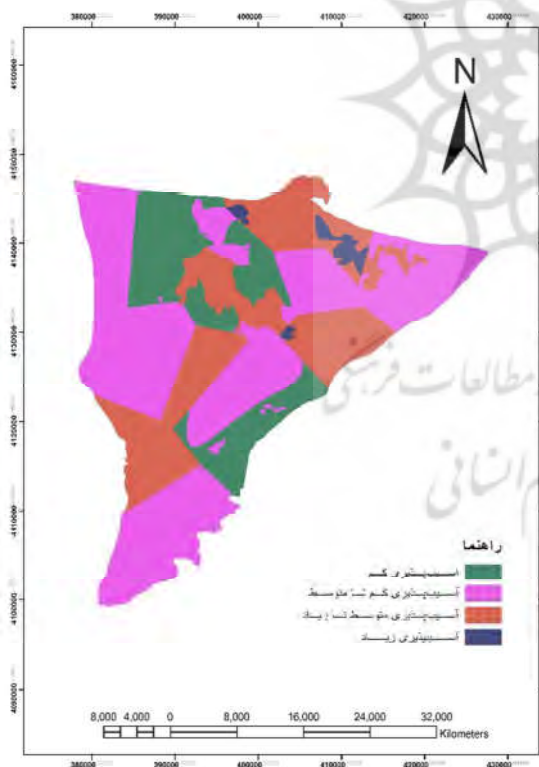
$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (v_{ul_i} - \bar{v}_{ul_i})^2}{\sum_{i=1}^n (v_{ul_i} - \bar{v}_{ul_i})^2} \quad \text{رابطه (۵)}$$

۲-۲-۵- مدل فازی

تئوری فازی را نخستین بار پروفسور لطفی‌زاده (۱۹۶۵)، در مقاله‌ای با عنوان «مجموعه‌های فازی» معرفی کرد و پس از آن، در دهه ۱۹۷۰، بسیاری از مفاهیم بنیادی تئوری فازی شامل الگوریتم‌های فازی، تصمیم‌گیری فازی و تلفیق فازی مطرح شد. این تئوری قادر است بسیاری از مفاهیم، متغیرها و سیستم‌های غیردقیق و مبهم را صورت‌بندی ریاضی بخشد و زمینه را برای تصمیم‌گیری در شرایط عدم اطمینان فراهم آورد. مدل‌های فازی معمولاً برای مسائل همراه با عدم قطعیت ذاتی مناسب‌اند (Pulido & Gutiérrez, 2009; Nadiri et al., 2014). هر سیستم فازی شامل سه بخش اصلی است: الف) فازی کردن داده‌ها با استفاده از تابع عضویت؛ ب) ایجاد ارتباط بین ورودی و خروجی با

۳-۱- نقشه آسیب پذیری با روش دراستیک

شکل ۳ و ۴ نقشه های پهنه بندی آسیب پذیری راه، با استفاده از مدل اصلی دراستیک و نقشه نیترا، نشان می دهد. همان طور که در شکل ها مشاهده می شود، در نقاطی با آسیب پذیری زیاد که با آبی پررنگ نمایش داده شده، مقدار نیترا اندازه گیری شده نیز بسیار زیاد است. آسیب پذیری آبخوان این دشت در چهار محدوده قرار دارد. ۵۶/۱۸٪ دشت دارای آسیب پذیری اندک، ۵۱/۲۹٪ دارای آسیب پذیری متوسط تا زیاد، ۲۸/۴۶٪ دارای آسیب پذیری زیاد است. میزان همبستگی بین شاخص دراستیک با غلظت نیترا ۸۰٪ به دست آمده است.



شکل ۳. نقشه پهنه بندی آسیب پذیری با استفاده از مدل دراستیک

برای تهیه مدل MFL و LFL از روش دسته بندی FCM استفاده شد. براساس این روش، تعداد دسته های مطلوب برای مدل های MFL و LFL با توجه به کمترین مقدار RMSE تعیین شد. در این روش ها نیز توابع عضویت ورودی و خروجی تابع گوسی بوده است.

۲-۲-۶- مدل فازی- عصبی

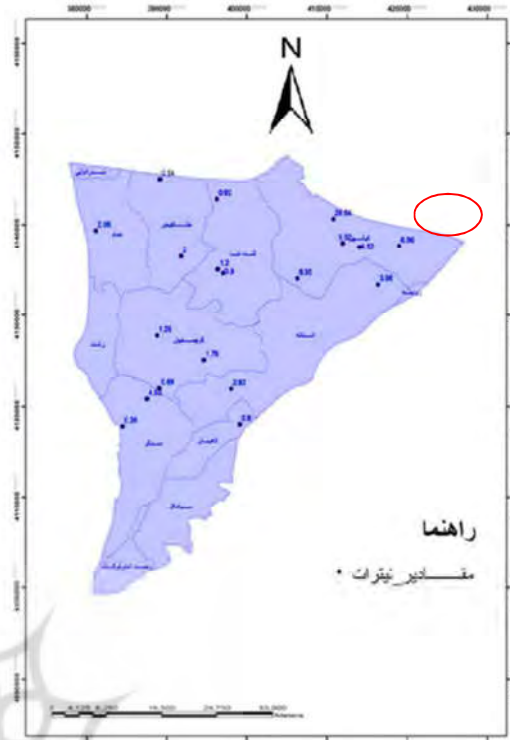
مدل ابتدایی که در این تحقیق به کار رفت ترکیب مدل فازی و شبکه عصبی بود و فازی-عصبی نامیده می شود. در این مدل، شبکه های عصبی مصنوعی برای بهینه سازی مدل فازی به کار می رود. در این روش نیز، همانند روش فازی، از روش دسته بندی کاهشی استفاده شد و برای بهینه کردن پارامترهای مدل، الگوریتم هیبرید به کار رفت. این الگوریتم ترکیبی از الگوریتم های حداقل مربعات است. مدل گرادینان نزولی انتشار به عقب سوگنوی بهینه شده با الگوریتم هیبرید، پس از سه دوره آموزشی، به مقدار بهینه رسید. ورودی های این روش نیز همچون روش های پیشین در نظر گرفته شد.

۳- نتایج و بحث

در این تحقیق، کوشش شد آسیب پذیری آب زیرزمینی با مدل دراستیک و روش های هوش مصنوعی تخمین زده شود. معیار ارزیابی روش دراستیک ضریب همبستگی بین شاخص آسیب پذیری آب زیرزمینی و غلظت نیترا و روش های هوش مصنوعی غلظت نیترا تخمین زده شده، با استفاده از مدل و غلظت نیترا اندازه گیری شده واقعی، است. مدل با داده های غلظت نیترا موجود در آبخوان شکل ۳ تطبیق یافت. سپس به منظور مقایسه عملکرد مدل های هوش مصنوعی، مقایسه ای بین نتایج مدل شبکه عصبی، بردار پشتیبان، مدل فازی و عصبی فازی صورت گرفت. باید گفته شود مدل های داده محور به کمک هفت پارامتر دراستیک و غلظت نیترا تهیه شدند که در ادامه، هریک از آنها توضیح داده می شود.

پشتیبان با کرنل خطی، همبستگی ۵۷ درصدی با غلظت نیترات اندازه‌گیری را نشان می‌دهد. برای بهبود رابطه، بین غلظت نیترات و ورودی‌های مدل از کرنل غیرخطی و RBF نیز استفاده شد که هر یک به ترتیب همبستگی ۸۰٪ و ۹۵٪ را با غلظت نیترات واقعی از خود نشان دادند. در مدل فازی هم از دو روش فازی سوگنو و ممدانی، با روش دسته‌بندی FCM، استفاده شد که، به ترتیب برای هر یک، همبستگی برابر با ۹۴٪ و ۹۵٪ با مقدار نیترات اندازه‌گیری شده در منطقه، به دست آمد. در مدل شبکه عصبی، با تغییر نرون لایه میانی و نرون لایه خروجی و نیز الگوریتم آموزشی، سعی شد بهترین تخمین از نیترات موجود حاصل شود. در این میان، با انتخاب الگوریتم آموزشی MLP، یک نرون در لایه میانی و چهار نرون در لایه خروجی، همبستگی بین داده‌های آموزش و داده‌های آزمایش به ۹۵٪ رسید.

با توجه به نتایج ضریب همبستگی و RMSE، مدل شبکه عصبی به منزله مدل برتر انتخاب شد. در ادامه، به این دلیل که هر قدر پارامترهای ورودی در مدل‌های پیش‌بینی کمتر باشد، کارایی مدل بهتر است؛ پارامترهای ورودی این مدل‌ها کاهش یافت و مقدار نیترات تخمین زده شد. نتایج حاصل از این مرحله در جدول ۶ قید شده است.



شکل ۴. نقشه مقدار نیترات اندازه‌گیری شده در نقاط متفاوت حوضه

۳-۲- نتایج روش‌های داده‌مبنا

جدول ۵ نتایج حاصل از مدل‌های متفاوت را نشان می‌دهد. نتایج به دست آمده از خروجی‌های ماشین بردار

جدول ۵. نتایج به دست آمده از مدل‌های متفاوت

R2	RMSE	Gama	b	کرنل	
۰.۵۷۰۲۴	۰.۰۵۷۱۲	۱.۰۵۷۴۲	۰.۸۲۳۵۹-	خطی	ماشین بردار پشتیبان
۰.۸۰۴۰۶	۰.۰۴۱۳۴	۰.۶۷۵۳۸-	۰.۶۷۵۳۸-	غیرخطی	
۰.۹۵۵۸۹	۰.۰۲۰۵۴	۴.۳۸۰۹۷	۰.۱۷۴۱۶	RBF	
		تعداد دسته‌ها	روش دسته‌بندی		
۰.۹۵۸۲۴	۰.۰۳۶۸۲	۱۲	FCM	ممدانی	فازی
۰.۹۴۴۷۶	۰.۰۴۳۹	۱۲	FCM	سوگنو	
		الگوریتم آموزشی	نرون لایه میانی، خروجی	—	شبکه عصبی
۰.۹۸۷۹۴	۰.۰۱۱۹۲	MLP	1,4	—	
		الگوریتم آموزشی	نرون لایه میانی، خروجی	—	فازی-عصبی
۰.۹۵۴۴۳	۰.۰۴۳۹	هیبرید	—	—	

تعیین آسیب پذیری آبخوان با روش دراستیک استاندارد و روش های داده مبنا ...

جدول ۶. خروجی های مدل های گوناگون با کاهش ورودی ها

ماشین بردار پشتیبان کرنل RBF				شبکه عصبی			
R ²	RMSE	تعداد ورودی	ورودی ها	R ²	RMSE	تعداد ورودی	ورودی ها
۰.۸۸۵	۱.۴۴۹	۶	محیط خاک- محیط غیراشباع- محیط اشباع- تغذیه خالص- تراز آب- هدایت هیدرولیکی	۰.۹۰۶	۱.۳۹۳	۶	محیط خاک- محیط غیراشباع- محیط اشباع- تغذیه خالص- تراز آب- هدایت هیدرولیکی
۰.۸۶۹	۱.۵۴۳	۵	محیط خاک- محیط غیراشباع- محیط اشباع- تراز آب- هدایت هیدرولیکی	۰.۹۰۳	۱.۴۶۶	۵	محیط خاک- محیط غیراشباع- محیط اشباع- تراز آب- هدایت هیدرولیکی
۰.۵۹	۲.۶۸۴	۲	تراز آب- محیط خاک	۰.۶۸	۲.۴۷۶	۲	تراز آب- محیط خاک
۰.۵۴	۲.۸۸۴	۱	تراز آب	۰.۶۳	۲.۷۸۶	۱	تراز آب
۰.۴۱	۲.۸۳۵	۱	محیط خاک	۰.۵۸	۲.۵۷۷	۱	محیط خاک
۰.۰۰	۴.۰۲	۱	هدایت هیدرولیکی	۰.۱۶۲	۳.۰۹۴	۱	هدایت هیدرولیکی
۰.۰۰	۴.۳۴	۱	محیط غیراشباع	۰.۰۰	۳.۳۱۳	۱	محیط غیراشباع

فازی- عصبی				فازی- ممدانی			
R ²	RMSE	تعداد ورودی	ورودی ها	R ²	RMSE	تعداد ورودی	ورودی ها
۰.۹۰۱	۱.۶۰	۶	محیط خاک- محیط غیراشباع- محیط اشباع- تغذیه خالص- تراز آب- هدایت هیدرولیکی	۰.۸۹۹	۱.۴۱۰	۶	محیط خاک- محیط غیراشباع- محیط اشباع- تغذیه خالص- تراز آب- هدایت هیدرولیکی
۰.۸۹۸	۱.۷۲	۵	محیط خاک- محیط غیراشباع- محیط اشباع- تراز آب- هدایت هیدرولیکی	۰.۸۹۲	۱.۵۲۳	۵	محیط خاک- محیط غیراشباع- محیط اشباع- تراز آب- هدایت هیدرولیکی
۰.۶۷	۲.۸۲۳	۲	تراز آب- محیط خاک	۰.۶۴	۲.۶۴۳	۲	تراز آب- محیط خاک
۰.۶۰	۲.۹۱۱	۱	تراز آب	۰.۶۱	۲.۷۲۳	۱	تراز آب
۰.۵۲	۲.۵۷۷	۱	محیط خاک	۰.۵۴	۲.۱۱۰	۱	محیط خاک
۰.۱۱۰	۳.۰۱	۱	هدایت هیدرولیکی	۰.۱۳۲	۳.۰۹۸	۱	هدایت هیدرولیکی
۰.۰۰	۳.۴۵۲	۱	محیط غیراشباع	۰.۰۰	۳.۲۸۰	۱	محیط غیراشباع

آسیب پذیری منطقه دارند، به ترتیب، لایه محیط غیراشباع و لایه هدایت هیدرولیکی اند.

۴- نتیجه گیری

نتایج حاصل از مدل دراستیک نشان داد که بین غلظت نیترات و شاخص دراستیک همبستگی ۵۰ درصدی وجود دارد. همبستگی آسیب پذیری تخمین زده شده با مدل های بردار پشتیبان خطی، غیرخطی، RBF، فازی ممدانی،

طبق جدول ۶، با حذف ورودی شیب و تغذیه خالص، دقت همبستگی مدل ها چندان کاهش نداشته است و می توان، با دادن ۵ یا حتی ۴ ورودی به مدل، مقدار نیترات را، که درحقیقت آسیب پذیری منطقه شمرده می شود، با دقت مطلوبی تخمین زد. با بررسی حالات بعدی، متوجه می شویم تأثیر گذارترین لایه، در تخمین مقدار نیترات در منطقه، لایه تراز و محیط خاک است و لایه هایی که کمترین تأثیر را در تخمین

آب های زیرزمینی محدوده آستانه - کوچصفهان در استان گیلان و بررسی تأثیر کیفیت آب رودخانه سفیدرود بر روی آن، چهارمین همایش زمین شناسی و محیط زیست دانشگاه آزاد اسلامی، واحد اسلامشهر، اسفند، ۷ صفحه.

پورفرح آبادی، ا.، خلقی، م.، محمدی، ک.، ۱۳۸۷، شبیه سازی آلودگی نیترات در آبخوان کرج با استفاده از مدل شبکه عصبی. سومین کنفرانس مدیریت منابع آب.

زارع ابدانه، ح.، بیات ورکشی، م.، اخوان، س.، محمدی، ح.، ۱۳۹۰، تخمین نیترات آب زیرزمینی دشت همدان - بهار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و اثر تفکیک داده ها بر دقت پیش بینی، محیط شناسی، سال ۳۷، شماره ۵۸، ص. ۱۰.

علی عسگری، ک.، معاضد، ه.، قربانی زاده خرازی، ح.، ۱۳۸۹، مدل سازی آلودگی نیترات در آب های زیرزمینی حاشیه زاینده رود با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، اولین کنفرانس بین المللی مدل سازی گیاه، آب، خاک و هوا.

ندیری، ع.، اصغری مقدم، الف.، عبقری، ه.، فیجانی، الف.، ۱۳۹۲، توسعه مدل های هوش مصنوعی مرکب در برآورد قابلیت انتقال آبخوان، مطالعه موردی: دشت تسوج، مجله تحقیقات منابع آب ایران، سال ۹، شماره ۱، پیاپی ۲۶.

Almasri, M.N. & Kaluarachchi, J.J., 2005, **Modular Neural Networks to Predict the Nitrate Distribution Inground Water Using the Onground Nitrogen Loading and Recharge Data**, Environmental Modelling & Software, 20, PP. 851-871.

Aller, L., Bennet, 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, U.S. Environmental Protection Agency, Ada, Oklahoma, PP: 19-25.

سوگنو، شبکه عصبی و فازی - عصبی با نیترات، به ترتیب، ۸۰، ۹۵، ۹۵، ۹۴، ۹۸، ۹۵ درصد محاسبه شد. با توجه به نتایج به دست آمده از مدل های گوناگون هوش مصنوعی، از میان این چهار مدل، روش شبکه عصبی به منزله مدل بهینه انتخاب شد. براساس مدل نهایی، پارامترهای ورودی مدل کاهش یافت. در نهایت مشخص شد، با حذف ورودی شیب و تغذیه خالص، دقت همبستگی مدل ها چندان کاهش ندارد و می توان مقدار نیترات را، که در حقیقت آسیب پذیری منطقه محسوب می شود، با دادن ۵ یا حتی ۴ ورودی به مدل، با دقت مطلوبی تخمین زد. جدول ۶ نتایج حاصل از کاهش ورودی های گوناگون و تأثیر آن در دقت برآورد خروجی ها را نشان می دهد.

منابع

آرزومندی، م.، ۱۳۹۳، ارزیابی آسیب پذیری آبخوان با استفاده از دراستیک فازی (مطالعه موردی: دشت آستانه - کوچصفهان). پایان نامه کارشناسی ارشد منابع آب، دانشکده کشاورزی دانشگاه بیرجند.

آرزومندی، م.، خاشعی سیوکی، ع.، جوادی، س.، هاشمی، س.، ۱۳۹۴، ارزیابی آسیب پذیری آب زیرزمینی دشت آستانه - کوچصفهان با استفاده از مدل اصلاح شده DRASTIC-NW. نشریه آبیاری زهکشی ایران، جلد ۹، شماره ۱، فروردین - اردیبهشت، ص. ۷۵.

احمدی، ج.، آخوندی، ل.، عباسی، ه.، خاشعی سیوکی، ع.، علیمددی، م.، ۱۳۹۲، تعیین آسیب پذیری آبخوان با استفاده از مدل دراستیک و اعمال آنالیز حساسیت تک پارامتری و حذفی (مطالعه موردی: دشت سلفچگان - نيزار)، مجله پژوهش های حفاظت آب و خاک، جلد ۲۰، شماره ۳.

اسحاق پور، م.، منشوری، م.، ۱۳۸۷، ارزیابی کیفی

- Arezoomand, M., Langrudi, M., Khasheisivaki, A., Javadi, S., Hashemi, R., 2016, **Evaluation of Vulnerability of Aquifers by Improved Fuzzy DRASTIC Method. Case Study: Aastane Kochesfahan Plain in Iran**, Ain Shams Engineering Journal, 7, PP. 11-20.
- Babiker, I.S., Mohamed, M.A.A., Hiyama, T. & Kikuo, K., 2005, **A GIS-based DRASTIC Model for Assessing Aquifer Vulnerability in Kakamigahara Heights, Gifu Prefecture, Central Japan**, Science of the Total Environment, 345(1-3), PP. 127-140.
- Dixon, B., 2005, **Groundwater Vulnerability Mapping: A GIS and Fuzzy Rule Based Integrated Tool**, Applied Geography, 25, PP. 327-347.
- Diamantopoulou, M.J., Antonopoulos, V.Z. & Papamichail, D.M., 2005, **The Use of a Neural Network Technique for the Prediction of Water Quality Parameters of Axios River in Northern Greece**, EuropeanWater, 11/12, PP. 55-62.
- El-Naqa, A., Hammouri, N. & Kioso, M., 2006, **GIS Based Elevation of Groundwater Vulnerability in the Russefia Area Jordan**, Revista Mexicana de Ciencias Geologicas, 23(3), PP. 277-287.
- Gemitzi, A., Petalas, C., Tsihrintzis, V. & Pisinaras, V., 2006, **Assessment of Groundwater Vulnerability to Pollution: A Combination of GIS, Fuzzy Logic and Decision Making Techniques**, Environmental Geology, 49(5), PP. 653-673.
- Hongxing, L., Chen, P.C.P. & Huang, H.P., 2000, **Fuzzy Neural Intelligent System, Mathematical Foundation and the Application in Engineering**, CRC Press LLC.
- Kaluli, J.W., Madramootoo, C.A., & Djebbar, Y., 1998, **Modeling Nitrate Leaching Using Neural Networks**, Water Science Technology, 38(7), PP. 127-134.
- Larsen, P.M., 1980, **Industrial Applications of Fuzzy Logic Control**, International Journal of Man Machine Studies, 12, PP. 3-10.
- Mamdani, E.H., Assilian, S., 1975, **An Experiment in Linguistic Synthesis with a Fuzzy Logic Controller**, International Journal of Man-Machine Studies, 7, PP. 1-13.
- Mamdani, E.H., 1976, **Advances in the Linguistic Synthesis of Fuzzy Controllers**, International Journal of Man-Machine Studies, 8, PP. 669-678.
- Mantero, P., Moser, G. & Serpico, SB., 2005, **Partially Supervised Classification of Remote Sensing Images through SVM-Based Probability Densityestimation**, IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 43, PP. 559-570.
- Mountrakis, G., Im, J. & Ogole, C., 2011, **Support Vector Machines in Remote Sensing: A Review**, ISPRS Journal of Photogrammetry and RemoteSensing, 13, PP. 247-259.
- Nadiri, A.A., Chitsazan, N., Tsai, F.T.C. & Moghaddam, A.A., 2014, **Bayesian Artificial Intelligence Model Averaging for Hydraulic Conductivity Estimation**, Journal of Hydrologic Engineerin, 19, PP. 520-532.
- Napolitano, P., 1995, **GIS for Aquifer Vulnerability Assessment in the Piana Campana, Southern Italy, Using the DRASTIC and SINTACS Method**, Prof. A.G. Fabbri, Thesis of Master of Siences in Geology Survey, International Institute for Aerospace Survey and Earth Sciences.
- Napolitano, P. & Fabbri, A.G., 1996, **Single-Parameter Sensitivity Analysis for Aquifer Vulnerability Assessment Using DRASTIC and SINTACS**, HydroGIS 96: Application of Geographic Information Systems in Hydrology and Water Resources Managemen, IAHS Public, 235, PP. 559-566. of Hydrogeologists, Slovak Association of Hydrogeologists, Engineering Geology, 67(6-8), PP. 290-308, Project, Environmental Sciences Division, National Hydrology Research Institute.
- Pulido-Calvo, I. & Gutiérrez-Estrada, J.C., 2009, **Improved Irrigation Water Demand Forecasting Using a Soft-Computing Hybrid Model**, Biosystems Engineering, 102, PP. 202-218.
- Ramasamy, N., Krishnan, P., Bernard, J.C. & Ritter, W.F., 2003, **Modeling Nitrate Concentration in Ground Water Using Regression and Neural Networks**, FREC Research Reports, Department of Food and Resource Economics University of Delaware.

- Samey, A.A. & Gang, C., 2008, **A GIS Based DRASTIC Model for the Assessment of Groundwater Vulnerability to Pollution in West Mitidja: Blida City, Algeria**, Research Journal of Applied Sciences, 3(7), PP. 500-507.
- Srivastava, D.K. & Bhambhu, L., 2009, **Data Classification Using Support Vector Machine**, Journal of Theoretical and Applied Information Technology, PP: 1-7.
- Vlaicu, M. & Munteanu, C.M., 2008, **Karst Groundwaters Vulnerability Assessment Method**.
- Wen, X., Wu, J. & Si, J., 2009, **A GIS-based DRASTIC Model for Assessing Shallow Groundwater Vulnerability in the Zhangye Basin, Northwestern China**, Environ Geol, 57, PP. 1435-1442.
- Zadeh, L. A., 1965, Fuzzy sets, **Journal of Information and Control**, 8: 338-353.
- Zhang, Zh., Lieven, V., Eva, De, C., XiaoKun, Ou. & De Wulf, R., 2008, **Vegetation Change Detection Using Artificial Neural Networks with Ancillary Data in Xishuangbanna, Yunnan Province, China**, Chin. Sci. Bull, 52(2), PP. 232-243.

